

ECONOMÍA

Revista del Departamento de Economía
Pontificia Universidad Católica del Perú

Volumen XXVII, n.^{os} 53-54, junio-diciembre 2004

Contenido

Artículos	Área de Libre Comercio para las Américas: ¿emulación integracionista y construcción de actores? JAVIER IGUÍÑIZ ECHEVERRÍA	9
	Divergencia y convergencia regional en el Perú: 1978-1992 EFRAÍN GONZALES DE OLARTE Y JORGE TRELLES CASSINELLI	35
	<i>El centro y la periferia</i> , una aproximación empírica a la relación entre Lima y el resto del país GIOVANNA AGUILAR Y GONZALO CAMARGO	65
	¿Cuál es el destino de los países abundantes en recursos minerales? Nueva evidencia sobre la relación entre recursos naturales, instituciones y crecimiento económico CECILIA PERLA	99
	Country Risk: an empirical approach to estimate the probability of default in emergent markets GONZALO CAMARGO CÁRDENAS Y MAYKO CAMARGO CÁRDENAS	173
	Indicadores líderes, redes neuronales y predicción de corto plazo JAVIER KAPSOLI SALINAS Y BRIGITT BENCICH AGUILAR	213
	Competencia y circulación de las elites económicas: teoría y aplicación al caso del Perú ADOLFO FIGUEROA	255
Reseñas	Blim, Michael, <i>Equality & Economy. The global challenge</i> HÉCTOR OMAR NOEJOVICH	295

Cárdenas, Enrique, José Antonio Ocampo y Rosemary Thorp. <i>Industrialización y estado en la América Latina: la leyenda negra de la posguerra</i> LUIS MIGUEL ESPINOZA BARDALES	300
Quiroz, Alfonso W., <i>Domestic and foreign finance in modern Peru 1850-1950. Financing visions of development</i> MATTEO STIGLICH	306
Vásquez Huamán, Enrique, <i>Estrategias del poder. Grupos económicos en el Perú</i> JUAN CARLOS SOTO	309

Indicadores líderes, redes neuronales y predicción de corto plazo^{1 2}

Javier Kapsoli Salinas³

Brigitt Bencich Aguilar

RESUMEN

Este documento muestra un procedimiento para construir un predictor de corto plazo del nivel de actividad económica. Para ello, se utiliza el filtro de Baxter y King para descomponer la serie del PBI mensual en sus tres componentes: estacional, cíclico y tendencial. Posteriormente el componente cíclico es estimado y pronosticado a partir de un conjunto de variables líderes que adelantan al PBI. Se propone que las relaciones entre estas variables y el ciclo del PBI se dan a través de un modelo no lineal de redes neuronales. Los demás componentes son estimados utilizando modelos econométricos estándar. Finalmente, se agregan los tres componentes para obtener un indicador de la evolución futura del PBI. La predicción que se obtiene muestra un nivel razonable de confiabilidad, por lo que el índice propuesto puede ser una herramienta para la toma de decisiones dada su pronta disponibilidad respecto a las estadísticas oficiales.

ABSTRACT

This paper shows a procedure to construct a short run predictor for the GDP. We use the Baxter & King filter to decompose the monthly GDP on its three components: seasonal,

¹ Los autores desean agradecer la valiosa colaboración de Gisella Chiang y Edgar Guerra en la compilación y procesamiento de la información que se utilizó en la presente investigación, así como en la actualización de las referencias bibliográficas. A su vez, las sugerencias de Waldo Mendoza y de los asistentes a la presentación preliminar de este trabajo realizada en la Dirección General de Asuntos Económicos del Ministerio de Economía y Finanzas han contribuido a enriquecer este documento.

² El presente artículo ha sido realizado en base al Documento de Trabajo Cisepa N° 213, en el cual se puede hacer una revisión de los anexos y apéndices que acá se mencionan, pues por razones de extensión no han sido incluidos. Véase el Apéndice en <http://www.pucp.edu.pe/economia/pdf/DDD213.pdf>

³ Profesor del Departamento de Economía de la Pontificia Universidad Católica del Perú jkapsol@pucp.edu.pe y Consultor de la Dirección General de Asuntos Económicos, Ministerio de Economía y Finanzas jkapsoli@mef.gob.pe, y Consultora de la Dirección General de Asuntos Económicos, Ministerio de Economía y Finanzas bbencich@mef.gob.pe. Las opiniones y cálculos vertidos en el presente documento son de exclusiva responsabilidad de los autores, no pudiendo, bajo ninguna circunstancia, considerarse como representativos de alguna de las instituciones a las que estos se encuentran afiliados.

business cycle and long-run trend. Furthermore we estimate and forecast the business cycle using a set of leading economic variables. We propose that the complicated relationships among this variables and the business cycle are well captured by a non linear artificial neural network model. The other components are estimated using standard econometric techniques. Finally, the three components are added to obtain an indicator for the future behavior of the GDP. The prediction shows an acceptable level of reliability, so the index can be used to take decisions in the private or public sector. The main advantage of the index is its faster availability relative to the official statistics.

Introducción

Tradicionalmente, la predicción de agregados macroeconómicos se ha realizado utilizando modelos estructurales que se construyen alrededor de las relaciones que se derivan de la Teoría Económica.⁴ Estas estimaciones se utilizan principalmente para realizar el diseño y la evaluación de la política económica de mediano y largo plazo.

Sin embargo, es frecuente que en el ejercicio real de la Política Macroeconómica se requieran predicciones de muy corto plazo. Por ejemplo, en la alta dirección del Sector Público se necesita decidir el límite de gasto público en un determinado mes, para lo cual se deben estimar los ingresos tributarios de ese período. Como es sabido, la recaudación de impuestos está principalmente determinada por el nivel de actividad económica. Por lo tanto, un buen indicador de la evolución del producto se reflejará en una correcta predicción del nivel de ingresos y con ello, en una buena decisión respecto al monto de gastos que se efectuará.

Otra utilidad de estas predicciones de frecuencia corta es que permiten prever la inminencia de una recesión, con lo cual las autoridades económicas tendrían un margen de acción que les ayude a minimizar los efectos de estas inevitables fluctuaciones de las economías, tanto sobre la producción y el empleo.

⁴ A raíz de la célebre "Crítica de Lucas" a la teoría de la Política Económica (Lucas 1976), además de los modelos estructurales, se han generalizado como modelos alternativos los de la denominada *Econometría Dinámica* (véase Hamilton 1994 y especialmente Hendry 1995).

En este contexto, las relaciones en las que se basan los modelos macroeconómicos pueden verse afectadas por el ruido propio de una frecuencia corta. A su vez, los modelos econométricos son estructuras complicadas que utilizan gran cantidad de variables exógenas, que deben ser un *input* para las predicciones. Es decir, las predicciones de estos modelos están condicionadas a que los valores que se han supuesto respecto a las variables exógenas sean válidos.

En modelos para economías pequeñas y abiertas como la peruana, las variables exógenas típicamente suelen ser precios de *commodities*, términos de intercambio, crecimiento de la demanda mundial, entre otras. Como es claro, los supuestos que se hagan sobre estas variables, además de implicar un alto costo en tiempo de investigación y análisis de la coyuntura internacional, suelen tener un alto margen de error, invalidando las predicciones de las variables endógenas.

Es por ello que desde hace mucho tiempo se vienen utilizando metodologías estadísticas basadas en el concepto de Indicadores Líderes para realizar predicciones de la evolución futura del nivel de actividad en el muy corto plazo. Estas técnicas, a pesar de ser bastante antiguas, recién se han generalizado en nuestro país. En particular, los bancos y consultoras privadas realizan un seguimiento de estos indicadores y los utilizan para efectuar pronósticos de corto plazo. Además, un reciente informe del Consorcio de Investigación Económica⁵ propone también la utilización de un indicador adelantado, que es conceptualmente consistente con el que aquí se presenta.

A su vez, debido al desarrollo reciente de los métodos cuantitativos en la Ciencia Económica, han ido apareciendo nuevas técnicas que, aunadas a la mejora tecnológica de las modernas computadoras, han puesto a disposición de los investigadores una serie de metodologías que permiten obtener mejores y más acertadas estimaciones y predicciones.

Dentro de estas nuevas técnicas, destaca el uso de modelos no lineales articulados alrededor del concepto de redes neuronales artificiales. Esta idea, basada en la capacidad de aprendizaje y respuesta

⁵ Escobal y Torres (2002).

que tienen los seres vivos, ha sido anteriormente aplicada al análisis de sistemas computarizados y, muy recientemente, a temas económicos y financieros.⁶

Como más adelante veremos, los modelos de redes neuronales son, esencialmente, modelos de indicadores, en los cuales no siempre hay clara una relación económica. A pesar de ello, dado que lo que buscamos es minimizar el error de predicción, los modelos que comentamos pueden ser (como más adelante se muestra) una poderosa herramienta de análisis.

Este documento se compone de siete secciones, donde la primera parte es esta introducción. La segunda sección muestra un breve marco teórico. La tercera describe la metodología que utilizaremos en la construcción del índice. La cuarta muestra el funcionamiento del modelo de redes neuronales que se utiliza en la elaboración del indicador líder. La quinta sección describe las características de la base de datos. La sexta muestra el índice construido, así como sus pronósticos de corto plazo. Finalmente, en la última sección, se discuten algunas conclusiones y perspectivas.

1. Consideraciones teóricas

La idea de los indicadores líderes se origina en la teoría de los ciclos económicos, particularmente en la cuantificación empírica de estos ciclos. Los trabajos sobre el tema se remontan a las investigaciones de Burns y Mitchell (1946) y, desde entonces, han generado una abundante literatura, tanto en el extranjero como en nuestro país.⁷

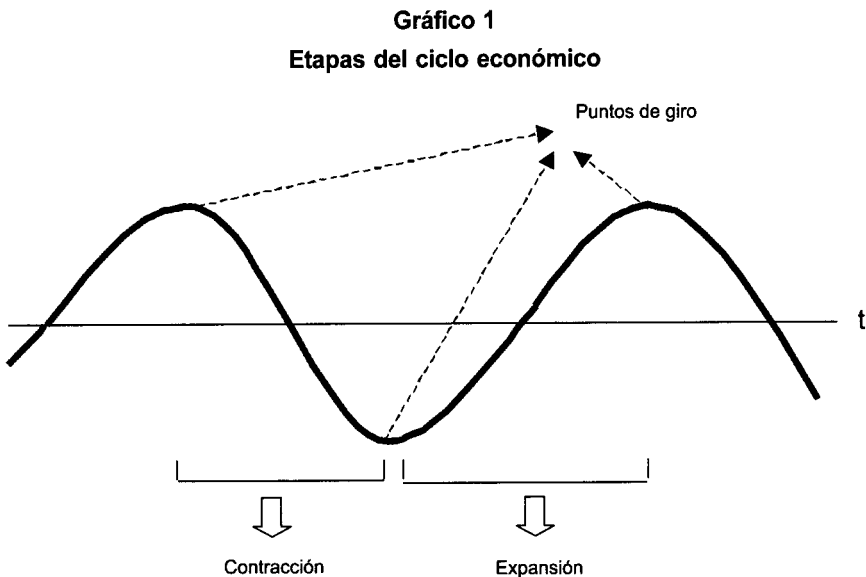
⁶ Al respecto, véase el excelente *survey* de Zhang, et. al. (1998).

⁷ Véase Stock y Watson (1999) para el caso norteamericano. Para el caso peruano, son referentes obligados: Seminario y Bouillón (1992), Terrones y Calderón (1993) y, muy recientemente, Morón et. al. (2002).

La definición clásica del ciclo económico se debe a Burns y Mitchell (1946):

“Los ciclos económicos son una forma de fluctuación que se encuentra en la actividad económica agregada de las naciones que organizan su trabajo principalmente en empresas: un ciclo consiste en expansiones que ocurren al mismo tiempo en múltiples actividades económicas, seguido de recesiones, contracciones y recuperaciones igualmente generalizadas, que se entrelazan con la fase expansiva del siguiente ciclo; esta secuencia de cambios es recurrente pero no periódica; en duración, los ciclos económicos varían desde más de un año a diez o doce años; no son divisibles en ciclos más cortos de carácter similar, cuyas amplitudes se aproximen a la propia.”⁸

Como se ve en el gráfico 1, el ciclo se compone de una fase expansiva y una recesiva, ambas separadas por un punto de giro. Se define un punto de giro como aquel cuyo valor se encuentre por debajo (o por encima) del mes anterior y del siguiente a él.⁹



⁸ Cita tomada de Sachs y Larrain (2002: 189).

⁹ Escobal y Torres (2002: 15). Se supone que la información es mensual.

A partir de la concordancia temporal (*timing*) de los puntos de giro de las diferentes variables macroeconómicas respecto al ciclo del PBI, se definen tres tipos de variables: (i) Retardadas (*lagging*) son aquellas cuyos puntos de giro ocurren después de los del nivel de actividad; (ii) Coincidentes, cuando los puntos de giro ocurren conjuntamente con los del PBI; y (iii) Adelantadas (*leading*), cuando el ciclo de la variable gira antes que el de la producción.

Precisamente, son las variables adelantadas o líderes las que nos permitirán obtener información relevante respecto a la evolución futura de la economía. La idea central que subyace a este razonamiento es que existe un único proceso (no observable) que podríamos llamar Nivel de Actividad, que se manifiesta a través de diferentes variables¹⁰ y en diferentes períodos de tiempo.

Así, por ejemplo, cuando una empresa decide incrementar su producción, previamente debería acopiar insumos nacionales e importados. Por ello, observamos que aumentos en las importaciones de insumos para la manufactura adelantan a expansiones en el producto industrial. Lo mismo sucede con el crédito bancario. Para efectuar las compras de insumos necesarios durante el proceso de producción, las empresas deben gestionar los créditos con anterioridad al inicio de una expansión.

De la discusión anterior debe quedar claro una cosa: la metodología de indicadores líderes no es, estrictamente, una técnica para predecir con exactitud los valores del PBI; lo que esencialmente se busca es anticipar los puntos de giro del nivel de actividad. Es decir, se busca conocer con antelación el inicio de una recesión (o expansión), lo cual permitiría al gobierno adoptar las medidas contra-cíclicas adecuadas a fin de morigerar los efectos de estas fluctuaciones.

Por lo tanto, el criterio de valor respecto a la validez o no de los resultados obtenidos a partir del índice debería ser el signo que arroja el indicador y no tanto el valor específico que se obtiene. En particular, se dice que cuando el indicador arroja un valor negativo durante

¹⁰ De las cuales, sin duda, la más importante es el Producto Bruto Interno (PBI).

tres meses consecutivos, entonces es inminente la ocurrencia de una recesión.¹¹

2. Metodología

Para comprender exactamente cómo se construyen los indicadores líderes, debemos entender previamente la metodología de cálculo de los ciclos económicos.

La idea central aquí es que toda serie de tiempo posee tres componentes, que pueden ser separables. Estos tres componentes son la tendencia, la estacionalidad y el ciclo. En términos cronológicos, la tendencia corresponde al largo plazo; la estacionalidad, al muy corto plazo; y el ciclo, a las frecuencias intermedias.

2.1. Estimación de los Ciclos Económicos

La primera etapa del cómputo de los Indicadores Líderes será la identificación de las variables adelantadas que compondrán el índice. Para ello se requiere obtener los ciclos de un conjunto de variables y correlacionarlos con el ciclo del PBI. Claramente, el primer paso de este trabajo debe ser la estimación de los referidos ciclos.

Sobre esto último hay una variedad de técnicas, siendo las más conocidas la determinista (tendencias lineales o polinómicas, promedios móviles, tasas de variación, etc.) y la filtración estocástica (Hodrick y Prescott (1997), Baxter y King (1995), etc.).

Dado que la moderna econometría de series de tiempo ha enfatizado el rol de las tendencias estocásticas antes que de las deterministas (véase, entre otros, Hamilton 1994), hemos descartado los métodos de tendencias para el cálculo del ciclo.¹² Queda entonces, casi por

¹¹ Véase Universidad Torcuato di Tella (1999) para más detalles.

¹² Escobal y Torres (2002) consideran una estimación de este tipo a la que denominan "Filtro Econométrico".

defecto, la necesidad de utilizar alguno de los filtros que anteriormente mencionamos para obtener una estimación del ciclo.

El filtro de Hodrick y Prescott¹³ (HP) consiste en obtener la tendencia de una serie utilizando la siguiente fórmula:

$$x_t^P = \text{Arg Min} \sum_{t=1}^T \left\{ (x_t - x_t^P)^2 + \lambda [(x_{t+1}^P - x_t^P) - (x_t^P - x_{t-1}^P)]^2 \right\} \quad (1)$$

donde x_t^P es el componente permanente de la serie observada x_t . Note que esta fórmula busca minimizar la varianza del componente cíclico sujeto a una penalidad dada por la variación en la segunda diferencia del componente de crecimiento. Esta penalidad está determinada por el parámetro de suavizamiento λ . Cuanto mayor es el valor de λ , más suave será la tendencia extraída. En el límite, cuando $\lambda \rightarrow \infty$ la tendencia será una línea recta.

Este método es muy utilizado;¹⁴ sin embargo, sobre el filtro HP hay una amplia serie de críticas.¹⁵ En particular, Harvey y Jaeger (1993) y Cogley y Nason (1995) han demostrado que el filtro genera ciclos espurios¹⁶ cuando se aplica a series que son I(1), siendo óptimo solamente cuando la serie en cuestión es I(2); es decir, estacionaria en segundas diferencias.

Un punto particularmente controversial del uso de este método es la selección del parámetro que controla la suavidad del componente tendencial λ . El criterio dado por Hodrick y Prescott en su trabajo es

¹³ Véase Hodrick y Prescott (1997).

¹⁴ Probablemente la principal causa de ello es su incorporación al menú de opciones del popular *software* Econométrico E-views.

¹⁵ King y Rebelo (1993), Cogley y Nason (1995), Guay y St-Amant (1997).

¹⁶ Recientemente Pedersen (2001) ha mostrado que estos ciclos espurios no ocurren cuando se considera el ciclo medido en términos del "filtro ideal". Esto ha llevado a Cogley (2001) a retractarse (o aclarar) en el sentido de que los ciclos espurios que produce el HP se refieren a la medición de ciclo en el sentido de Beveridge y Nelson (1981).

puramente empírico,¹⁷ y nada garantiza que, en otros países, los supuestos bajo los que se postula el conocido valor de $\lambda = 1,600$ para datos trimestrales se puedan extrapolar mecánicamente con independencia de las características institucionales de cada país y, especialmente, de la longitud del ciclo.¹⁸

Dado que λ , en la práctica, es la razón de la varianza del componente tendencial respecto al cíclico, su determinación es extremadamente importante en el cálculo del resultado final; con diferentes lambdas se obtienen resultados totalmente disímiles.

El otro método de filtración es el llamado Filtro de Paso de Bandas (*Band Pass Filter*), propuesto por Baxter y King (1995). La característica principal de este nuevo filtro es que, a través del uso de una media móvil simétrica, elimina los componentes tendenciales (asociados a frecuencias bajas) e irregulares (asociados a frecuencias altas) reteniendo los ciclos (frecuencias intermedias). En particular, para extraer el componente cíclico de entre p y q períodos de longitud, siendo κ el punto de truncación,¹⁹ Baxter y King demuestran que la media móvil óptima sería:

$$x_t = \sum_{-k}^k a_j x_{t-j} \quad (2)$$

las ponderaciones de la media móvil vienen dadas de acuerdo a la siguiente regla:

¹⁷ El famoso 1,600 que se utiliza para datos trimestrales fue sugerido por Hodrick y Prescott suponiendo que el ciclo tiene una desviación estándar de 5 puntos porcentuales aproximadamente y la segunda diferencia del componente permanente, una desviación estándar de 1/8. De allí se obtiene $\sqrt{\lambda} = \frac{5}{1/8} \rightarrow \lambda = 1,600$

¹⁸ Cuando se utiliza una frecuencia diferente a la trimestral (anual o mensual), la selección de λ es todavía más polémica. Por ello, recientemente han aparecido varios trabajos que proponen diversas metodologías para la selección de λ . Entre ellos podemos citar: Del Río (1999), Pedersen (2001) y Ravn y Uhlig (2002).

¹⁹ Este criterio de truncación es necesario porque el "filtro ideal" sería un promedio móvil de orden infinito, lo cual obviamente es inaplicable al análisis empírico real.

$$a_j = \begin{cases} \frac{\text{sen}(j\bar{\omega}) - \text{sen}(j\omega)}{j\pi} & j = 1, 2, \dots, \kappa \\ \frac{\bar{\omega} - \omega}{\pi} & j = 0 \end{cases}$$

donde $\bar{\omega} = \frac{2\pi}{p}$ y $\omega = \frac{2\pi}{q}$.

Debido a que este filtro es aceptado en la literatura especializada como superior al de Hodrick y Prescott,²⁰ lo hemos utilizado como herramienta para el cálculo de los ciclos de todas las variables analizadas en el presente documento.

2.2. Identificación

Una vez obtenidos los ciclos para cada una de las variables que componen la base de datos, se debe de determinar si son líderes, rezagadas o contemporáneas. Se ha utilizado como indicador de *timing* para cada variable la máxima correlación dinámica entre el ciclo de la variable en mención y el ciclo del PBI.

Formalmente:

j es adelantada si $\text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i > 0, i \in \langle -\varpi, +\varpi \rangle$

j es coincidente si $\text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i = 0, i \in \langle -\varpi, +\varpi \rangle$

j es retrasada si $\text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i < 0, i \in \langle -\varpi, +\varpi \rangle$

²⁰ En su artículo sobre ciclos en la economía norteamericana, preparado para el *Handbook of Macroeconomics*, Stock y Watson (1999) utilizan este filtro. Para ser justos, tampoco el filtro Baxter y King (BK) está exento de críticas. En particular, Guay y St-Amant (1997) encuentran que presenta también algunos problemas en las frecuencias bajas. Sin embargo, ellos consideran el $\kappa = 12$ propuesto en el artículo original de Baxter y King. Recientemente Pedersen (2001) ha mostrado que el filtro mejora muy considerablemente su *performance* si se elige $\kappa = 20$. Este valor es el que hemos utilizado en los cálculos que utilizan el mencionado filtro.

Donde x_j es el ciclo de la variable $j = 1, \dots, N-1$ e y_t es el ciclo del PBI. N es el número de variables en la base de datos y v es un orden de rezago o adelanto que fijaremos en diez (10).

Este procedimiento genera un subconjunto relativamente grande de variables adelantadas que posteriormente se irán reduciendo hasta llegar a los componentes del indicador líder. Para ello se utilizarán los siguientes criterios:

- 1) **Consistencia Teórica.** Se espera que el movimiento común entre la variable analizada y el PBI guarde consistencia con la Teoría Económica. Por ejemplo, se espera que el gasto y el PBI se relacionen positivamente. Aquellas variables en las cuales el signo de la correlación contradice la teoría se han eliminado.
- 2) **Coherencia con el ciclo económico.** Se ha buscado seleccionar aquellas variables que muestren una mayor correlación con el ciclo del PBI y, en particular, que tengan capacidad de anticipar correctamente los puntos de giro.
- 3) **Redundancia.** No pueden incorporarse variables que representen un mismo concepto o que se muevan de manera muy semejante (por ejemplo, despachos locales de cemento y PBI construcción), puesto que un error de medición o una falsa señal podría sesgar significativamente el índice.
- 4) **Mayor Nivel de adelanto.** Se prefieren aquellas variables que tengan un mayor nivel de anticipo con el PBI, porque eso permitiría obtener predicciones para más meses. En la práctica, la variable que tenga el mínimo nivel de adelanto está limitando la cantidad de meses que el índice puede predecir. Es decir, si el mínimo nivel de adelanto es dos meses, el índice solo puede realizar predicciones hasta de dos meses en el futuro, puesto que de lo contrario debería alimentársele con estimaciones aumentando la posibilidad de error.

2.3. Construcción del Índice

La sección 2.2. define los componentes del índice. Para terminar la descripción de la metodología, procedemos a explicar cómo se construye el Indicador Líder y cómo, a partir de este, se obtiene una estimación del PBI.

Una vez establecidos los componentes del índice, estos deben combinarse convenientemente para construir el indicador. Cabe mencionar, previamente a la construcción del índice, que las variables x_i se deben estandarizar, a fin de evitar que alguna variable con excesiva volatilidad sesgue el indicador.

El índice se construye utilizando un modelo no lineal de redes neuronales artificiales, procedimiento que se detalla en la cuarta sección del presente documento. Para los fines de explicación contenidos en la presente sección supondremos que el indicador ya ha sido elaborado.²¹

2.4. Estimación del PBI

Una vez calculado el índice, el paso final es reconstruir el PBI. Esto es necesario debido a que la interpretación de un indicador de ciclo es complicada, inclusive para los analistas especializados. Si el objetivo del trabajo es brindar un criterio adicional de decisión a expertos y a *policy makers*, es conveniente presentar los resultados del índice a través de una estimación del PBI.

²¹ Esto es una innovación metodológica, puesto que la mayoría de trabajos de Indicadores Líderes ponderan los componentes del Índice de manera inversamente proporcional a su volatilidad relativa (Universidad Torcuato di Tella 1999; Maurer et. al. 1996). Otros trabajos (en menor número) siguen la metodología de construir los ponderadores considerando la capacidad de las variables seleccionadas de reproducir correctamente la dirección de la tendencia, así como la ocurrencia de los puntos de Giro (Auerbach 1982, Escobal y Torres 2002). En este sentido un índice no lineal puede representar mejor la estructura compleja y en realidad, desconocida, a través de la cual los componentes del índice se relacionan con el ciclo del PBI. Sin embargo, para fines de comparación, en el apéndice N° 1 se muestra un índice lineal construido de acuerdo al mencionado procedimiento de Auerbach.

Previamente a la estimación, debemos separar el PBI en sus tres componentes: estacional, cíclico y tendencial; para ello, utilizamos también el filtro de Baxter y King.²²

Con el índice líder que tenemos, podemos obtener una predicción de la parte cíclica. A continuación detallamos el procedimiento para estimar la parte tendencial y estacional. Antes de ello, debemos recalcar que no hemos utilizado un método determinista para realizar las estimaciones de la tendencia o de la estacionalidad. Es decir, las variables endógenas de las dos estimaciones que presentamos a continuación se han obtenido a través de un método de filtración estocástica, como explicáramos anteriormente.²³

Para calcular la parte correspondiente a la tendencia de largo plazo utilizamos el siguiente modelo:

$$y_t^T = \Phi_0 + \Phi_1 t + \Phi_2 t^2 + \dots + \Phi_k t^\psi + u_t^T \quad (3)$$

donde y_t^T es la tendencia de largo plazo del PBI, t es el tiempo y ψ se determinará en el proceso de estimación.

A su vez, para proyectar el componente estacional se utilizó el siguiente modelo:

$$y_t^S = \sum_{i=1}^{12} \pi_i D_i + u_t^S \quad (4)$$

donde D_i es una variable binaria que se define como uno en el i -ésimo mes y cero en otro caso. y_t^S es el componente estacional del PBI.

²² Basta cambiar convenientemente las frecuencias para extraer de la serie sus componentes estacional y de largo plazo.

²³ Los resultados no cambian sustancialmente si se utiliza un método de extracción de señales como el suministrado por el programa econométrico TRAMO / SEATS (véase apéndice N° 2).

Finalmente, se agregan los componentes estimados de la parte cíclica, estacional y tendencial.

$$\hat{y}_t = \hat{y}_t^s + \hat{y}_t^c + \hat{y}_t^t \quad (5)$$

donde $\hat{y}_t^c = I\sigma_{y^c} + \overline{y^c}$ debido a que, como se mencionó anteriormente, el índice se construye utilizando variables estandarizadas.

3. Redes neuronales artificiales²⁴

Los modelos de redes neuronales aparecen en la biología como una representación de la característica natural de acumulación de información visual y aprendizaje que tienen los seres vivos. Sin embargo, el proceso por el cual, a partir de esta información, se genera una respuesta en un sujeto es sumamente complicado y, hasta cierto punto, es aún desconocido.

En general, este proceso puede describirse como uno en el cual un número determinado de células (neuronas) se organizan a través de una red e interactúan hasta obtener una respuesta a determinados estímulos. Por ejemplo, una persona recibe una serie de información que es transmitida a través de impulsos a sus células cerebrales. En el cerebro, estos impulsos se entre-mezclan y generan una respuesta.

En este proceso, es vital la capacidad de aprendizaje que tiene la red cerebral. Si una serie de condiciones generan un *output* desagradable para el sujeto, las siguientes ocasiones en que estas circunstancias ocurran, el individuo tomará las precauciones necesarias a fin de minimizar el resultado nocivo.

Esta idea fue inicialmente formalizada en McCulloch y Pitts (1943), aunque en un modelo simple con una sola capa. No fue hasta inicios

²⁴ El término *artificial* es hasta cierto punto redundante; toda red no biológica es, por definición, artificial.

de los años sesenta cuando, gracias a los trabajos de Rosenblatt (1961), se generaliza la versión del modelo de redes neuronales, que es hoy más popular en la investigación en economía y finanzas: el modelo del Perceptrón Multicapa.

Los Perceptrones son redes de propagación hacia adelante basados en nodos o neuronas. En su forma básica, el Perceptrón consta de una capa de entrada con J elementos que se propagan a una capa de K unidades ejecutoras,²⁵ y de estas, a una única unidad de salida.²⁶

El uso de estas estructuras se generalizó rápidamente a los sistemas de cómputo, la física y la meteorología. Sin embargo, la extrema complejidad del algoritmo de aprendizaje que usan estos modelos limitó su desarrollo hasta la aparición del método de retropropagación del error²⁷ (Rumelhart et. al. 1986).

Con este aporte y el rápido desarrollo de la tecnología de las computadoras personales, el uso de los modelos no lineales de redes neuronales para fines de predicción ha ido ganando popularidad en el terreno de la economía y las finanzas.²⁸

Un modelo de redes neuronales supone que existe una relación lineal entre un conjunto de J inputs X_{jt} (neuronas de entrada) y una variable de salida Y_t :

$$Y_t = \sum_{j=1}^J \beta_j X_{jt} \quad (6)$$

²⁵ Se suele llamar *capa oculta* a esta segunda capa.

²⁶ De allí precisamente viene el nombre de Perceptrón Multicapa (*Multilayer Perceptron*).

²⁷ Véase el apéndice N° 3.

²⁸ El desarrollo ha sido mayor en finanzas que en economía, debido a que el modelo requiere de una muestra relativamente grande que es más fácil de compilar en variables financieras, muchas de las cuales suelen tener frecuencia semanal e incluso diaria (véase Azzof 1994 y Franses y Van Dijk 2000).

donde β_j son los pesos que ponderan los efectos de las variables de entrada sobre Y_t .

La ecuación (6) es simplemente una ecuación lineal, donde Y_t es la suma ponderada de los *inputs*. Note que, en este modelo, los efectos son simétricos. Es decir, el efecto de un cambio en la variable X_{kt} sobre Y_t será siempre $\beta_k \Delta X_{kt}$, independientemente del hecho de que ΔX_{kt} sea positivo o negativo. Sin embargo, si pensamos que Y_t es el nivel de actividad, es estándar suponer que las señales negativas producen efectos mayores sobre el nivel de actividad que las positivas.

Por ejemplo, cuando se da una amnistía tributaria y los ingresos fiscales caen, inmediatamente los agentes perciben un riesgo sobre la factibilidad de las metas de déficit y la sostenibilidad y seriedad de la política fiscal, por lo que castigan elevando la prima que requieren para comprar títulos públicos. Sin embargo, cuando se dan medidas tributarias orientadas a elevar la recaudación, el efecto no es simétrico y, a pesar de la mejora en los ingresos públicos, continúa el temor a que la situación fiscal pueda nuevamente complicarse, porque se ha internalizado que una nueva amnistía u otro beneficio tributario podría ocurrir en el futuro.

Por ello, la relación (6) podría ser no lineal y estar mejor representada por una función sigmoideal; es decir:

$$Y_t = g \left(\sum_{j=1}^J \beta_j X_{jt} \right) \quad (7)$$

donde

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (8)$$

es la función logística.

Hasta acá se tiene un modelo no lineal simple; sin embargo, existe la posibilidad de que la relación entre las X e Y no sea directa. Por ejemplo, cuando se eleva la tasa de interés real, el producto cae sin haber una relación directa entre ambas variables. Como es bien sabido, esta relación se da a través de la Inversión. Cuando la tasa de interés sube, la inversión baja. Por ello, la demanda agregada y, finalmente, el producto se reducen.

Es decir, pueden existir variables intermedias que sean las que reciben como *inputs* las variables de entrada X_{jt} . Estas variables, que en la literatura se conocen como *Neuronas Ocultas*, van a reestimar los pesos a través de los cuales las variables de entrada afectan a la de salida. En general, en los modelos de redes neuronales no es necesario que se especifique o se conozca exactamente cuáles son las relaciones entre las neuronas de entrada y las neuronas ocultas; este proceso puede permanecer desconocido generando lo que se conoce como una *Capa Oculta (Hidden Layer)*.

Formalmente, llamemos α_k a los pesos a través de los cuales las neuronas ocultas se relacionan con la neurona de salida ($k = 1, 2, \dots, K$), donde K es el número de neuronas ocultas; entonces:

$$Y_t = h \left(\sum_{k=1}^K \alpha_k g \left(\sum_{j=1}^J \beta_j X_{jt} \right) \right) \quad (9)$$

para todo efecto práctico consideraremos que $g(.) = h(.)$.

Tal vez el resultado más interesante de toda la teoría de Redes Neuronales sea el llamado Principio de Aproximación Universal, que básicamente significa que (9) puede aproximar cualquier función con un margen pequeño de error siempre que se provea a la red de un número suficientemente grande de neuronas ocultas.²⁹

²⁹ Véase la demostración de esta propiedad en el capítulo 4, pp. 130 y ss. del libro de Bishop (1995). También puede consultarse Judd (1998), capítulo 6, pp. 245 y ss.

Finalmente, se debe efectuar una *estimación* de los coeficientes β_{jk} y α_k . Debemos aquí subrayar que, en los modelos de redes neuronales, el procedimiento de estimación es conceptualmente diferente al de los modelos econométricos tradicionales. En estos modelos, no existe estrictamente una estimación, sino un proceso de *aprendizaje* mediante el cual la red aprende de la información que se le suministra hasta obtener una diferencia mínima entre lo predicho por la red y las observaciones reales de la variable Y_t o neurona de salida.³⁰

Formalmente, el algoritmo busca minimizar la suma de residuos al cuadrado entre la variable de salida y la red:

$$\min_{\alpha_k, \beta_{jk}} SEC = \sum_{t=1}^T \left[Y_t - h \left(\sum_{k=1}^K \alpha_k g \left(\sum_{j=1}^J \beta_{jk} X_{jt} \right) \right) \right]^2 \quad (10)$$

Cualquier algoritmo numérico puede ser usado para alcanzar el objetivo de ajustar los coeficientes hasta obtener que MSE sea igual a un valor prefijado.³¹ Este trabajo utiliza el algoritmo más conocido entre los investigadores que utilizan esta metodología: el de retropropagación del error³² (*backpropagation*).

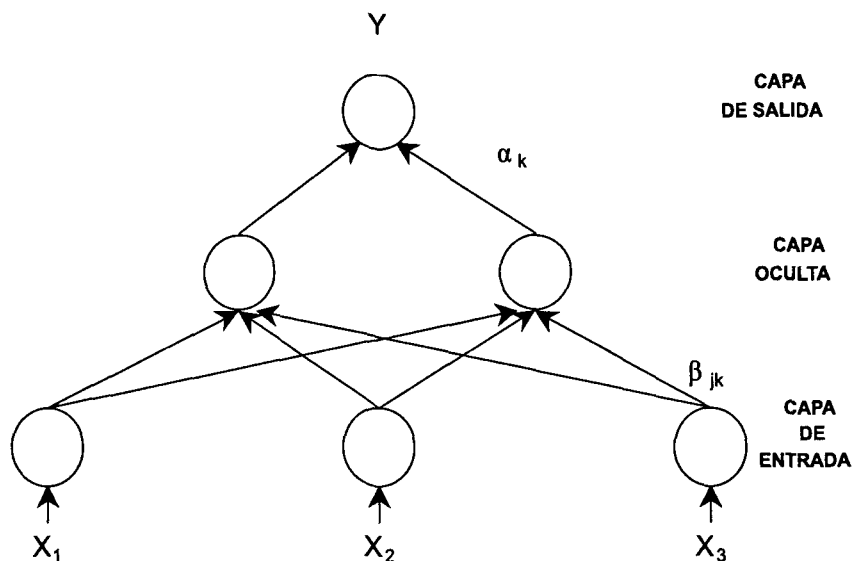
El gráfico 2 ilustra sintéticamente el funcionamiento de un modelo de redes neuronales:

³⁰ Hay que tener cuidado con esto, puesto que, durante el entrenamiento, la red puede aprender tan bien que sea capaz de reproducir el ruido de los *inputs*, en cuyo caso se equivocará sistemáticamente. Este fenómeno se conoce como *overfitting*.

³¹ A este número se le suele llamar Criterio de Convergencia.

³² Véase detalles del algoritmo en el apéndice N° 3.

Gráfico 2
Diseño de un modelo de redes neuronales artificiales



Este modelo se puede extender considerando el caso en que las relaciones entre las neuronas de entrada y la de salida se dan de manera directa, además de darse a través de la capa oculta (véase Azzof 1994, capítulo 2).

4. Base de datos

Esta sección describe brevemente la estructura de la base de datos³³ que se utilizó en la presente investigación. La base de datos está compuesta por 181 variables de frecuencia mensual cubriendo el período enero 1991-septiembre 2002.³⁴ Dicha base se debería actualizar periódicamente con el objetivo de revisar mensualmente las predicciones del indicador líder.

Se utilizaron las siguientes fuentes de información: Banco Central de Reserva del Perú (BCRP), Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI), Superintendencia Nacional de Administración Tributaria

³³ Véase el apéndice N° 5 para una descripción completa de la base de datos.

³⁴ Debido al retraso en la actualización, algunas variables solo tienen disponibilidad hasta agosto del 2002.

(SUNAT), Superintendencia Nacional de Aduanas (SUNAD), Sistema Integrado de Administración Financiera del Sector Público (SIAF-SP), Sistema Bloomberg, Asociación de Productores de Cemento (ASO-CEM), Servicio de Agua Potable y Alcantarillado de Lima (SEDAPAL), Bolsa de Valores de Lima (BVL), Ministerios, entre otras.

Las variables fueron escogidas en función a su pronta disponibilidad, requerimiento esencial para realizar la predicción de corto plazo utilizando el indicador líder. Además se necesitaba que dichas series económicas muestren continuidad y confiabilidad.

La base de datos puede dividirse en seis sub-grupos: Real, Precios, Monetario y Financiero, Externo, Fiscal y Laboral. El cuadro 1 refleja esta estructura y brinda información adicional.

Antes de realizar los cálculos estrictamente estadísticos, las variables nominales fueron transformadas a soles constantes. Todas las series en valores nominales fueron convertidas a valores constantes utilizando el Índice de Precios al Consumidor y el Tipo de Cambio en el caso de tratarse de variables en dólares.

5. Resultados empíricos

A continuación presentamos los resultados empíricos de esta investigación.

5.1. Descomposición del PBI

Como mencionamos anteriormente, se trata de separar el PBI en tendencia, ciclo y estacionalidad. Para obtener cada una de las partes aplicamos el filtro de Baxter y King al PBI en logaritmos,³⁵ lo que,

³⁵ Todos los filtros basados en promedios móviles tienen problemas en los extremos. Por ello, Baxter y King (1995) cortan la muestra de tal manera que la primera y la última parte de la serie se pierden. Para evitar esto, Kaiser y Maravall (1999) sugieren proyectar la serie de tal manera que se pueda obtener el ciclo de la serie completa. Nosotros hemos seguido esta propuesta en la presente investigación.

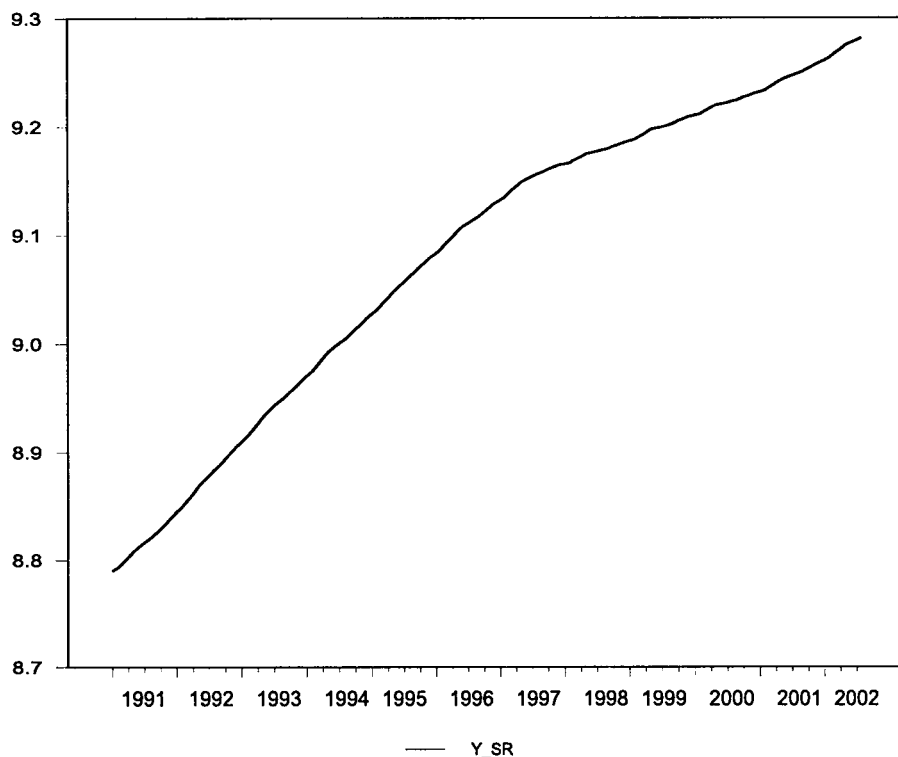
Cuadro 1
Descripción de la base de datos

Sector	Ejemplos	# de variable	Fuentes
Real	PBI, PBI Agropecuario, Producción de cobre, Ventas locales de cemento, Consumo de agua de Lima y Callao, Ventas de petróleo diesel, etc.	43	INEI, MEM, ASOCEM, SEDAPAL
Precios	IPC, IPC Alimentos y Bebidas, IPM, IP de Maquinaria y Equipo, etc.	39	INEI, BCRP
Monetario	Liquidez Sistema Bancario, TAMN, TAMEX, Emisión primaria, Tasa de encaje en ME, Cuasidinero en MN, Crédito del Sistema Bancario al sector privado, IGBVL, ISBVL, etc.	31	BCRP, Bloomberg, BVL
Externo	Exportaciones de bienes, Exportaciones Tradicionales, Exportaciones de oro, Importaciones de bienes de consumo, Importaciones de bienes intermedios, Importaciones de bienes de capital, Cotizaciones de diversos productos exportados, etc.	46	SUNAD, BCRP, Bloomberg
Fiscal	Ingresos corrientes del Gobierno Central, Ingresos tributarios, IGV interno, Gastos de capital del Gobierno Central, etc.	13	SUNAT, SIAF-SP, BCRP
Laboral	Empleo en Lima Metropolitana, Miles de Horas Hombre Pérdidas, Trabajadores Afectos, etc.	9	INEI, BCRP
Total		181	

además de estabilizar la varianza de la serie, permite agregar aditivamente cada uno de los componentes estimados.

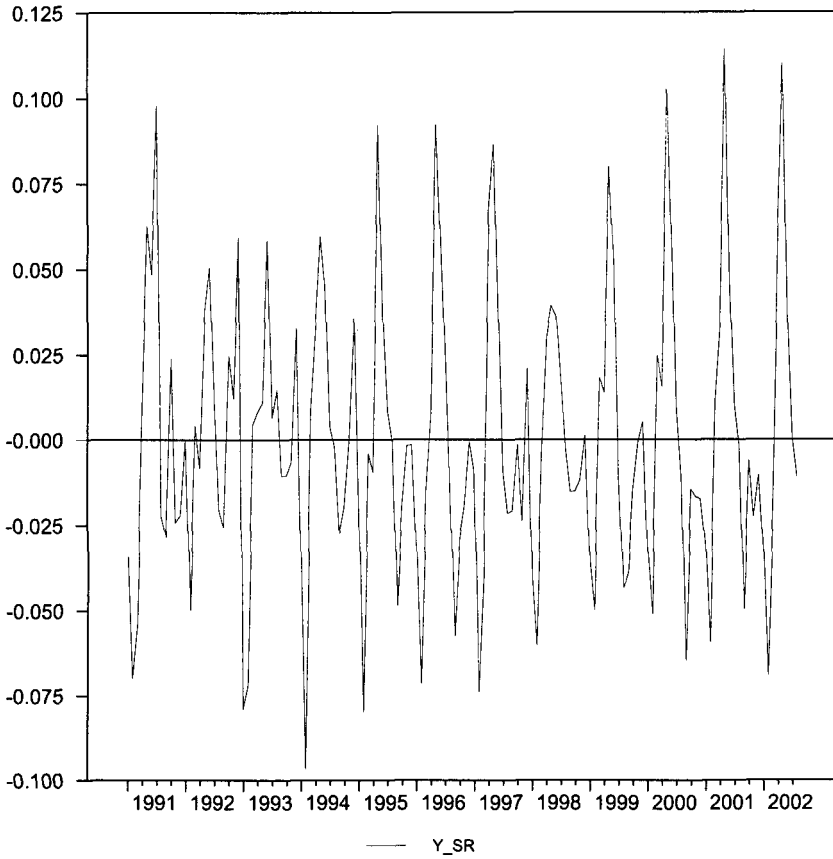
El siguiente gráfico muestra el componente de largo plazo o tendencia del PBI:

Gráfico 3
Tendencia estimada del producto bruto interno



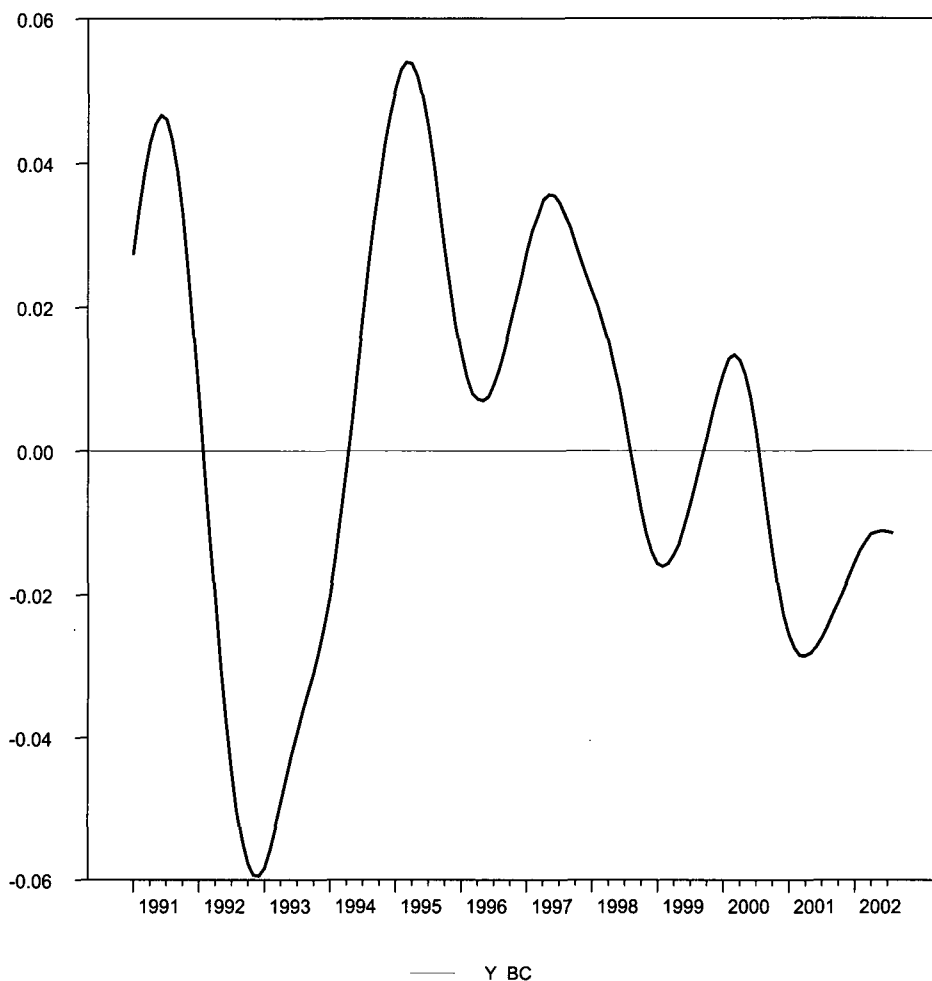
Análogamente se obtiene el correspondiente factor estacional:

Gráfico 4
Estacionalidad del producto bruto interno



Finalmente, se obtiene el ciclo económico, que es el que nos interesa para el análisis.

Gráfico 5
Ciclo económico 1991-2002



Note que, a diferencia de las economías desarrolladas, nuestro país se caracteriza por tener ciclos más cortos y más pronunciados. También la figura nos muestra que actualmente nos encontramos en la fase expansiva del ciclo que se inició en marzo del año 2000.³⁶

³⁶ La fase contractiva de este ciclo terminó en abril del 2001.

5.2. Identificación de las Variables

El siguiente paso consiste en aplicar la metodología anteriormente descrita y clasificar a cada una de las 180 variables como adelantada, líder o rezagada.

El resultado de este procedimiento se muestra en el siguiente cuadro:

Cuadro 2
Clasificación de variables

<i>Timing</i>	Número de variables	Ejemplos
Adelantadas	81	Gasto Público, Producción Primaria, IVF No Primario, Producción de Petróleo, Consumo de Agua, etc.
Coincidentes	20	PBI Construcción, PBI Comercio, Producción de Cemento, Despachos Totales de Cemento, Exportaciones, etc.
Rezagadas	79	PBI Servicios, Ingresos No Tributarios, Empleo Manufacturera, M1, Liquidez del Sistema Bancario, IGBVL, etc.

5.3. Construcción del Indicador Líder

Con las 81 variables adelantadas, seleccionadas como insumo, se procedió a reducir el conjunto hasta llegar a los componentes del Indicador; para ello, se utilizaron los cuatro criterios definidos en la sección metodológica: consistencia con la teoría, coherencia con el ciclo, no redundancia y mayor nivel de adelanto.

Las series finalmente escogidas, que superaron todos los criterios de selección, se muestran en el cuadro 3:

Cuadro 3
Componentes del indicador líder

Variable	Nivel de adelanto (meses)
1. Recaudación por IGV Interno	2
2. Importaciones de Bienes Intermedios	2
3. Gastos Corrientes no financieros del Gobierno Central	3
4. PBI Primario	3
5. Consumo de Agua en Lima Metropolitana y Callao	7
6. Crédito del Sistema Bancario al Sector Privado	7
7. Venta Interna de Petróleo Diesel	7
8. Gastos de Capital del Gobierno Central	7
9. Variación (%) IP Maquinaria y Equipo Importado	10
10. Variación (%) IPM Productos Nacionales	10
11. Producción de Electricidad (Giga-Watts por Hora)	10
12. Tasa de Encaje Efectivo en Moneda Extranjera	10

Estas variables se combinan a través de un modelo No lineal de Redes Neuronales para obtener un indicador líder que, se espera, refleje relativamente bien el comportamiento del ciclo del PBI.

Referente al desarrollo del modelo neuronal, queremos resaltar dos aspectos. El primero, cuando se implementa esta metodología se suele dividir la muestra en dos períodos: uno de entrenamiento y otro de verificación.³⁷ Lamentablemente, en macroeconomía, la disponibilidad de datos no es tan abundante como en finanzas. Además, para el caso peruano es una seria complicación incorporar información anterior a 1991 debido al problema del cambio estructural. Estas consideraciones hacen que nuestra muestra se componga de solo 140 observaciones, un número ligeramente inferior al número promedio que utilizan otros trabajos de redes neuronales (152).³⁸

³⁷ Véase Tkacz y Hu (1999) y Zhang et. al. (1998).

³⁸ Algunos trabajos con información diaria tienen muestras de 500 hasta 1,200 observaciones. Trabajos con series simuladas llegan a utilizar hasta 100,000 observaciones (Zhang et. al. 1998)

Por ello, hemos realizado la predicción directamente sobre el modelo recién entrenado obviando la etapa de verificación. Debido a la excelente capacidad que el modelo muestra para reproducir a la variable objetivo, no parece haber mayor error al pasar directamente a la etapa de predicción. Cabe mencionar que esta misma estrategia ha sido utilizada por Tkacz y Hu (1999), que tienen una muestra algo inferior a la nuestra (120 observaciones).

El otro aspecto importante en esta modelación es la determinación del número de neuronas ocultas. Recuérdese que el principio de aproximación universal garantiza que, si se suministra un número suficientemente alto de neuronas ocultas a la red, esta será capaz de reproducir cualquier especificación funcional.

A pesar de la importancia de este dato, no existe en la literatura un criterio óptimo de selección del número de neuronas ocultas. Sin embargo, algunas recomendaciones empíricas son: $2n+1$ (Lipmann 1987; Hecht-Nielsen 1990), $2n$ (Wong 1991), n (Tang y Fishwick 1993), $n/2$ (Kang 1991), donde n es el número de neuronas de entrada (que en este caso serían los doce componentes del indicador).

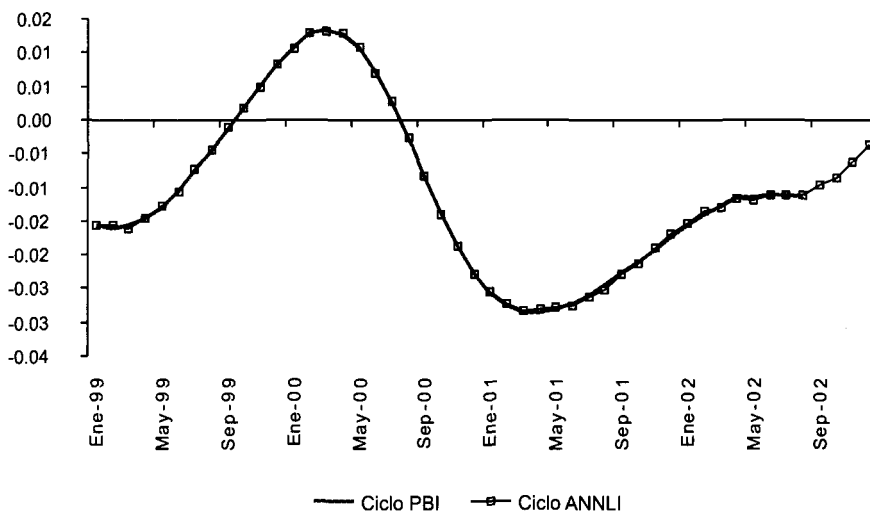
En nuestro particular ejercicio, existe un *trade-off*: un número alto de neuronas ocultas permitirá reproducir con gran calidad el comportamiento del ciclo del PBI, sin embargo, aumentará exponencialmente los parámetros a estimar.³⁹ Por ejemplo, si elegimos como criterio $2n$, debemos estimar 300 parámetros, lo que por supuesto es imposible con una muestra de 140 observaciones.

Por ello, nuestro límite superior de selección para el número de neuronas ocultas fue $n/2 + 1$ y de allí fuimos reduciendo cuidando de no afectar la calidad de las predicciones. Finalmente decidimos utilizar 6 neuronas ocultas: adicionar una o dos más no mejora significativamente el error cuadrático medio (que ya es bastante bajo⁴⁰) y reducir a 5 disminuye la bondad de las predicciones, aunque no significativamente.

³⁹ En un modelo de redes neuronales, se estiman $KJ + K$ parámetros, donde J es el número de Neuronas de entradas y K , el número de neuronas ocultas.

⁴⁰ Véase apéndice N° 4.

Gráfico 6
Ciclo del PBI e indicador líder



Como se observa en este gráfico, el ciclo estimado tiene un grado de ajuste muy bueno. En la práctica, ambas series son casi indistinguibles; a su vez, los indicadores de bondad de la predicción son muy superiores a los obtenidos utilizando un modelo lineal.⁴¹

Aun cuando no existe una teoría económica detrás de los indicadores líderes, sino simplemente la comprobación empírica de una determinada asociación entre las variables que lo componen y el PBI, podemos esbozar alguna racionalidad detrás de los componentes que hemos elegido.

La recaudación puede ser internalizada por los agentes como un símbolo de solvencia de la posición fiscal. Además de ello, representa una reducción de las necesidades de financiamiento del Sector Público. El resultado conjunto de estos dos efectos puede reducir el riesgo y, con ello, la tasa de interés. Este efecto puede reflejarse en un aumento de la inversión, de la demanda y, finalmente, de la producción.

⁴¹ Véase apéndice N° 4.

La presencia de las importaciones de insumos se explica a través de los requerimientos de producción. Debido a que los procesos de importación a veces suelen demorar, las firmas deben abastecerse con cierta antelación a la propia expansión del nivel de producción. Una lógica muy similar explica la inclusión del diesel, importante insumo en el sector manufacturero. A su vez, la producción de electricidad puede también ser un indicador de que la planta de las firmas está expandiéndose y se avecina un aumento en la producción. Igualmente, cuando las empresas toman la decisión de detener su producción, inmediatamente reducen su planta y, con ello, su consumo de energía (por ejemplo, reduciendo los turnos).

Los gastos del Estado, corrientes no financieros y de capital son claramente expansivos sobre la producción al aumentar la demanda agregada. A su vez, los gastos de capital suelen generar un mayor eslabonamiento con el resto de la economía (dado que estos gastos se concentran fuertemente en construcción de infraestructura pública) y, por ende, tener efectos más sostenidos sobre el nivel de actividad.

Las variables Crédito del Sistema Bancario y tasa de encaje reflejan el rol de la inversión privada sobre el nivel de actividad. Así, cuando se otorga una línea de crédito se entiende que próximamente habrá una elevación de la producción y, viceversa, una contracción de la oferta de créditos haría que las empresas se vean forzadas a ajustar sus costos con el fin de pagar sus deudas vigentes. Igualmente, un aumento de la tasa de encaje podría reflejar una política monetaria contractiva, que eleva la tasa de interés y, con ello, reduce la inversión.

Por último, las variables de precios podrían entenderse como que, ante un aumento en la demanda por insumos de las firmas, los precios de estos se elevan (para el caso del Índice de Precios de Maquinaria y Equipo) o también, como señales de una expansión de la demanda interna que empieza a presionar sobre precios (IPM Nacional).

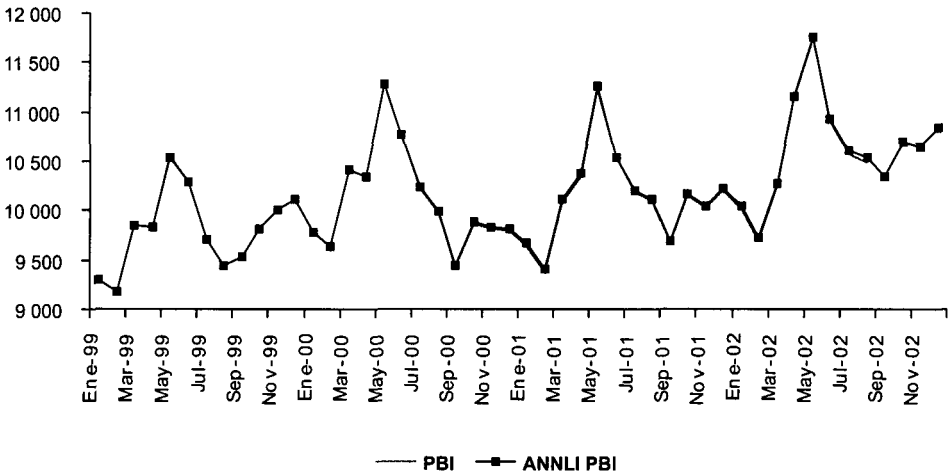
5.4. Reconstrucción del PBI

Con el índice líder, podemos estimar el comportamiento del ciclo PBI en los meses inmediatamente próximos. Sin embargo, para poder

hacer predicciones respecto al PBI debemos agregar estimaciones respecto a la parte estacional y de tendencia.

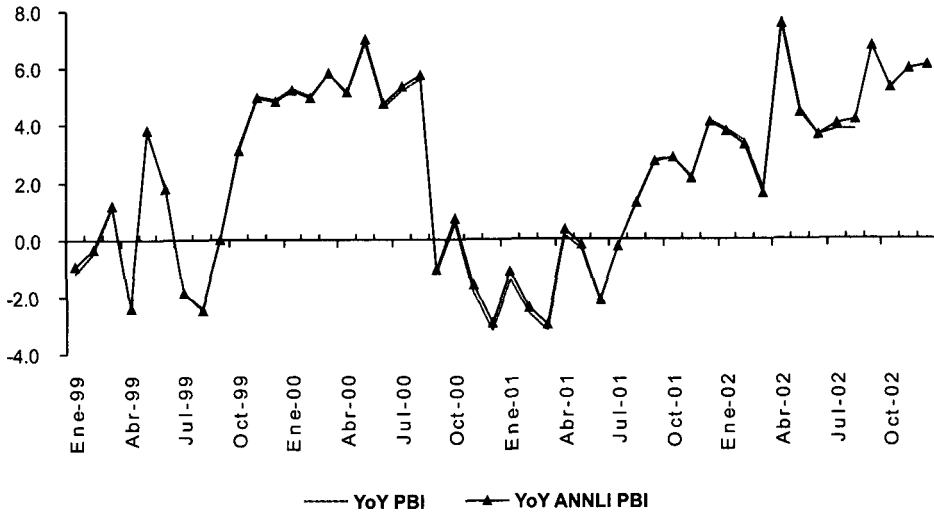
Una vez calculadas estas predicciones, se suman con las que se obtienen del indicador líder,⁴² para tener una estimación del PBI en soles constantes de 1994 y también de su tasa de variación anual. Ambos indicadores son mucho más conocidos y fáciles de entender que el Índice cíclico. Los resultados se muestran a continuación:

Gráfico 7
PBI efectivo y estimado a partir del indicador líder
(Millones de Nuevos Soles de 1994)



⁴² Previamente hay que realizar el proceso inverso a la estandarización, puesto que el indicador líder se construye con variables estandarizadas.

Gráfico 8
Crecimiento anual del PBI y estimación a partir del índice líder
(Tasa de variación real anual)



La similitud entre la predicción y la ejecución de estas variables era de esperarse, debido a la sobresaliente calidad con la que se pudo reproducir el comportamiento cíclico del PBI, que en realidad es lo complicado en la proyección. Los componentes tendencial y estacional pueden estimarse con un nivel aceptable de error,⁴³ como hemos mostrado anteriormente.

Sin embargo, debemos advertir que las predicciones *ex-ante* no necesariamente mostrarán el mismo nivel de éxito. Esto se debe a que varios de los componentes con los que el índice se alimenta son suministrados por el Banco Central de Reserva del Perú en su Boletín Semanal (gastos públicos, importaciones y recaudación). El problema es que, a pesar de que la información de primera fuente del MEF, SUNAT y Aduanas se encuentra disponible casi en tiempo real, el procesamiento de esta información por parte del BCRP suele tomar entre 5 ó 6 semanas. Es decir, se publican con un mes o más de retraso.

⁴³ Prácticamente todo el error de estas proyecciones proviene de la estimación de la parte estacional. Para el futuro, habría que pensar en una metodología que mejore la proyección del componente estacional.

Por lo tanto, no están disponibles con la prontitud que se requeriría para incorporarse al Índice Líder.

Por ello, nosotros utilizamos la información primaria para hacer estimaciones de las series del BCRP. Es decir, hay un margen de error que se introduce por este motivo. Lamentablemente no hay otra alternativa. Si decidimos esperar hasta que el BCRP publique los números oficiales, probablemente las predicciones del índice aparecerían después de publicarse las cifras oficiales que se espera anticipar, lo que obviamente sería inútil para los fines de toma de decisiones y análisis de coyuntura.

Hecha esta advertencia, podemos evaluar la calidad de algunas predicciones *ex-post* y mostrar también los resultados *ex-ante*. En general, del cuadro 4 se desprende que el índice predice, con un margen razonable de error, la evolución futura del PBI.

En promedio, durante el período 1999-2002, el error de predicción de la tasa de crecimiento interanual del PBI estimado a partir del índice fue de 0.1%, es decir, ha sobreestimado los resultados reales en alrededor de un décimo de punto porcentual. El máximo error de la proyección fue de 0.4%, que ocurrió en agosto 2002 cuando la proyección fue 4.2% y la ejecución, 3.8%.

Los números que ilustran el presente documento se han cerrado con información a septiembre del 2002, desconociéndose al cierre de este documento los valores del Producto Bruto Interno de los meses de septiembre a diciembre. Sin embargo, podemos utilizar el indicador propuesto para predecir los valores de los meses de septiembre y octubre del presente año. Estos serían 6.7% y 5.3%. Estos cálculos, junto con otros indicadores, pueden utilizarse de manera referencial para tomar decisiones de política en el corto plazo, dado el retraso en la publicación de la información oficial.

Como mencionáramos anteriormente, el hecho de que algunos de los componentes del índice tengan un adelanto de solo dos períodos limita la cantidad de meses de predicción. Por ello, dado que este documento se publica con información oficial del PBI hasta el mes de agosto, solo pueden obtenerse predicciones de los meses de septiembre y octubre.

Cuadro 4
Estimaciones con el indicador líder
(Tasa de variación anual)

2001	Ejecución	Estimación
Trimestre I	-2.4	-2.2
Trimestre II	-0.8	-0.7
Trimestre III	1.2	1.2
Trimestre IV	3.0	3.0
Año	0.2	0.3
2002		
Enero	3.8	3.7
Febrero	3.4	3.3
Marzo	1.7	1.6
Abril	7.7	7.6
Mayo	4.5	4.4
Junio	3.6	3.7
Julio	3.8	4.0
Agosto	3.8	4.2
Septiembre	n.d.	6.7
Octubre	n.d.	5.3
Noviembre 1/	n.d.	6.0
Diciembre 1/	n.d.	6.1
Trimestre I	3.0	2.9
Trimestre II	5.3	5.2
Trimestre III	n.d.	5.0
Trimestre IV	n.d.	5.8
Año	n.d.	4.7

1/ Utiliza estimaciones de un subconjunto de los componentes del índice. Estas estimaciones se realizan utilizando el método de extracción de señales propuesto por Kaiser y Maravall (2000).

Sin embargo, podemos proyectar las series que limitan la obtención de proyecciones hasta fines del año 2002 (Gastos Corrientes, Recaudación por IGV Interno, PBI Primario e Importaciones de Bienes Intermedios) utilizando la metodología de extracción de señales desarrollada por Kaiser y Maravall (2000).

Con estas proyecciones, obtenemos que la proyección estimada del PBI a partir del índice líder es 4.7%⁴⁴ para el año 2002. Esta cifra es extraordinariamente alta, no solo debido a que marca definitivamente el fin de una de las más largas recesiones que ha atravesado la economía peruana, sino también por el complicado contexto internacional y regional, del cual nuestra economía es altamente dependiente.

Una alternativa a realizar proyecciones de las variables que limitan la capacidad del Índice de predecir un mayor número de meses sería la elaboración de un indicador únicamente con variables que tengan un alto nivel de adelanto en meses. Lamentablemente, las variables que se omitirían en este nuevo indicador tienen un importante poder predictivo, por lo que esta opción debilitaría considerablemente la confiabilidad y acierto de las predicciones.

Finalmente, el índice, como está desarrollado aquí, solo puede predecir con confiabilidad la evolución de la producción hasta dos meses más allá del último dato conocido. Creemos que esto sería suficiente como indicador de coyuntura, y para los usos inmediatos y de corto plazo de la política macroeconómica y el análisis de coyuntura. Si se desea tener una predicción anual o de mayor horizonte en el futuro, sigue siendo más útil tener o bien un modelo macroeconómico o utilizar las técnicas de la Econometría Dinámica.

6. Conclusiones

Este trabajo muestra los resultados de una investigación que esperamos sea asumida por analistas y encargados de la toma de decisiones

⁴⁴ Hay que resaltar nuevamente que el margen de error de la estimación de los meses de noviembre y diciembre puede ser mayor, por lo que es razonable pensar que el valor final debería estar alrededor de 4.5%.

de política. El objetivo es que contribuya con un insumo adicional que, junto a otros indicadores, permita tomar medidas con mayor certeza y confiabilidad minimizando la posibilidad de error y los costos que de estas equivocaciones se desprenden.

Como hemos mostrado, es posible construir, con un muy buen nivel de confiabilidad, un predictor de cambios en la fase del ciclo e, inclusive, utilizarlo (añadiendo las estimaciones de la tendencia y la estacionalidad) para efectuar pronósticos de la tasa de crecimiento del PBI. Este indicador se compone de 12 variables sobre cuya calidad de líderes respecto al ciclo PBI hay una sólida evidencia empírica.

Estas variables son (en orden de adelanto) recaudación por IGV interno, importaciones de bienes intermedios para la industria, gastos corrientes no financieros del Gobierno Central, PBI primario, consumo de agua en Lima Metropolitana y Callao, crédito del sistema bancario al sector privado, venta interna de petróleo diesel, gastos de capital del Gobierno Central, variación porcentual del Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Importado, variación porcentual del Índice de Precios al por mayor de productos nacionales, producción de electricidad y tasa de encaje efectivo en Moneda extranjera.

A su vez, cabe mencionar que, aun cuando el sistema de Indicadores Líderes es un ejercicio puramente estadístico, es posible encontrar una racionalidad lógica dentro de la teoría económica a cada una de estas variables.

Las variables componentes del índice se combinan a través de un modelo no lineal neuronal de perceptrón multicapa, obteniéndose una muy buena predicción del componente cíclico. A esto se añaden estimaciones de la parte tendencial y estacional del PBI para obtener un predictor del nivel agregado de actividad. En el futuro, la línea de investigación debería intentar mejorar las predicciones de estos dos componentes, especialmente de la estacionalidad. Es claro que las fuentes de error de los pronósticos *ex-ante* (además de los problemas de información preliminar comentados en el texto) provendrán fundamentalmente de errores en la predicción de la estacionalidad.

Además de ello, ha aparecido un nuevo desafío para los modelos de Indicadores Líderes en nuestro país. El jefe del INEI anunció, en octubre del 2002, que su institución dejará de publicar el PBI mensual para ceñirse a los estándares internacionales, en los que solo se publica esta variable de manera trimestral.⁴⁵ Si bien esta decisión es impecable desde el punto de vista técnico, en la práctica el resultado es que los especialistas van a estar a ciegas durante varios meses.

Por ello, es imprescindible mejorar esta metodología hasta llegar a un consenso de las variables que compondría el indicador⁴⁶ y la manera como este se debería construir a fin de que, en el mediano plazo, el seguimiento del Índice Líder se estandarice como indicador de la evolución de corto plazo del nivel de actividad.

Referencias bibliográficas

AUERBACH, A.

1982 «The Index of Leading Indicators: Measurement without theory, Thirty-five years later». En *The Review of Economics and Statistics*, vol. 64, N° 4, pp. 589-595.

ASHLEY, R., C.W.J. GRANGER y R. SCHMALENSEE

1980 «Advertising and aggregate consumption: An analysis of causality». En *Econometría* 48, pp. 1149-1168.

AZOFF, E. M.

1994 *Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets*. Wiley Finance Editions.

BAXTER, M. y R. KING

1995 «Measuring Business Cycles Approximate Band-Pass Filters for the Economic Time Series». NBER. Working Paper N° 5022.

⁴⁵ Diario Gestión, 24 de octubre del 2002.

⁴⁶ Habría que considerar también la posibilidad de recalculer el indicador para que estime el PBI a precios básicos a fin de eliminar la distorsión originada por las medidas tributarias actualmente vigentes y otras que pudieran aplicarse en el futuro.

BEVERIDGE, S. y C. R. NELSON

1981 «A New Approach to the Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the Business Cycle». En *Journal of Monetary Economics* 7, pp. 151–174.

BISHOP, C.

1995 *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, Oxford.

BURNS, A.F y W.C. MITCHELL

1946 *Measuring Business Cycles*. New York. National Bureau of Economic Research.

CAPORELLO, G., A. MARAVALL y F. SÁNCHEZ

2002 «Program TSW. Reference Manual». Banco de España.

COGLEY, T.

2001 «Alternative Definitions of the Business Cycle and their Implications for Business Cycle Models; A Reply to Torben Mark Pedersen». En *Journal of Economic Dynamics and Control*. vol. 25, Nº 8.

COGLEY, T. y J. NASON

1995 «Effects of the Hodrick-Prescott Filter on Trend and Difference Stationary Time Series. Implications for Business Cycle Research». En *Journal of Economic Dynamics and Control*. vol. 19, pp. 253-278.

DEL RIO, A.

1999 «Agregación Temporal y Filtro de Hodrick–Prescott». Tesina. CEMFI Nº 9910.

DIEBOLD, F. X. y R. S. MARIANO

1994 «Comparing predictive accuracy». En National Bureau of Economic Research. Technical Working Paper Nº 169.

DIEBOLD, F.

1997 «The Past, Present, and Future of Macroeconomic Forecasting». National Bureau of Economic Research. Working Paper N° 6290.

ESCOBAL, J. y J. TORRES

2002 «Un Sistema de Indicadores Líderes del Nivel de Actividad para la Economía Peruana». GRADE. Documento de Trabajo N° 38.

FRANSES, PH. y DICK VAN DIJK

2000 *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge University Press, Londres.

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 Fluctuations and Employment. Working Paper N° 53.

HAMILTON, J.

1994 *Time Series Analysis*. Princeton University Press.

HARVEY, A.C. y A. JAEGER

1993 «Detrending, Stylized Facts and the Business-Cycle». En *Journal of Applied Econometrics* 8, pp. 231-247.

HECHT-NIELSEN, R.

1990 *Neurocomputing*. Addison-Wesley, Menlo Park, CA.

HENDRY, D.F.

1995 *Dynamic Econometrics*. Oxford: Oxford University Press.

HODRICK, R. y E. PRESCOTT

1997 «Postwar U. S. Business Cycles: An Empirical Investigation». En *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 29, N° 1.

Instituto Nacional de Estadística de España (INE).

2001 *Ajuste estacional y extracción de señales en la Contabilidad Nacional Trimestral*. S. F. Cuentas Nacionales.

JUDD, K. L.

1998 *Numerical Methods in Economics*. Segunda Edición, The MIT Press, London.

KANG, S.

1991 «An Investigation of the Use of Feedforward Neural Networks for Forecasting». Phd. Thesis, Kent State University.

KAISER, R. y A. MARAVALL

1999 «Short-Term and Long-Term, Trends, Seasonal Adjustment and the Business Cycle». Banco de España. Documento de Trabajo N° 9918.

2000 «Notes of Times Series Analysis, ARIMA Models and Signal Extraction». Banco de España. Documento de Trabajo N° 0012.

KAPSOLI, J. y B. BENCICH

2002 *Indicadores líderes, redes neuronales y predicción de corto plazo*. Departamento de Economía PUCP. Documento de Trabajo, 213 noviembre, 2002.

KING, R. y S. REBELO.

1993 «Low Frequency Filtering and Real Business-Cycles». En *Journal of Economic Dynamics and Control* 17, pp. 207-231.

LAHIRI, K. y G. H. MOORE (Editores)

1991 *Leading Economics Indicators. New approaches and forecasting records*. Cambridge University Press.

Lippmann, R. P.

1987 «An introduction to computing with neural nets». En *IEEE ASSP Magazine*, abril, pp. 4-22.

LUCAS, R.

1976 «Econometric Policy Evaluation: A Critique». Carnegie Rochester Conferences Series on Public Policy, vol. 1, N° 1

MAURER, M., M. C. URIBE y OTROS

1996 «El Sistema de Indicadores Líderes para Colombia». Departamento Nacional de Planeación de Colombia: Archivos de Macroeconomía.

MCCULLOCH, W. y W. PITTS

1943 «A Logical Calculus of the Ideas Inmanent in nervous Activity». En *Bulletin of Mathematical Biophysics*.

MORON, E., C. CASAS y E. CARRANZA

2002 «Indicadores Líderes para la Economía Peruana». Documento de Trabajo 49. Lima, CIUP.

PEDERSEN, T.

2001 «The Hodrick Prescott Filter, the Slutsky Effect, and the Distortionary Effect of Filters». En *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 25, N° 8.

RAVN, M. O. y H. UHLIG

2002 «On Adjusting the Hodrick-Prescott filter for the frequency of observations». En *The Review of Economic and Statistics*. Mayo, 84 (2), pp. 371-380.

ROSENBLATT, F.

1961 *Principles of Neurodynamics*. Spartan, Washington.

RUMELHART, D. E., G. E. HINTON y R. J. WILLIAM

1986 «Learning representations by backpropagating errors». En *Nature* 323 (6188), pp. 533-536.

SACHS, J. y F. LARRAÍN

2002 *Macroeconomía en la Economía Global*. Segunda edición, Prentice Hall. Buenos Aires.

SEMINARIO, B. y C. BOUILLÓN

1992 «Ciclos y Tendencias en la Economía Peruana: 1950-1989». En *Serie: Cuadernos de Investigación*, 15, Lima: CIUP, CIE, septiembre 1992, 78 pp.

STOCK, J. y M. WATSON

1999 «Business Cycles Fluctuations in U.S. Macroeconomic Time Series». En *Jhon Taylor y Michael Woodford, Handbook of Macroeconomics*, 1999, vol. 1 A.

TANG, Z. y P.A. FISHWICK

1993 «Feedforward neural nets as models for time series forecasting». En *ORSA Journal on Computing* 5 (4). 374-385.

TKACZ, G. y S. HU

1999 «Forecasting GDP Growth Using Artificial Neural Networks». Department of Monetary and Financial Analysis. Banco de Canadá.

TERRONES, M. y C. CALDERÓN

1993 «El Ciclo Económico en el Perú». GRADE. Documento de Trabajo 20.

UNIVERSIDAD TORCUATO DI TELLA

1999 «Indicador Líder del Nivel de Actividad de la Economía Argentina: Descripción de la metodología». Centro de Investigación en Finanzas y Mercado de Capitales.

WONG, F.S.

1991 «Time series forecasting using backpropagation neural networks». En *Neurocomputing* 2, pp. 147-159.

ZHANG, G., B. EDDY PATUWO y M. HU

1998 «Forecasting with artificial neural networks: The state of the art». En *International Journal of Forecasting* 14, pp. 35-51.

