

**213**

**INDICADORES LÍDERES, REDES  
NEURONALES Y PREDICCIÓN  
DE CORTO PLAZO**

**Javier Kapsoli Salinas y Brigitt Bencich Aguilar  
Noviembre, 2002**

DOCUMENTO DE TRABAJO 213  
<http://www.pucp.edu.pe/economia/pdf/DDD213.pdf>

# **INDICADORES LÍDERES, REDES NEURONALES Y PREDICCIÓN DE CORTO PLAZO**

Javier Kapsoli Salinas  
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 & King para descomponer la serie de 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, 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.

# INDICADORES LÍDERES, REDES NEURONALES Y PREDICCIÓN DE CORTO PLAZO<sup>1</sup>

Javier Kapsoli Salinas<sup>2</sup>  
Brigitt Bencich Aguilar

## 1. 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<sup>3</sup>. 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 por 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 en la producción y en el empleo.

---

<sup>1</sup> 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.

<sup>2</sup> Profesor del Departamento de Economía de la Pontificia Universidad Católica del Perú [jkapsol@pucp.edu.pe](mailto:jkapsol@pucp.edu.pe) y Consultor de la Dirección General de Asuntos Económicos, Ministerio de Economía y Finanzas [jkapsoli@mef.gob.pe](mailto:jkapsoli@mef.gob.pe) y Consultora, Dirección General de Asuntos Económicos, Ministerio de Economía y Finanzas [bbencich@mef.gob.pe](mailto: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.

<sup>3</sup> 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 son condicionales 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 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 Económica<sup>4</sup> 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 que tienen los seres vivientes ha sido anteriormente aplicada al análisis de sistemas computarizados y, muy recientemente, a temas económicos y financieros<sup>5</sup>.

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

---

<sup>4</sup> Escobal & Torres (2002)

<sup>5</sup> Al respecto, véase el excelente survey de Zhang, et al. (1998).

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

## 2. CONSIDERACIONES TEÓRICAS

La idea de los indicadores líderes se origina en la teoría de los ciclos económicos, y en particular en la cuantificación empírica de estos ciclos. Los trabajos sobre el tema se remontan a las investigaciones de Burns & Mitchell (1946) y desde entonces han generado una abundante literatura, tanto en el extranjero como en nuestro país<sup>6</sup>.

La definición clásica del ciclo económico se debe a Burns & 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”.<sup>7</sup>

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<sup>8</sup>.

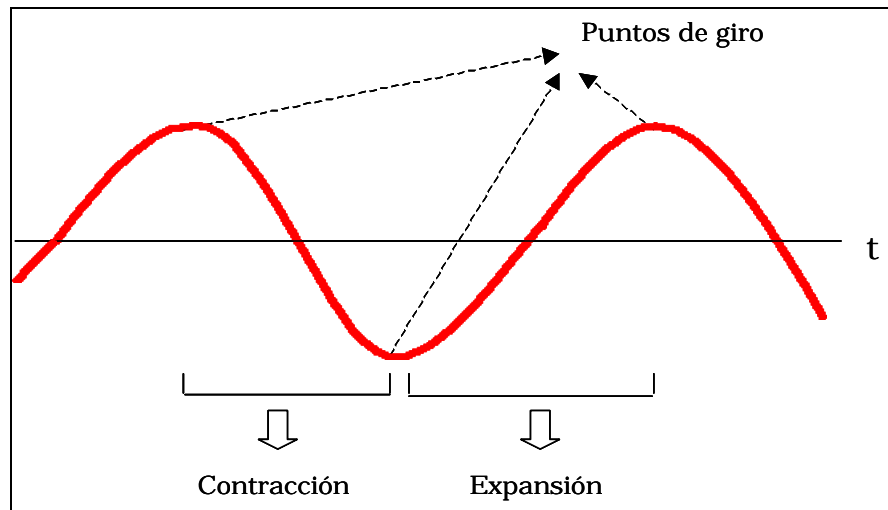
---

<sup>6</sup> Véase Stock & Watson (1999) para el caso Americano. Para el caso peruano, son referentes obligados: Seminario & Bouillón (1992), Terrones & Calderón (1993) y, muy recientemente, Morón, et al. (2002)

<sup>7</sup> Cita tomada de Sachs & Larraín (2002) p. 189.

<sup>8</sup> Escobal & Torres (op. cit, pp 15) Se supone que la información es mensual.

## GRÁFICO 1 ETAPAS DEL CICLO ECONÓMICO



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 este razonamiento es que existe un único proceso (no observable) que podríamos llamar Nivel de Actividad, que se manifiesta a través de diferentes variables<sup>9</sup> 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.

<sup>9</sup> De las cuales, sin duda, la más importante es el Producto Bruto Interno (PBI).

De la discusión anterior debía 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 tres meses consecutivos, entonces, es inminente la ocurrencia de una recesión<sup>10</sup>.

### **3. 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.

#### **3.1. 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 & Prescott, Baxter & King, 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<sup>11</sup>. Queda entonces, casi por defecto, la necesidad de utilizar alguno de los filtros que anteriormente mencionamos para obtener una estimación del ciclo.

El filtro de Hodrick & Prescott (HP)<sup>12</sup> 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  $\lambda$ . Cuanto mayor es el valor de  $\lambda$ , más suave será la tendencia extraída. En el límite, cuando  $\lambda \rightarrow \infty$  la tendencia será una línea recta.

Este método es muy utilizado<sup>13</sup>, sin embargo, sobre el filtro HP hay una amplia serie de críticas<sup>14</sup>. En particular, Harvey & Jaeger (1993) y Cogley & Nason (1995) han demostrado que el filtro genera ciclos espúreos<sup>15</sup> 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  $\lambda$ . El criterio dado por Hodrick & Prescott en su trabajo es puramente empírico<sup>16</sup> y nada garantiza que en otros países los supuestos bajo los que

<sup>10</sup> Véase Universidad Torcuato di Tella (1999) para más detalles.

<sup>11</sup> Escobal & Torres (op. cit.) consideran una estimación de este tipo a la que denominan “*Filtro Económico*”.

<sup>12</sup> Ver Hodrick & Prescott (1997).

<sup>13</sup> Probablemente la principal causa de ello es su incorporación al menú de opciones del popular software Económico Eviews.

<sup>14</sup> King & Rebelo (1993), Cogley & Nason (1995), Guay & St - Amant (1997).

<sup>15</sup> Recientemente Pedersen (2001) ha mostrado que estos ciclos espúreos no ocurren cuando se considera el ciclo medido en términos del “filtro ideal”. Esto ha llevado a Cogley a retractarse (o aclarar) en el sentido que los ciclos espúreos que produce el HP se refieren a la medición de ciclo en el sentido de Beveridge & Nelson (1981) (Cogley, 2001).

<sup>16</sup> El famoso 1600 que se utiliza para datos trimestrales fue sugerido por Hodrick & Prescott suponiendo que el ciclo tiene una desviación estándar de 5 aproximadamente (porcentual) y la segunda diferencia del componente permanente una desviación estándar de 1/8. De allí se obtiene

$$\sqrt{\lambda} = \frac{5}{1/8} \rightarrow \lambda = 1600$$



se postula el conocido valor de  $\lambda = 1600$  para datos trimestrales, se puedan extrapolar mecánicamente, con independencia de las características institucionales de cada país y especialmente, de la longitud del ciclo<sup>17</sup>.

Dado que  $\lambda$  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 & 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  $q$  periodos de longitud, siendo  $k$  el punto de truncación<sup>18</sup> Baxter & 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:

$$a_j = \begin{cases} \frac{\text{sen}(j \bar{w}) - \text{sen}(j w)}{j p} & j = 1, 2, \dots, k \\ \frac{\bar{w} - w}{p} & j = 0 \end{cases}$$

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

<sup>17</sup> Cuando se utiliza una frecuencia diferente a la trimestral (anual o mensual) la selección de  $\lambda$  es todavía más polémica. Por ello, recientemente han aparecido varios trabajos que proponen diversas metodologías para la selección de  $\lambda$ . Entre ellos podemos citar: Del Río (1999), Pedersen (2001) y Ravn & Uhlig (2002).

<sup>18</sup> Este criterio de truncación es necesario por que el “filtro ideal” sería un promedio móvil de orden infinito, lo cual obviamente es inaplicable al análisis empírico real.

Debido a que este filtro es aceptado en la literatura especializada como superior al de Hodrick & Prescott<sup>19</sup>, lo hemos utilizado como herramienta para el cálculo de los ciclos de todas las variables analizadas en el presente documento.

### 3.2. 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:

$$\begin{aligned}
 j \text{ es adelantada si } & \text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i > 0 \quad i \in < -\bar{\omega}, +\bar{\omega} > \\
 j \text{ es coincidente si } & \text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i = 0 \quad i \in < -\bar{\omega}, +\bar{\omega} > \\
 j \text{ es retrasada si } & \text{Max Corr}[x_{t+i}^j, y_t] \rightarrow i < 0 \quad i \in < -\bar{\omega}, +\bar{\omega} >
 \end{aligned}$$

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  $\bar{\omega}$  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 cuáles el signo de la correlación contradice la teoría se han eliminado.

---

<sup>19</sup> En su artículo sobre ciclos en la Economía Norteamericana, preparado para el *Handbook of Macroeconomics*, Stock & Watson (1999) utilizan este filtro. Para ser justos tampoco el filtro BK está exento de críticas. En particular Guay & St – Amant (op. cit) encuentran que presenta también algunos problemas en las frecuencias bajas. Sin embargo, ellos consideran el  $\kappa = 12$  propuesto en el artículo original de Baxter & King. Recientemente (Pedersen, op. cit.) 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.

- 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 podrían sesgar significativamente el índice.
- 4) Mayor Nivel de adelanto. Se prefieren aquellas variables que tengan un mayor nivel de anticipo con el PBI por que 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 sólo puede realizar predicciones hasta dos meses en el futuro, puesto que de lo contrario debería alimentársele con estimaciones aumentando la posibilidad de error.

### 3.3. Construcción del Índice

La sección 3.2 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  $x_t$ , 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 sección cuarta del presente documento. Para los fines de explicación contenidos en la presente sección supondremos que el indicador ya ha sido elaborado<sup>20</sup>.

---

<sup>20</sup> 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, op. cit, Maurer, et al. 1996). Otros trabajos (pocos) 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 & Torres, op. cit.) 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 No. 1 se muestra un índice lineal construido de acuerdo al mencionado procedimiento de Auerbach.

### 3.4. 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.

Previamente a la estimación debemos separar el PBI en sus tres componentes: estacional, cíclico y tendencial, para ello utilizamos también el filtro de Baxter & King<sup>21</sup>.

Con el Índice líder que tenemos, podemos obtener una predicción de la parte cíclica. A continuación detallamos el procedimiento para estimar las partes 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<sup>22</sup>.

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

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

donde  $y_t^\tau$  es la tendencia de largo plazo del PBI,  $t$  es el tiempo y  $\psi$  se determinará en el proceso de estimación.

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

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

---

<sup>21</sup> Basta cambiar convenientemente las frecuencias para extraer de la serie sus componentes estacional y de largo plazo.

<sup>22</sup> 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 No. 2).

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.

Finalmente se agregan los componentes estimados de las partes cíclica, estacional y tendencial

$$\hat{y}_t = \hat{y}_t^S + \hat{y}_t^C + \hat{y}_t^\tau \quad (5)$$

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

#### 4. REDES NEURONALES ARTIFICIALES.<sup>23</sup>

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 vivientes. 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 entremezclan 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 de los sesentas, cuando gracias a los trabajos de

Roseblatt (1959) 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<sup>24</sup>, y de estas a una única unidad de salida<sup>25</sup>.

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 error<sup>26</sup> (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<sup>27</sup>.

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  $Y_t$ :

$$Y_t = \sum_{j=1}^J \beta_j X_{jt} \tag{6}$$

donde  $\beta_j$  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 que  $\Delta X_{kt}$  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.

---

<sup>23</sup> El término “artificial” es hasta cierto punto redundante, toda red no biológica es, por definición, artificial.

<sup>24</sup> Se suele llamar “capa oculta” a esta segunda capa.

<sup>25</sup> De allí precisamente viene el nombre de Perceptrón Multicapa (*Multilayer Perceptron*).

<sup>26</sup> Véase el Apéndice No. 3.

<sup>27</sup> 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 & Van Dijk, 2000).

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 continua el temor a que la situación fiscal pueda nuevamente complicarse por que 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 cuáles 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  $\alpha_k$  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  $g(\cdot) = h(\cdot)$ .

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<sup>28</sup>.

Finalmente, se debe efectuar una “estimación” de los coeficientes  $\beta_{jk}$  y  $\alpha_k$ . 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<sup>29</sup>.

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

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

Cualquier algoritmo numérico puede ser usado para alcanzar el objetivo de ajustar los coeficientes hasta obtener que MSE sea igual a un valor prefijado<sup>30</sup>. Este trabajo utiliza el

<sup>28</sup> 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.

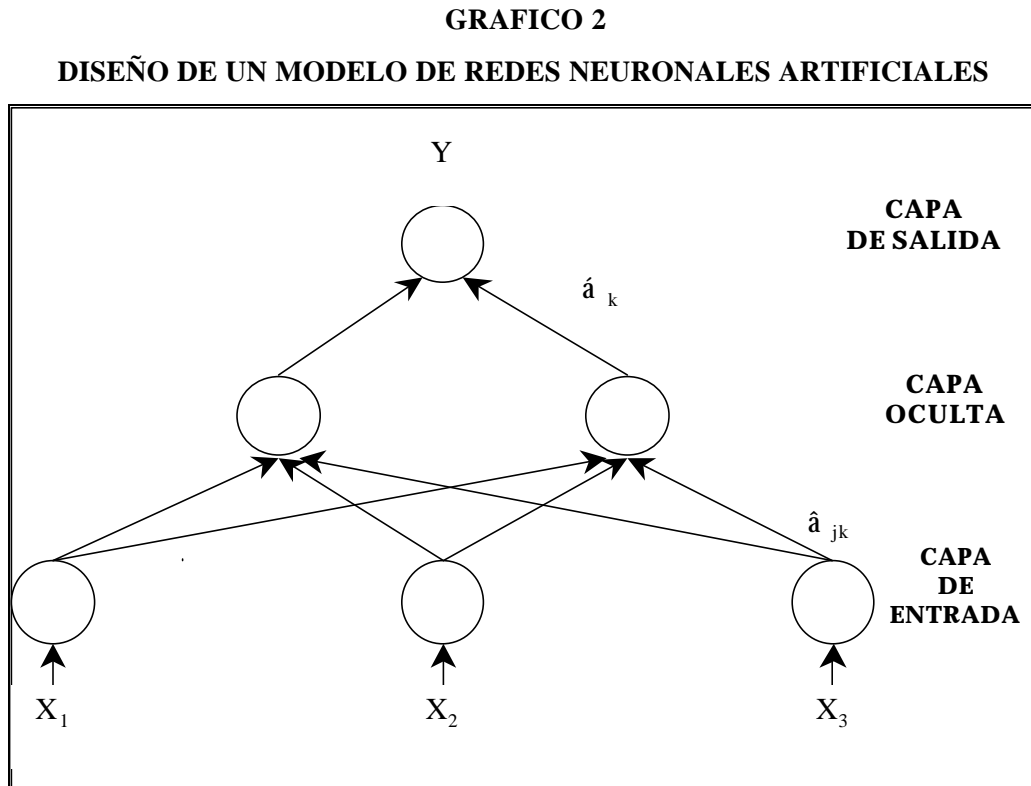
<sup>29</sup> Hay que tener cuidado con esto, puesto que durante el entrenamiento la red puede aprender tan bien que sea capaz de reproducir el ruido de los inputs, en cuyo caso se equivocará sistemáticamente. Este fenómeno se conoce como “*overfitting*”.

<sup>30</sup> A este número se le suele llamar “Criterio de Convergencia”.



algoritmo más conocido entre los investigadores que utilizan esta metodología: el de retropropagación del error (*backpropagation*)<sup>31</sup>.

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



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, a través de la capa oculta (véase Azzof, 1994 Capítulo 2).

<sup>31</sup> Véase detalles del algoritmo en el Apéndice No. 3.

## 5. BASE DE DATOS

Esta sección describe brevemente la estructura de la base de datos<sup>32</sup> 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<sup>33</sup>. 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 (SUNAT), Superintendencia Nacional de Aduanas (SUNAD), Sistema Integrado de Administración Financiera del Sector Público (SIAF-SP), Sistema Bloomberg, Asociación de Productores de Cemento (ASOCEM), 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. La Tabla siguiente refleja esta estructura y brinda información adicional.

---

<sup>32</sup> Véase el Apéndice No. 5 para una descripción completa de la base de datos.

<sup>33</sup> Debido al retraso en la actualización, algunas variables solo tienen disponibilidad hasta Agosto del 2002.

**TABLA 1**  
**DESCRIPCIÓN DE LA BASE DE DATOS**

<b>Sector</b>	<b>Ejemplos</b>	<b># de variable</b>	<b>Fuentes</b>
<b>Real</b>	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
<b>Precios</b>	IPC, IPC Alimentos y Bebidas, IPM, IP de Maquinaria y Equipo, etc.	39	INEI, BCRP
<b>Monetario</b>	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
<b>Externo</b>	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
<b>Fiscal</b>	Ingresos corrientes del Gobierno Central, Ingresos tributarios, IGV interno, Gastos de capital del Gobierno Central, etc.	13	SUNAT, SIAF-SP, BCRP
<b>Laboral</b>	Empleo en Lima Metropolitana, Miles de Horas Hombre Pérdidas, Trabajadores Afectos, etc.	9	INEI, BCRP
<b>Total</b>		<b>181</b>	

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.

## 6. RESULTADOS EMPÍRICOS

A continuación presentamos los resultados empíricos de esta investigación.

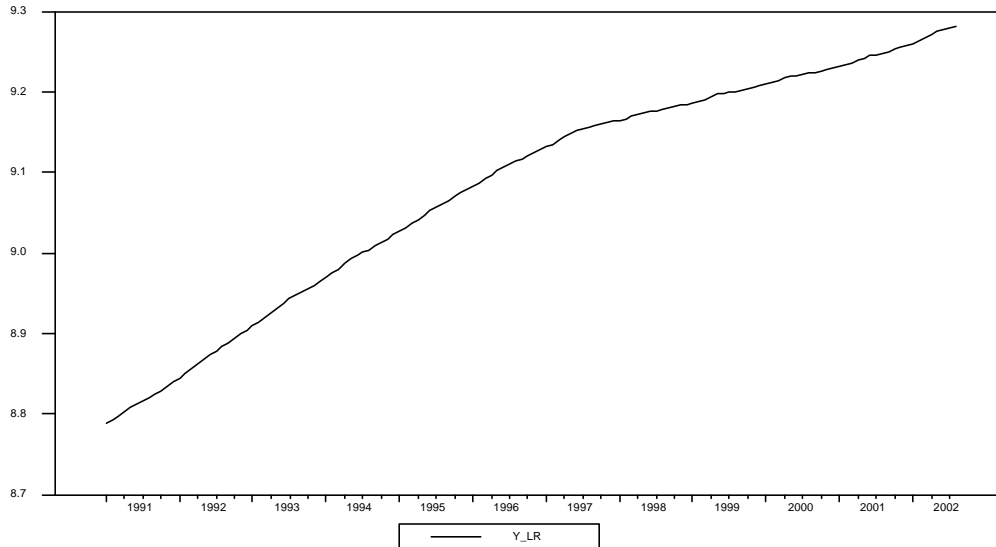
### 6.1. Descomposición del PBI

Como mencionamos anteriormente, se trata de separar el PBI en tendencia, ciclo y estacionalidad. Para obtener cada uno de las partes aplicamos el Filtro de Baxter & King al PBI en logaritmos<sup>34</sup>, lo que además de estabilizar la varianza de la serie permite agregar aditivamente cada uno de los componentes estimados.

<sup>34</sup> Todos los filtros basados en promedios móviles tienen problemas en los extremos. Por ello, Baxter & King (op. cit.) cortan la muestra de tal manera que la primera y la última parte de la serie se pierden. Para evitar esto, Kaiser & Maravall (1999) sugieren proyectar la serie de tal manera que se pueda

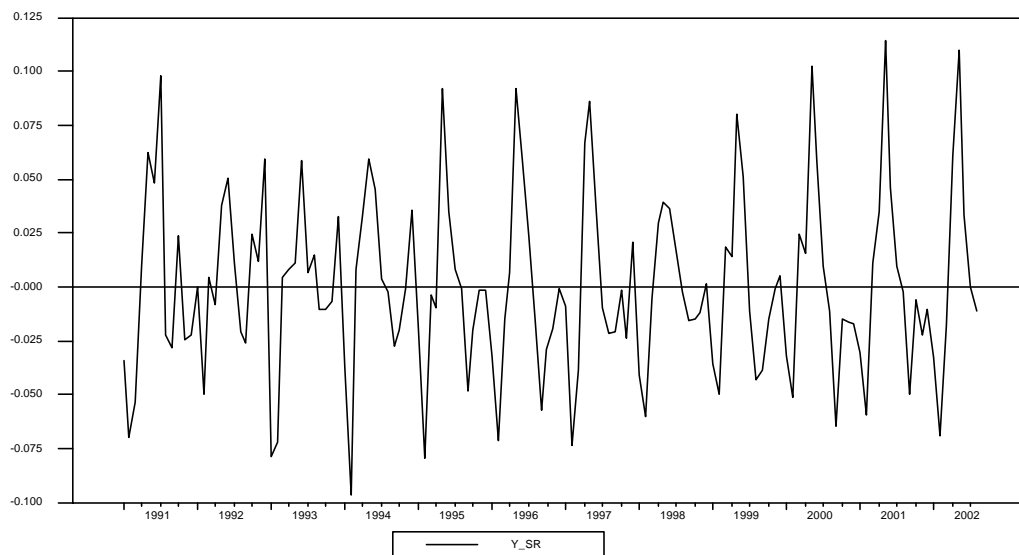
El siguiente gráfico muestra el componente de largo plazo o tendencia del PBI:

**GRÁFICO 3**  
**TENDENCIA ESTIMADA DEL PRODUCTO BRUTO INTERNO**



Análogamente se obtiene el correspondiente factor estacional:

**GRÁFICO 4**  
**ESTACIONALIDAD DEL PRODUCTO BRUTO INTERNO**

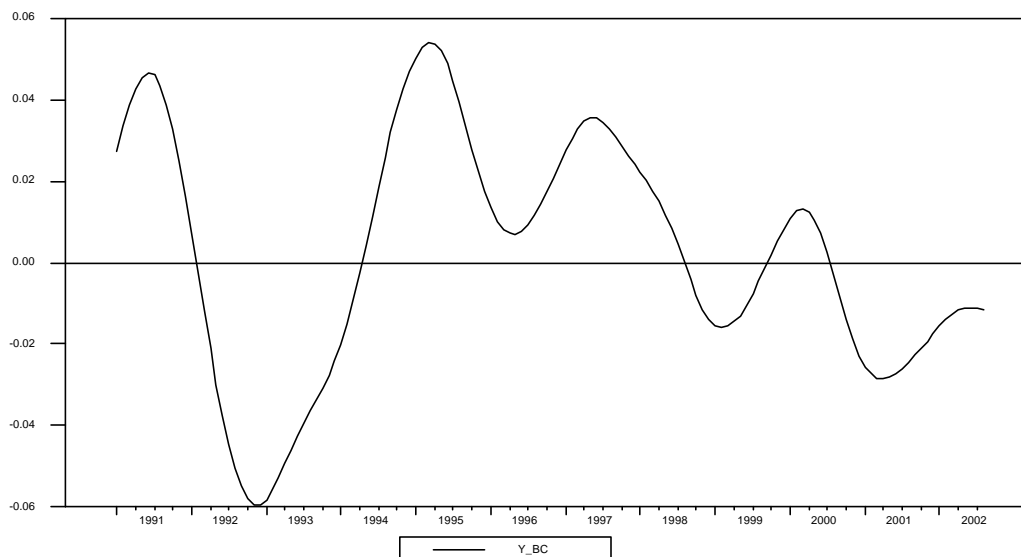


---

obtener el ciclo de la serie completa. Nosotros hemos seguido esta propuesta en la presente

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

**GRÁFICO 5**  
**CICLO ECONOMICO 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<sup>35</sup>.

## 6.2. Identificación de las Variables

El siguiente paso consiste 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 la siguiente tabla:

---

investigación.  
<sup>35</sup> La fase contractiva de este ciclo terminó en Abril del 2001.

**TABLA 2**  
**CLASIFICACIÓN DE VARIABLES**

<b>Timing</b>	<b>Número de Variables</b>	<b>Ejemplos</b>
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 Manufactura, M1, Liquidez del Sistema Bancario, IGVBVL, etc.

### 6.3. 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 criterios de selección, se muestran en la siguiente tabla.

**TABLA 3**  
**COMPONENTES DEL INDICADOR LÍDER**

<b>Variable</b>	<b>Nivel de Adelanto (meses)</b>
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 Watt 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<sup>36</sup>. 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 sólo 140 observaciones, un número ligeramente inferior al número promedio que utilizan otros trabajos de redes neuronales (152)<sup>37</sup>.

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 & 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; Hetch – Nielsen, 1990), “ $2n$ ” (Wong, 1991), “ $n$ ” (Tang & 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,

---

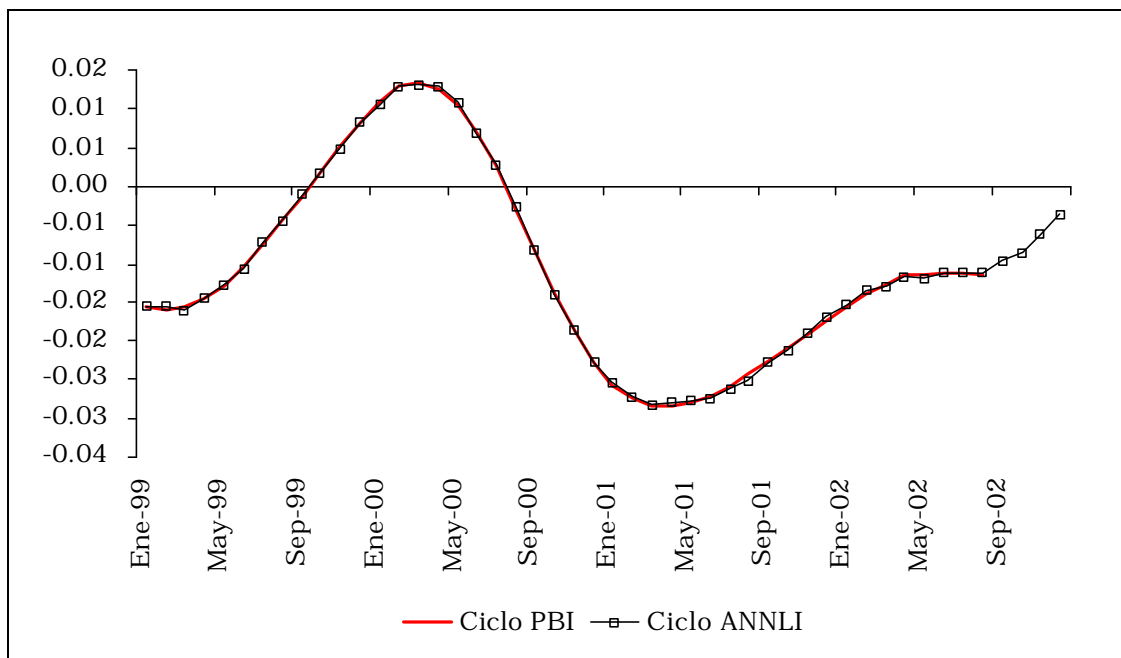
<sup>36</sup> Véase Tkacz & Hu (1999) y Zhang, et al. (op. cit.).

<sup>37</sup> Algunos trabajos con información diaria tienen muestras de 500 hasta 1200 observaciones. Trabajos con series simuladas llegan a utilizar hasta 100,000 observaciones (Zhang, et al., op. cit.)

aumentará exponencialmente los parámetros a estimar<sup>38</sup>. 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 bajo<sup>39</sup>) y reducir a 5 disminuye la bondad de las predicciones, aunque no significativamente.

**GRÁFICO 6**  
**CICLO DEL PBI E INDICADOR LIDER**



Como se observa en este gráfico, el ciclo estimado utilizando 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<sup>40</sup>

<sup>38</sup> 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.

<sup>39</sup> Véase Apéndice No. 4.

<sup>40</sup> Véase Apéndice No. 4.



Aún 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.

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 forzada 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

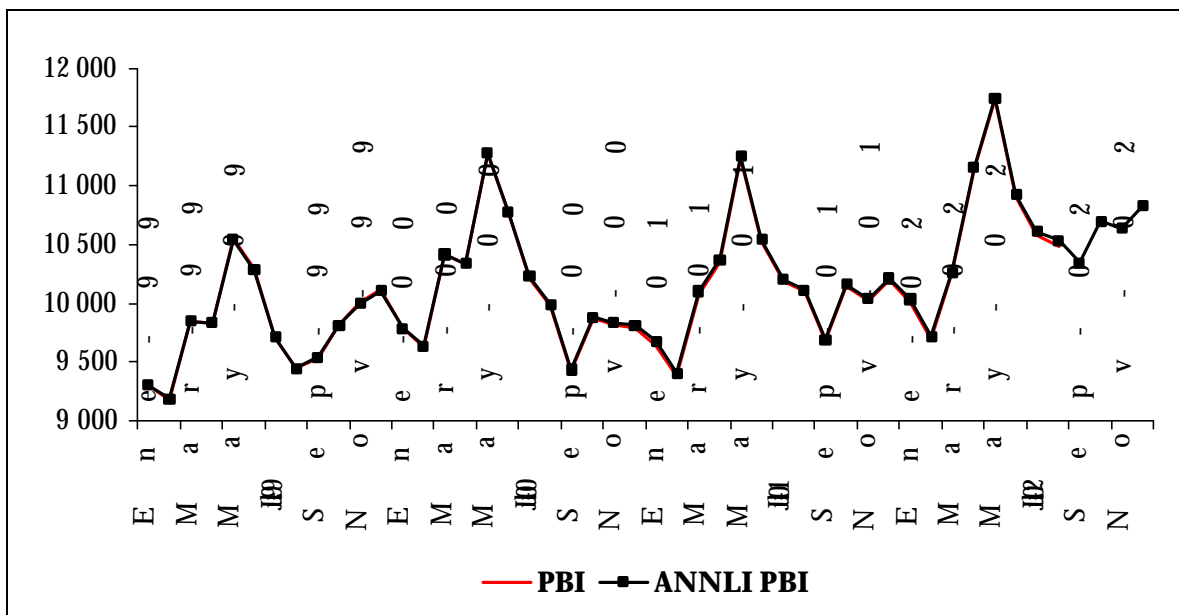
Precios de Maquinaria y Equipo) o también como señales de una expansión de la demanda interna que empieza a presionar sobre precios (IPM Nacional).

#### 6.4. 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 las partes estacional y de tendencia.

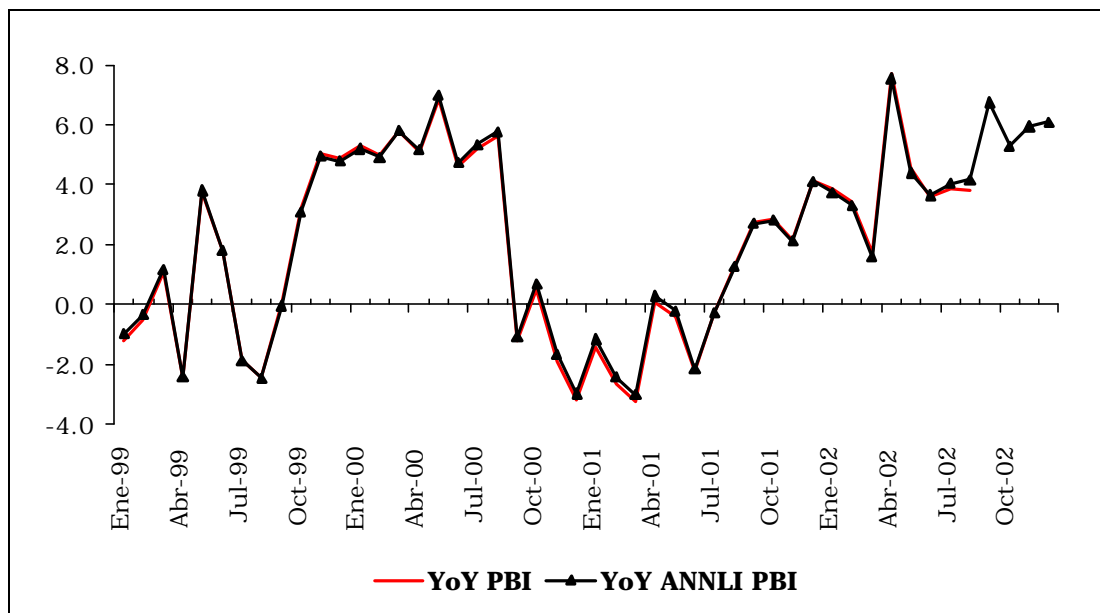
Una vez calculada estas predicciones se suman con la que se obtiene del Indicador Líder<sup>41</sup> para tener una estimación del PBI en soles constantes de 1994 y también de su tasa de variación anual. Ambos indicadores son mucho más conocidos y fáciles de entender que el Índice cíclico. Los resultados se muestran a continuación:

**GRÁFICO 7**  
**PBI EFECTIVO Y ESTIMADO A PARTIR DEL INDICADOR LÍDER**  
**(Millones de Nuevos Soles de 1994)**



<sup>41</sup> 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 PRODUCTO BRUTO INTERNO Y ESTIMACION**  
**A PARTIR DEL ÍNDICE LÍDER**  
**(Tasa de Variación Real Anual)**



La similitud entre la predicción y la ejecución de estas variable era de esperarse debido a la sobresaliente calidad con las 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 de aceptable de error<sup>42</sup> 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 primaria de fuente MEF, SUNAT y Aduanas se encuentra disponible casi en tiempo real, el procesamiento de esta información por parte del BCRP suele tomar entre 5 o 6 semanas. Es decir, se publican con un mes o más de retraso. 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 que se publican 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 de la Tabla 4 se desprende que el Índice predice con un margen razonable de error la evolución futura del PBI.

**TABLA 4**  
**ESTIMACIONES CON EL INDICADOR LÍDER**  
**(Tasa de Variación Anual)**

<b>2001</b>	<b>Ejecución</b>	<b>Estimación</b>
Trimestre I	-2.4	-2.2
Trimestre II	-0.8	-0.7
Trimestre III	1.2	1.2
Trimestre IV	3.0	3.0
<b>Año</b>	<b>0.2</b>	<b>0.3</b>
<b>2002</b>		
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
<b>Año</b>	<b>n.d.</b>	<b>4.7</b>

*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 & Maravall (2000)*

<sup>42</sup> 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.

En promedio, durante el periodo 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 a la fecha 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 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. 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 & Maravall (2000).

Con estas proyecciones obtenemos como proyección del PBI estimado a partir del índice líder 4.7%<sup>43</sup> para el año 2002. Esta cifra es extraordinariamente alta, no sólo 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.

---

<sup>43</sup> 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 %.

Finalmente, el Índice como está desarrollado aquí, sólo 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 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 aún 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 y se obtiene una muy buena predicción del componente cíclico. A esto se

añaden estimaciones de las partes 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, en los últimos días ha aparecido un nuevo desafío para los modelos de Indicadores Líderes en nuestro país. El jefe del INEI ha anunciado 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<sup>44</sup>. 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 Indicador<sup>45</sup> 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.

---

<sup>44</sup> Diario Gestión, 24 de Octubre del 2002.

<sup>45</sup> Habría que considerar también la posibilidad de recalcular el indicador para que estime el PBI a precios básicos a fin de eliminar la distorsión originada por las medidas tributarias actualmente en vigencia y otras que pudieran aplicarse en el futuro.

## Referencias Bibliográficas

AUERBACH, Alan.

1982 “The Index of Leading Indicators: Measurement without theory, Thirty-five years later”.  
The Review of Economics and Statistics, Vol. 64, No. 4: 589-95.

ASHLEY, R., C.W.J. Granger y R. Schmalensee.

1980 “Advertising and aggregate consumption: An analysis of causality. *Econometría*, 48,  
1149-1168.

AZOFF, E. Michael.

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

BAXTER, Marianne y Robert King.

1995 “Measuring Business Cycles Approximate Band-Pass Filters for the Economic Time  
Series”. NBER. Working Paper No. 5022.

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”.  
*Journal of Monetary Economics* 7: 151 – 74.

BISHOP, Christopher M.

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, Gianluca, Agustín Maravall y Fernando Sánchez.

2002 “Program TSW. Reference Manual”. Banco de España.

COGLEY, Timothy.

2001 “Alternative Definitions of the Business Cycle and their Implications for Business Cycle  
Models; A Reply to Torben Mark Pedersen”. *Journal of Economic Dynamics and Control*.  
Vol. 25 No. 8.

COGLEY, Timothy y James Nason.

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

DEL RIO, Ana.

1999 “Agregación Temporal y Filtro de Hodrick – Prescott”. Tesina. CEMFI No. 9910.

DIEBOLD, Francis X. y Roberto S. Mariano.

1994 “Comparing predictive accuracy”. National Bureau of Economic Research. Technical  
Working Paper No. 169

DIEBOLD, Francis.

1997 “The Past, Present, and Future of Macroeconomic Forecasting”. National Bureau of  
Economic Research. Working Paper No. 6290.



- ESCOBAL, Javier y Javier Torres.  
2002 “Un Sistema de Indicadores Líderes del Nivel de Actividad para la Economía Peruana”. GRADE. Documento de Trabajo No. 38.
- FRANSES, Philip y Dick Van Dijk.  
2000 “Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance”. Cambridge University Press, Londres.
- GUAY, Alain y Pierre 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 No. 53
- HAMILTON, James.  
1994 “Time Series Analysis”. Princeton University Press.
- HARVEY, A.C. y A. Jaeger.  
1993 “Detrending, Stylized Facts and the Business-Cycle”. Journal of Applied Econometrics 8: 231- 47.
- HECHT-NIELSEN, R.  
1990 “Neurocomputing”. Addison-Wesley, Menlo Park, CA.
- HENDRY, D.F.  
1995 “Dynamic Econometrics”. Oxford: Oxford University Press.
- HODRICK, Robert y Edward Prescott.  
1997 “Postwar U. S. Business Cycles: An Empirical Investigation”. Journal of Money, Credit and Banking, Vol. 29, No. 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, Kenneth L.  
1999 “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, Regina y Agustín Maravall.  
1999 “Short-Term and Long-Term, Trends, Seasonal Adjustment and the Business Cycle”. Banco de España. Documento de Trabajo No. 9918
- 2000 “Notes of Times Series Analysis, ARIMA Models and Signal Extraction”. Banco de España. Documento de Trabajo No. 0012
- KING, R. y S. Rebelo.  
1993 “Low Frequency Filtering and Real Business-Cycles”. Journal of Economic Dynamics and Control 17, pp. 207-231.

- LAHIRI, Kajal y Geoffrey 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”. IEEE ASSP Magazine, Abril 4 – 22.
- LUCAS, Robert.  
1976 “Econometric Policy Evaluation: A Critique”. Carnegie Rochester Conferences Series on Public Policy. Vol. 1, No. 1
- MAURER, Martín, María Camila Uribe y Otros.  
1996 “El Sistema de Indicadores Líderes para Colombia”. Departamento Nacional de Planeación de Colombia: Archivos de Macroeconomía.
- McCULLOCH, Warren y Walter Pitts.  
1943 “A Logical Calculus of the Ideas Immanent in nervous Activity”. Bulletin of Mathematical Biophysics.
- MORON, Eduardo, Carlos Casas y Eliana Carranza  
2002 “Indicadores Líderes para la Economía Peruana”. Documento de Trabajo 49. Lima, CIUP.
- PEDERSEN, Torben.  
2001 “The Hodrick Prescott Filter, the Slutsky Effect, and the Distortionary Effect of Filters”. Journal of Economic Dynamics and Control. Vol. 25 No. 8.
- RAVN, Morten O. y Uhlig Harald.  
2002 “On Adjusting the Hodrick-Prescott filter for the frequency of observations”. The Review of Economic and Statistics. Mayo 2002, 84(2), pp. 371-380
- ROSENBLATT, Frank.  
1961 “Principles of Neurodynamics”. Spartan, Washington.
- RUMELHART, D.E., G.E Hinton y R.J. William.  
1986 “Learning representations by backpropagating errors”. Nature 323 (6188), pp. 533-536.
- SACHS, Jeffery y Felipe Larraín.  
2002 “Macroeconomía en la Economía Global”. Segunda Edición, Prentice Hall. Buenos Aires.
- SEMINARIO, Bruno y César Bouillón.  
1992 “Ciclos y Tendencias en la Economía Peruana: 1950-1989”, Serie: Cuadernos de Investigación, 15, Lima: CIUP, CIE, September 1992, 78 pp.
- STOCK, James y Mark 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”. ORSA Journal on Computing 5 (4). 374-385.
- TKACZ, Greg y Sarah Hu.  
1999 “Forecasting GDP Growth Using Artificial Neural Networks”. Department of Monetary and Financial Analysis. Banco de Canadá.

TERRONES, Marco y César 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”. Neurocomputing 2, 147-159

ZHANG, Guoqiang, B. Eddy Patuwo y Michael y Hu.

1998 “Forecasting with artificial neural networks: The state of the art”. International Journal of Forecasting 14 (1998), pp 35-51.

## APENDICE 1

### CONSTRUCCIÓN DEL ÍNDICE LÍDER A PARTIR DE UN MODELO LINEAL<sup>46</sup>

Este anexo muestra el procedimiento para obtener el índice líder utilizando una ponderación lineal de las variables que forman parte del indicador. Los componentes del índice son similares a los que se presentan en el cuerpo del documento.

#### A1.1. ELABORACIÓN DEL ÍNDICE

Dado que el índice es lineal, basta ponderar cada uno de sus componentes para obtener el estimador. Son dos los criterios que se utilizarán para estimar los ponderadores: (i) capacidad de reproducir correctamente la dirección de la tendencia (ii) capacidad para determinar correctamente la ocurrencia de los puntos de giro. La fórmula del índice según esta metodología sería:

$$I = \sum_{i=1}^n \left( \frac{\omega_i}{\sum \omega_i} \right) x_i \quad (\text{A1.1})$$

donde  $x_i$  son las variables componentes del índice y  $\omega_i = \alpha G_i + (1-\alpha)T_i$ , donde  $T_i$  corresponde al criterio (i) y  $G_i$  al (ii). El parámetro  $\alpha$  se elige de tal manera que se minimice el error cuadrático medio del índice respecto al ciclo del PBI.

El criterio de los puntos de giro  $G_i$ <sup>47</sup> se obtiene de la suma de los puntajes entre el número de puntos de giro:

$$G_i = \frac{\sum_{t=1}^{T=N} \text{Puntaje}_{it}}{\# \text{ de puntos de giro}} \quad (\text{A1.2})$$

Para determinar el puntaje de los puntos de giro se procede de la siguiente manera:

$$\text{Si } \frac{e_{jt}}{e_{jt-1}} < 0 \quad \text{y} \quad \frac{e_{it-k}}{e_{it-k-1}} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 1$$

<sup>46</sup> Una versión extendida de este anexo fue publicada como Informe Especial en el Boletín de Transparencia Fiscal No. 14 (Septiembre de 2002).

<sup>47</sup> Las medidas  $G_i$  y  $T_i$  siguen las definiciones de Escobal & Torres (op. cit.) pp. 27 y ss.

$$Si \frac{e_{jt}}{e_{jt-1}} < 0 \text{ y } \frac{e_{it-k-1}}{e_{it-k-2}} < 0 \text{ ó } \frac{e_{it-k+1}}{e_{it-k}} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 0,5$$

Los puntajes de 1 ó 0,5 dependen del punto de giro de la variable adelantada en el mismo período de la variable objetivo, o en períodos contiguos.

Donde:

$e_{jt}$  = variaciones del componente cíclico de la variable objetivo

$e_{kt}$  = variaciones del componente cíclico de la variable adelantada

N = número de meses de adelanto

Asimismo, en el caso de la tendencia  $T_i$  se obtiene

$$T_i = \frac{\sum_{T=0}^{T=N} \text{Puntaje}_{it}}{N-1} \quad (\text{A1.3})$$

Para determinar el puntaje del componente tendencia procedemos de la siguiente manera:

Correlaciones positivas

$$Si e_{jt} > 0 \text{ y } e_{it-k} > 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 1$$

$$Si e_{jt} < 0 \text{ y } e_{it-k} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 1$$

$$Si e_{jt} > 0 \text{ y } e_{it-k} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 0$$

$$Si e_{jt} < 0 \text{ y } e_{it-k} > 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 0$$

Correlaciones negativas

$$Si e_{jt} > 0 \text{ y } e_{it-k} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 1$$

$$Si e_{jt} < 0 \text{ y } e_{it-k} > 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 1$$

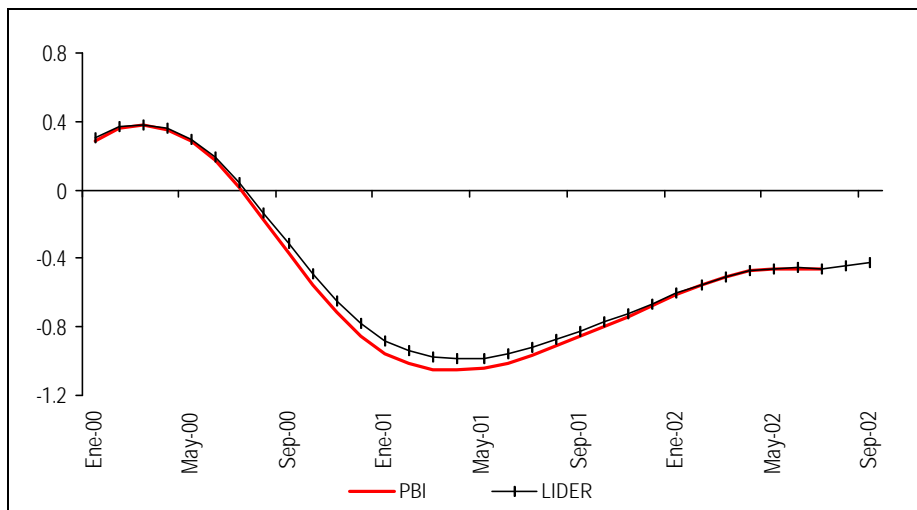
$$Si e_{jt} > 0 \text{ y } e_{it-k} > 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 0$$

$$Si e_{jt} < 0 \text{ y } e_{it-k} < 0 \Rightarrow \text{puntaje} = 0$$

Por otra parte, cabe mencionar que las variables  $x_t$ , los componentes del índice, previamente a la agregación, se deben estandarizar a fin de evitar que alguna variable con excesiva volatilidad

seguir el indicador. Estas variables se combinan para obtener un indicador líder que se espera refleje relativamente bien el comportamiento del ciclo del PBI, como efectivamente sucede.

**GRÁFICO A1.1**  
**CICLO DEL PBI E INDICADOR LÍDER**



#### A1.2. RECONSTRUCCIÓN DEL PBI

Una vez calculado el índice, el paso final es reconstruir el PBI agregando los componentes estimados de las partes estacional y tendencial<sup>48</sup>:

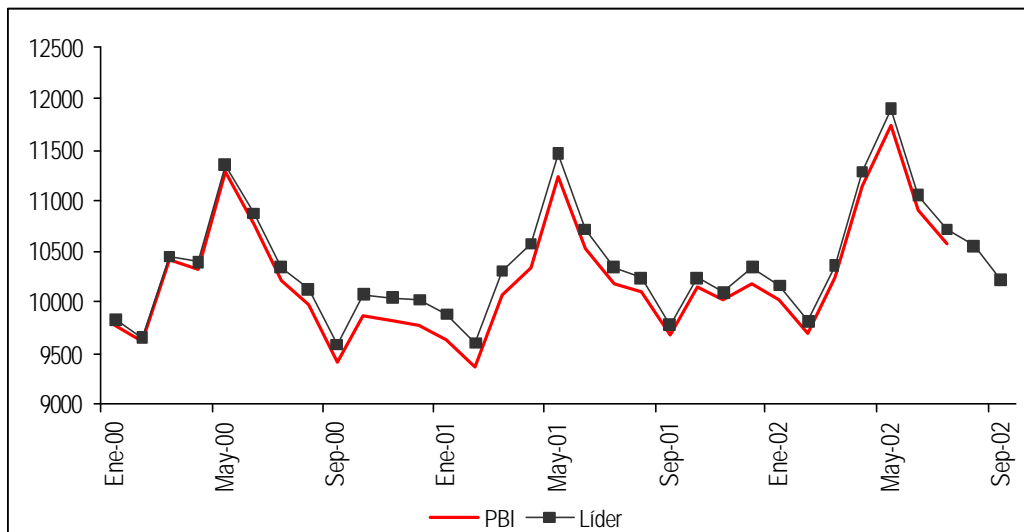
$$\hat{y}_t = \hat{y}_t^S + \hat{y}_t^C + \hat{y}_t^\tau \quad (\text{A1.4})$$

donde los factores de largo plazo y estacional se han calculado de acuerdo a las ecuaciones (3) y (4) del texto.

El resultado se muestra a continuación:

<sup>48</sup> Como en el caso de la reconstrucción del PBI que se encuentra en el presente documento.

**GRÁFICO A1.2**  
**PBI EFECTIVO Y ESTIMADO A PARTIR DEL INDICADOR LÍDER**  
(Millones de Nuevos Soles de 1994)



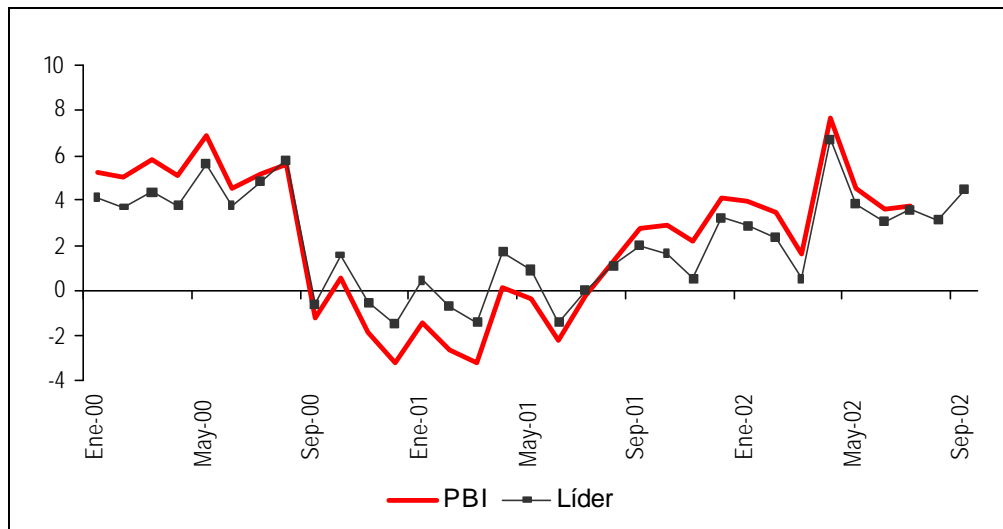
Finalmente, podemos evaluar la calidad de algunas predicciones y ex- ante y ex-post. En general, de la Tabla A1.1 se desprende que el Índice predice con un margen aceptable de error la evolución futura del PBI.

**TABLA A1.1**  
**ESTIMACIONES CON EL INDICADOR LÍDER**  
(Variación % anual)

<b>2001</b>	<b>Ejecución</b>	<b>Estimación</b>
Trimestre I	-2.4	-0.6
Trimestre II	-0.8	0.4
Trimestre III	1.2	1.0
Trimestre IV	3.0	1.8
<b>Año</b>	<b>0.2</b>	<b>0.7</b>
<hr/>		
<b>2002</b>		
Enero	3.9	2.9
Febrero	3.4	2.3
Marzo	1.6	0.6
Abril	7.7	6.7
Mayo	4.6	3.8
Junio	3.6	3.1
Julio	3.8	3.5
Agosto	3.8	3.1
Septiembre	n.d.	4.5

En promedio, durante el periodo 1999 – 2002 el error de predicción del índice fue de -0.4 %, es decir, ha sobreestimado los resultados reales en alrededor de medio punto porcentual.

**GRÁFICO A1.3**  
**CRECIMIENTO ANUAL DEL PBI Y ESTIMACIÓN A PARTIR DEL ÍNDICE LÍDER**  
(Tasa de Variación % Real Anual)





## APÉNDICE 2

### ESTIMACIÓN DE COMPONENTES NO OBSERVABLES UTILIZANDO EL METODO DE EXTRACCIÓN DE SEÑALES<sup>49</sup>

Este apéndice muestra los resultados de las estimaciones de los componentes no observables de la serie de PBI a partir del método de extracción de señales propuesto por Kaiser & Maravall (2000) e incorporado al software TSW<sup>50</sup> (Beta Versión 1.04)

Para operativizar estas estimaciones se ha procedido de la siguiente manera: (i) verificación de la existencia de outliers (se ha considerado tres tipos de outliers: aditivos, cambios transitorios y cambios de nivel). Una vez eliminados estos componentes (si los hubiera) se ha procedido a estimar el modelo de señales utilizando el método de Máxima Verosimilitud Exacta. Esta técnica permite extraer la tendencia – ciclo, la estacionalidad y el componente irregular. Note que no es posible separar individualmente la tendencia y el ciclo utilizando esta metodología<sup>51</sup> aunque Kaiser & Maravall (1999) sugieren utilizar este método para eliminar la estacionalidad y luego aplicar HP a la serie de tendencia – ciclo.

En particular:

“The model is decomposed and optimal estimators and forecasts of the components are obtained, as well as their mean squared error. These components are the trend-cycle<sup>52</sup>, seasonal, irregular and (perhaps) transitory component”<sup>53</sup>

Los resultados de estas estimaciones comparadas con las que utilizamos en el cuerpo del documento se muestran a continuación:

---

<sup>49</sup> El método se desarrolla en dos etapas: primero se eliminan los efectos de outliers, feriados, etc utilizando modelos ARIMA, luego se utilizan filtros de Kolmogorov & Wiener para extraer las señales de la serie corregida. Para una presentación técnica puede consultarse Kaiser & Maravall (op. cit), una versión más resumida y particularmente ilustrativa en INE (2001).

<sup>50</sup> TRAMO (Time series Regression with ARIMA noise, Missing values and Outliers) / SEATS (Signal Extraction in ARIMA Time Series) para Windows.

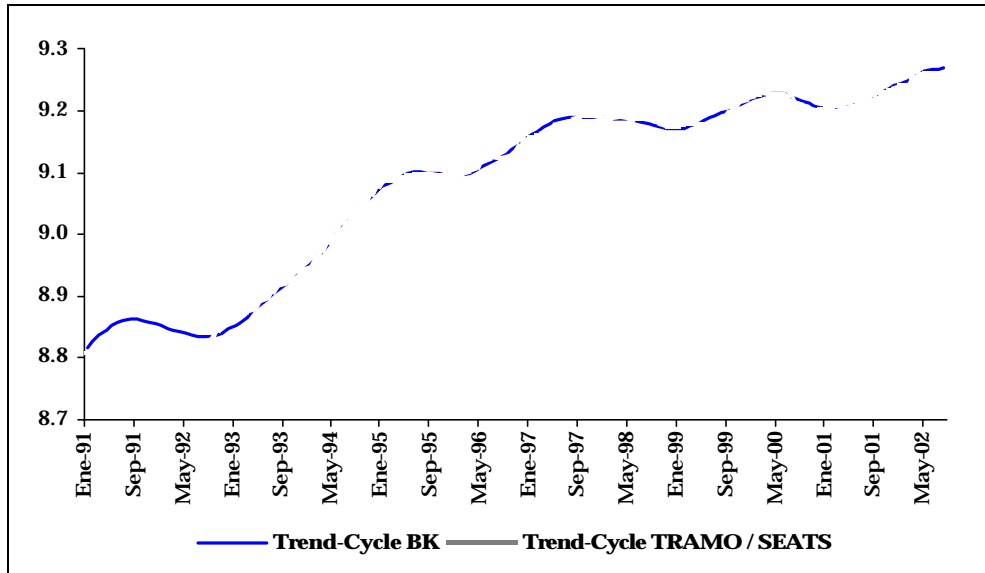
<sup>51</sup> Por ello no hemos utilizado esta metodología en el cuerpo del documento como nos sugirieron los representantes del BCRP que asistieron a la presentación preliminar de esta investigación.

<sup>52</sup> El subrayado es nuestro.

<sup>53</sup> Caporello, et. al (2002) p. 31.

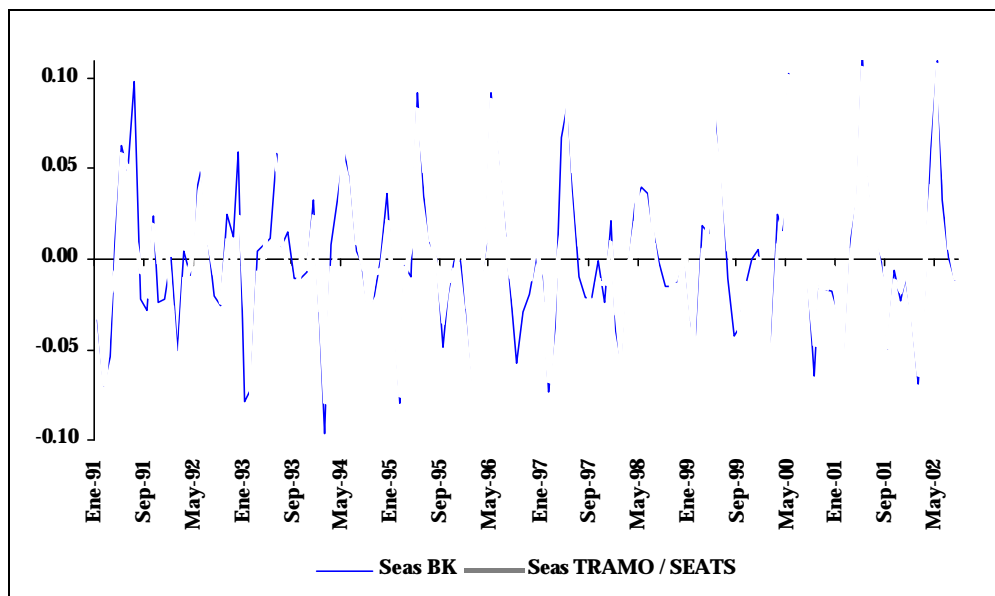
### GRAFICO A2.1

## ESTIMACIÓN TRAMO /SEATS CONTRA BAXTER & KING DEL COMPONENTE TENDENCIA – CICLO (Logaritmos)



### GRAFICO A2.2

## ESTIMACIÓN TRAMO /SEATS CONTRA BAXTER & KING DEL COMPONENTE ESTACIONAL



### APÉNDICE 3

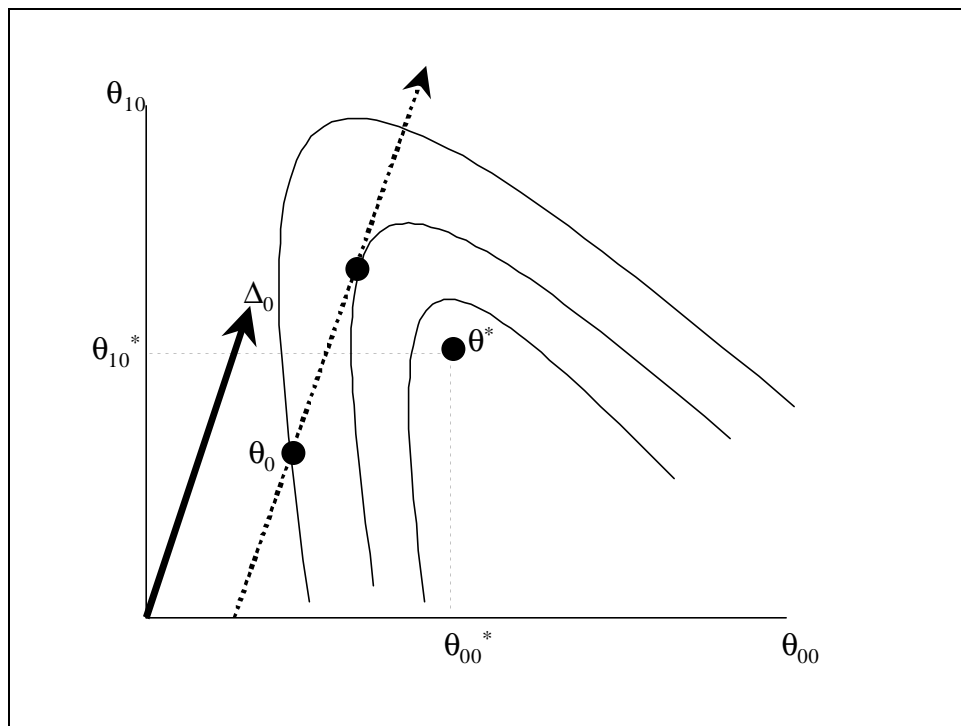
#### EL ALGORITMO DE RETROPROPAGACIÓN DEL ERROR<sup>54</sup>

Es un algoritmo iterativo. Es decir, dada una función  $F(\theta)$  y un valor inicial  $\theta_0$ , si  $\theta_0$  no es el valor de  $\theta$  que maximiza  $F(\theta)$ , entonces se procede a calcular una siguiente iteración añadiendo a  $\theta_0$  una determinada dirección  $\Delta_0$  multiplicada por un escalar  $\lambda_0$  tal que:

$$\theta_1 = \theta_0 + \lambda_0 \Delta_0 \quad (\text{A3.1})$$

En el gráfico A3.1 se muestra intuitivamente el procedimiento suponiendo que  $\theta_t = (\theta_{1t}, \theta_{2t})$ . Si  $\theta_0$  es el valor inicial, la línea punteada muestra el conjunto de puntos  $\theta_1 = \theta_0 + \lambda_0 \Delta_0$ . Claramente, para llegar al máximo  $\theta^*$  la dirección  $\Delta_0$  se debe multiplicar por un factor  $\lambda$ . Esta operación significará un desplazamiento siguiendo la dirección  $\Delta_0$ . Note la importancia del parámetro  $\lambda$ , si este no se selecciona correctamente la siguiente iteración nos podría alejar del valor óptimo  $\theta^*$ .

GRAFICO A3.1



<sup>54</sup> Este apéndice se basa en Greene (2002) Apéndice E y Judd (1999) Capítulo 8.

De la discusión anterior se deriva la importancia de determinar óptimamente el valor de  $\lambda$  para ello debemos buscar sobre la línea  $\theta_1 = \theta_0 + \lambda_0 \Delta_0$  por el valor de  $\lambda$  que maximiza  $F(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0)$ . Es decir, debemos resolver:

$$\frac{\partial F(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0)}{\partial \lambda_0} = \nabla(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0)' \Delta_0 = 0 \quad (\text{A3.2})$$

donde  $\nabla$  es la gradiente de  $F(\cdot)$  evaluada en  $\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0$ .

Note que si expandimos por Taylor la función  $F(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0)$  alrededor de  $\lambda_0 = 0$  tendremos:

$$F(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0) \cong F(\theta_0) + \lambda_0 \nabla(\theta_0)' \Delta_0 \quad (\text{A3.3})$$

sea  $F(\theta_0 + \lambda_0 \Delta_0) = F_1$  entonces:

$$F_1 - F_0 \cong \lambda_0 \nabla(\theta_0)' \Delta_0 \quad (\text{A3.4})$$

definamos  $\Delta_0 = W_0 \nabla_0$  donde  $W_0$  es una matriz positivo definida. Luego, (A3.4) se convertirá en:

$$F_1 - F_0 \cong \lambda_0 \nabla(\theta_0)' W_0 \nabla(\theta_0) \quad (\text{A3.5})$$

Es decir, si  $F$  no esta en su máximo siempre se puede elevar un poco más el valor de la función en la siguiente iteración y así sucesivamente. Dada la presencia del gradiente, a estos modelos se les suele llamar “*Métodos de Gradiente Estocástica*” (Judd, op. cit. p. 301).

El método de retropropagación del error no es más que un caso particular de (A3.5). Supóngase que expresamos la suma de errores al cuadrado del modelo no lineal de la siguiente manera:

$$\text{SEC} = \sum_{t=1}^T [Y_t - f(\theta)]^2 \quad (\text{A3.6})$$

donde  $\theta$  son los pesos de la red neuronal. De (A3.5) entonces:

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \lambda_k \nabla(\theta_k)(Y_t - f(\theta_k)) \quad (\text{A3.7})$$

Esta ecuación muestra como se van relacionando los pesos de la red en cada una de las iteraciones, hasta que se alcanza un valor mínimo llamando criterio de convergencia.

Este proceso suele ser extremadamente lento. Si el resultado inicial de la primera optimización no satisface los criterios del investigador, se debe continuar el proceso pero esta vez el vector de parámetros será el que se obtiene de la maximización anterior.

A modo de ejemplo en esta investigación la convergencia del modelo no lineal que está desarrollado en el cuerpo del texto se tomó 1 888 580 *epochs* (iteraciones). Lo que implica alrededor de dos horas treinta minutos en una computadora Pentium III. Por supuesto, si el proceso se vuelve demasiado lento siempre se puede sacrificar bondad de ajuste reduciendo el criterio de convergencia.

## APÉNDICE 4

### MEDIDAS DE PERFORMANCE DE LAS ESTIMACIONES.

Existen varias medidas convencionales para evaluar la confiabilidad de las predicciones. Estas predicciones se construyen utilizando los errores ex post de la predicción. Las más conocidas de estas medidas son:

1. La desviación en valor absoluto respecto a la media  $MAD = \frac{\sum |e_t|}{N}$
2. La suma de errores al cuadrado  $SEC = \sum e_t^2$
3. El error cuadrático medio  $MSE = \frac{\sum e_t^2}{N}$
4. La raíz cuadrada del error cuadrático medio  $RMSE = \sqrt{MSE}$
5. La media del error en porcentaje (en valor absoluto)  $MAPE = \frac{1}{N} \sum \left| \frac{e_t}{y_t} \right| * 100$
6. El test de Theil  $U = \frac{RMSE^2}{\left( \frac{\sum y_t^2}{N} \right)}$ . Los valores más grandes indican una baja calidad de la predicción.

Donde  $e_t$  es la diferencia entre el valor actual y el valor pronosticado,  $y_t$  es el valor actual y  $N$  es el número de observaciones.

Comparando las diferentes medidas de calidad entre el modelo lineal y los del modelo no lineal se puede deducir que este último presenta una mayor exactitud de predicción de las estimaciones que el primero. A continuación véase los resultados en la siguiente tabla:

**TABLA A5.1**  
**MEDIDAS DE PERFORMANCE DEL MODELO LINEAL Y EL NO LINEAL**

	<b>Lineal</b>	<b>No Lineal</b>
MAD	0.038140	0.00020477
SSE	0.169740	0.00000517
MSE	0.002070	0.00000006
RMSE	0.045500	0.00025116
MAPE	13.337810	4.44341000
Theil U	0.169740	0.00207000

Las medidas de la tabla (A5.1) son medidas estándar que aparecen en cualquier libro de texto de econometría<sup>55</sup>. Estas medidas son criticadas por ser absolutas, y tener un limitado valor a la hora de evaluar dos diferentes series. Asimismo, el MSE y el MAPE son utilizados para predecir la exactitud de proyecciones de cada modelo, no revelan por sí mismas si las proyecciones de un modelo son superiores a las de otro.

Se han definido por ello una serie de estadísticos que tiene por objeto comparar modelos<sup>56</sup>. Definamos la suma de los errores de los dos modelos (el subíndice 1 se refiere al modelo lineal y el subíndice 2 al no lineal) como  $s_t = e_{1t} + e_{2t}$  y la diferencia como  $d_t = e_{1t} - e_{2t}$ .

1. Ashley, Granger y Schmalensee<sup>57</sup> (AGS) muestra la prueba de igualdad de MSE contra la alternativa que el modelo 2 tiene errores menores, la cual puede ser obtenida a través de la significancia de los parámetros  $\beta_1$  y  $\beta_2$  de la siguiente regresión:

Hipótesis nula:  $\mathbf{b}_1 = \mathbf{b}_2 = 0$

$$d_t = \mathbf{b}_1 + \mathbf{b}_2(s_t - \bar{s}) + u_t$$

<sup>55</sup> Véase por ejemplo Greene (op.cit.) Capítulo 6.

<sup>56</sup> Véase un excelente survey en Diebold & Mariano (1994).

<sup>57</sup> Ashley, et. al. 1994.

Donde  $\bar{s}$  es la media de  $s_t$  y  $u_t$  es un error i.i.d.

Bajo los supuestos que: los errores no están autocorrelacionados, no están conjuntamente correlacionados y se distribuyen como una normal, el estadístico AGS se distribuye como F (2,T-2). Si rechazamos la hipótesis nula se concluye que los errores de predicción de los dos modelos no son iguales.

Como vemos en la tabla A.5.2 si aplicamos el test AGS a los errores de predicción de los modelos obtenemos que la hipótesis nula no se acepta, ya que los parámetros  $\beta_1$  y  $\beta_2$  son significativamente distintos de cero, es decir los errores de predicción no son iguales.

## 2. Test de Morgan – Granger - Newbold<sup>58</sup>

$$MGN = \frac{\hat{r}_{sd}}{\sqrt{\frac{1 - \hat{r}_{sd}}{T - 1}}}$$

Donde  $\hat{r}_{sd}$  = correlación estimada entre  $s_t$  y  $d_t$ . En este caso se relaja el supuesto de que no existe correlación contemporánea entre los errores. El MGN tiene una distribución  $t(T - 1)$ . Si las predicciones son igualmente exactas entonces la correlación entre  $s$  y  $d$  será cero.

En este caso la correlación entre  $s$  y  $d$  es alta (0.99) por lo cual los errores de predicción son significativamente diferentes. Asimismo, el estadístico MGN es significativo por lo cual se rechazaría la hipótesis de igualdad de errores.

## 3. Prueba no paramétrica de extracción de señales.

Esta prueba no requiere ninguno de los tres supuestos arriba mencionados para el caso de la prueba AGS. Si hay N estimaciones producidas, y si los errores de predicción del modelo 1 son mayores que del modelo 2 en N/2 períodos, entonces ambas predicciones se pueden considerar igualmente exactas. El modelo 1 se consideraría peor si los errores de predicción serían mayores que los del modelo 2 en un período mayor que N/2.

---

<sup>58</sup> Como está definido en Diebold & Mariano (op. cit.).



Hipótesis nula:  $E(S_T) = N/2$

Hipótesis alterna:  $E(S_T) > N/2$

$$\text{SIGN} = \frac{E(S_T) - \frac{N}{2}}{\frac{1}{2}\sqrt{N}} \approx N(0,1)$$

Donde  $E(S_T)$  es la esperanza del número de períodos en los cuales los errores de predicción del modelo lineal son mayores a los del modelo de Redes. Si la prueba SIGN es significativamente alta, entonces rechazamos la hipótesis nula concluyendo que el modelo de redes neuronales tiene predicciones más exactas que las del modelo lineal.

En este caso el estadístico SIGN es largamente significativo por lo cual se aceptaría la hipótesis alterna por la cual el modelo no lineal es más exacto que uno lineal.

**TABLA A5.2****ESTADÍSTICAS COMPARATIVAS ENTRE EL MODELO LINEAL Y EL NO LINEAL**

	<b>Valor</b>	<b>Distribución</b>	<b>Significancia</b>
AGS	215,613.6	F(2,58)	0.000000
MNG	839.9	T(59)	0.000000
SIGN	7.7	N(0,1)	0.000000

## APÉNDICE 5

### VARIABLES COMPONENTES DE LA BASE DE DATOS

Sector	Nombre	Unidad	Disponibilidad	
Real	Producto Bruto Interno	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI agropecuario	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI pesca	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Minería	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI manufactura	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI elect	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Construcción	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Comercio	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Otros	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Sector Primario	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Sector Secundario	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	PBI Sector Terciario	Millones de nuevos soles constantes 1994	Ene-91	Ago-02
Real	Producción de Cobre	Miles de TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de Hierro	Miles de TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de Plata	Miles de kilos	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de Plomo	Miles de TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de Zinc	Miles de TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de Oro	Miles de kilos	Ene-92	Sep-02
Real	Producción de Petróleo Crudo	Miles de barriles	Ene-91	Sep-02
Real	IVF Sector Fabril	Base 1994 = 100	Ene-91	Ago-02
Real	IVF Sector Fabril No Primario	Base 1994 = 100	Ene-91	Ago-02
Real	IVF Sector Fabril Primario	Base 1994 = 100	Ene-91	Ago-02
Real	Producción de cemento	TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de barras de construcción	TM	Ene-91	Ago-02
Real	Despachos Locales de Cemento	TM	Ene-91	Sep-02
Real	Despachos Totales de Cemento	TM	Ene-91	Sep-02
Real	Producción de electricidad	Giga Watt por hora	Ene-93	Ago-02
Real	Producción de agua Lima y Callao	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Consumo de agua Lima y Callao	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Consumo de Agua - Doméstico	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Consumo de Agua - Comercial	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Consumo de Agua - Industrial	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Consumo de Agua - Estatal	Miles de metros cúbicos	Ene-91	Ago-02
Real	Venta de pollos	TM	Ene-92	Ago-02
Real	Venta de carne ahumada	TM	Ene-91	Ago-02
Real	Venta Totales de Cemento	TM	Ene-91	Sep-02
Real	Ventas Locales de Cemento	TM	Ene-91	Sep-02
Real	Ventas de Barras de construcción	TM	Ene-91	Ago-02
Real	Venta de Harina de pescado	Miles de TM	Ene-92	Ago-02
Real	Venta interna petróleo Diesel	Miles de barriles	Ene-91	Sep-02
Real	Venta interna de gas licuefactado	Miles de barriles	Ene-91	Sep-02
Real	Venta interna de Turba Industrial A-1	Miles de barriles	Ene-91	Sep-02
Real	Venta interna de kerosene	Miles de barriles	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice Precios al Consumidor	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Alimentos y Bebidas	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Vestido y Calzado	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Alquiler de Vivienda Combustible y Electricidad	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Muebles Enseres y Manutención de Vivienda	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Salud y Servicios Médicos	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Transporte y Comunicaciones	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Esparcimiento y Cultura	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Consumidor Otros	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al Por Mayor	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al por Mayor Productos Nacionales	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al por Mayor Productos Importados	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al por Mayor Sector Agropecuario	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al por Mayor Sector Pesquero	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios al por Mayor Sector Manufacturero	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02

Sector	Nombre	Unidad	Disponibilidad	
Precios	Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Total	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Nacional	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Importado	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de precios de exportaciones	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de precios de importación	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Índice de términos de intercambio	Base 1994 = 100	Ene-91	Sep-02
Precios	Var. Índice Precios al Consumidor	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Alimentos y Bebidas	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Vestido y Calzado	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Alquiler de Vivienda Combustible y Electricidad	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Muebles Enseres y Manutención de Vivienda	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Salud y Servicios Médicos	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Transporte y Comunicaciones	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Esparcimiento y Cultura	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Consumidor Otros	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al Por Mayor	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al por Mayor Productos Nacionales	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al por Mayor Productos Importados	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al por Mayor Sector Agropecuario	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al por Mayor Sector Pesquero	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios al por Mayor Sector Manufacturero	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Total	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Nacional	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Precios	Var. Índice de Precios de Maquinaria y Equipo Importado	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Monetario	Liquidez Sistema Bancario A fin de periodo	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Liquidez Sistema Bancario en moneda nacional	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	M1 Dinero Bancario	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Circulante Fin de periodo	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Cuasidinerio del sistema Bancario	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Cuasidinerio MN del sistema bancario	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Cuasidinerio ME del sistema bancario	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Cuasidinerio ME (US\$) del sistema bancario	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Monetario	Emisión Primaria (Saldo)	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Encaje Exigible Moneda Nacional Banca Múltiple	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Fondos de Encaje Efectivo Moneda Nacional Banca Múltiple	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Crédito de las Empresas Bancarias al Sector Privado	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Ahorro financiero Moneda Nacional	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Ahorro financiero Moneda Extranjera	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Monetario	Multiplicador Bancario	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Preferencia del Público por Circulante	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Tasa de Encaje Efectivo en moneda nacional	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Tasa de Encaje Efectivo en moneda extranjera	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Tasa de interés real activa a menos de 1 año en MN mensual (hasta 360 días)	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Tasa de interés activa en ME menos de 1 año anualizada (hasta 360 días)	Porcentaje	Abr-91	Sep-02
Monetario	Tasa de interés pasiva real en MN Depósitos a plazo mensual ( a 6 meses)	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Tasa de interés pasiva real en MN de Depósitos de Ahorro mensual	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	TAMN	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	TIPMN	Porcentaje	Jul-91	Sep-02
Monetario	TAMEX	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	TIPMEX	Porcentaje	Jul-91	Sep-02
Monetario	Tasa activa promedio real MEF	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	IGBVL	Base Diciembre 1991=100	Ene-91	Sep-02

Sector	Nombre	Unidad	Disponibilidad	
Monetario	ISBVL	Base Diciembre 1991=100	Ene-92	Sep-02
Monetario	Var. IGBVL	Porcentaje	Ene-91	Sep-02
Monetario	Var. ISBVL	Porcentaje	Feb-92	Sep-02
Externo	Exportaciones de Bienes	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones Tradicionales	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones No Tradicionales	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones Agrícolas Tradicionales	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones Pesqueras Tradicionales	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones Tradicionales de Algodón	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones Tradicionales de Café	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Harina de pescado	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Petróleo y derivados	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Cobre	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Hierro	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Plata	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Plomo	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Zinc	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Exportaciones de Oro	Millones de dólares	Ene-91	Ago-02
Externo	Importaciones de Bienes	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes de Consumo	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes de Consumo Duraderos	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes de Consumo No duraderos	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes Intermedios	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Combustibles, lubricantes y conexos	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes Intermedios para la agricultura	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes Intermedios para la Industrias	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de Bienes de Capital	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de bienes de capital para la construcción	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de bienes de capital para la agricultura	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de bienes de capital para la industria	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Importación de bienes de capital para el transporte	Millones de dólares	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Café	US\$ / TM	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Azúcar (Cont 11)	US\$ / TM	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Azúcar (Cont 14)	US\$ / TM	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Harina de Pescado	US\$ / TM	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Cobre	cUS\$/lb	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Oro	US\$ / oz tr.	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Plata	US\$ / oz tr.	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Zinc	cUS\$/lb	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización de Plomo	cUS\$/lb	Ene-91	Sep-02
Externo	Cotización del Petróleo	US\$ por barril	Ene-91	Sep-02
Externo	Tipo de cambio promedio bancario	Nuevos soles por dólar	Ene-91	Sep-02
Externo	Tipo de cambio promedio Paralelo	Nuevos soles por dólar	Ene-91	Sep-02
Externo	Tipo de cambio bancario fin de periodo	Nuevos soles por dólar	Ene-91	Sep-02
Externo	Tipo de cambio paralelo fin de periodo	Nuevos soles por dólar	Ene-91	Sep-02
Externo	Devaluación Tipo de cambio promedio bancario	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Externo	Devaluación Tipo de cambio promedio Paralelo	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Externo	Devaluación Tipo de cambio bancario fin de periodo	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Externo	Devaluación Tipo de cambio paralelo fin de periodo	Porcentaje	Ene-92	Sep-02
Fiscal	Ingresos corrientes del Gobierno Central	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Ingresos Tributarios	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Ingresos No Tributarios	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Recaudación Aduanera	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Recaudación Aduanera del ISC	Millones de nuevos soles	Ene-94	Sep-02
Fiscal	Recaudación Aduanera de Otros	Millones de nuevos soles	Ene-94	Sep-02
Fiscal	Recaudación Ad Valorem	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	IGV Interno	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Gastos Corrientes del Gobierno Central	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Gastos No Financieros	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Gastos Corrientes No financieros	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Gastos de Capital del Gobierno Central	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Fiscal	Gastos de Capital: Formación Bruta de Capital	Millones de nuevos soles	Ene-91	Sep-02
Laboral	Empleo en Lima Metropolitana	Base 1994 = 100	Ene-92	Sep-02
Laboral	Empleo en el Sector Manufactura Lima Metropolitana	Base 1994 = 100	Ene-92	Sep-02
Laboral	Empleo en el Sector Comercio Lima Metropolitana	Base 1994 = 100	Ene-92	Sep-02

<b>Sector</b>	<b>Nombre</b>	<b>Unidad</b>	<b>Disponibilidad</b>	
Laboral	Salario Sector Privado	Nuevos soles	Ene-91	Jun-01
Laboral	Miles de Horas Hombres Pérdida	Miles de horas	Ene-91	Ago-02
Laboral	Huelgas	Unidades	Ene-91	Ago-02
Laboral	Número de trabajadores Afectos	Unidades	Ene-91	Ago-02