

FUNDACION PARA LA EDUCACION SUPERIOR Y EL DESARROLLO



**METODOLOGÍA PARA ELABORAR PRONÓSTICOS DE  
INFLACIÓN DE CORTO PLAZO**

**(Versión Final para Comentarios)**

**FEDESARROLLO**

**MARÍA ANGÉLICA ARBELÁEZ  
CAMILO DOMÍNGUEZ**

**Abril, 2004**

**Metodología para elaborar Pronósticos de Inflación de Corto Plazo**

**(Versión final para comentarios)**

**Fedesarrollo**

**María Angélica Arbeláez\***

**Camilo Domínguez\*\***

**Abril, 2004**

---

\* Investigadora Asociada de Fedesarrollo \*\* investigador de Fedesarrollo.

1	EL CÁLCULO DEL IPC EN COLOMBIA .....	5
1.1	Subdivisión del IPC.....	5
1.2	Inflación Básica .....	5
2	MARCO TEÓRICO Y EMPÍRICO .....	8
2.1	Variables a considerar como determinantes de la inflación .....	8
2.1.1	Agregados Monetarios.....	8
2.1.2	Producto.....	9
2.1.3	Índice de Precios al Productor .....	10
2.1.4	Expectativas de Inflación.....	10
2.1.5	Tasa de cambio.....	11
2.2	Especificación del modelo.....	12
2.2.1	Interpretabilidad Económica.....	12
2.2.2	Linealidad .....	13
2.3	Combinación de Pronósticos .....	13
2.4	Consideraciones finales.....	13
3	ANÁLISIS DE PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN DE CORTO PLAZO EN COLOMBIA.....	15
3.1	Análisis de la implementación de modelos ARIMA puros para la inflación	15
3.1.1	¿En que consiste un modelo ARIMA? .....	15
3.1.2	Análisis de la serie del IPC .....	16
3.1.3	Componente estacional de la serie .....	19
3.1.4	Identificación del Modelo.....	21
3.1.5	Resultados.....	23
3.2	Modelos de Redes Neuronales.....	25
3.2.1	Metodología.....	25

3.2.2 Resultados.....	27
4 CONCLUSIONES.....	30
5 BIBLIOGRAFÍA.....	31
6 ANEXO 1: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DE REDES NEURONALES.....	33

## Introducción

La inflación, definida como el crecimiento del índice de precios al consumidor (IPC), es una de las variables más relevantes para el análisis económico y contiene información capaz de determinar el estado de los términos de intercambio en la economía. A su vez, permite medir los flujos de demanda y oferta de bienes y servicios en el sector real, y es utilizada regularmente como deflactor de variables macroeconómicas, tales como la tasa de interés, la devaluación y el crecimiento económico.

Por otro lado, para el análisis financiero y del mercado de capitales la inflación se constituye como la principal variable del entorno económico, dado que representa el costo de oportunidad de las inversiones. Por esta razón, el crecimiento del nivel de precios de la economía es fundamental dentro del proceso de toma de decisiones financieras.

Debido a lo anterior, existe un inmenso interés por conocer el valor futuro de esta variable, o al menos una buena aproximación de éste. El objetivo de este trabajo es precisamente desarrollar algunos modelos econométricos que permitan producir pronósticos confiables de la inflación que sirvan de soporte para el proceso de toma de decisiones anteriormente mencionado.

En el intento de encontrar un modelo para pronosticar la inflación, se debe explorar una amplia variedad de éstos, destacando las ventajas y desventajas de cada uno de ellos. Se estudiarán, por lo tanto, modelos comúnmente utilizados y algunos adicionales que se consideren pertinentes.

El trabajo se organiza como sigue: la primera sección presenta un resumen sobre la metodología utilizada en Colombia para el cálculo del IPC en Colombia, lo que permite ver con exactitud lo que se va a pronosticar. La segunda sección presenta una revisión de la literatura correspondiente a modelos de inflación. La tercera sección examina la implementación de dos tipos modelos para el pronóstico de la inflación: una primera clase, los ARIMA, donde se exhibe la metodología utilizada y los resultados encontrados; y una segunda, llamada *redes neuronales*, donde se exploran modelos no-lineales. Finalmente la cuarta sección toma los resultados de las secciones anteriores y concluye acerca de la utilización de los modelos estudiados para realizar pronósticos.

## 1 EL CÁLCULO DEL IPC EN COLOMBIA

La presente sección analiza la forma como se realiza el cálculo del IPC en Colombia. En especial, el interés se centra en conocer cuáles son los grandes grupos de productos en los cuales se divide el IPC y la ponderación de cada uno de ellos.

### 1.1 Subdivisión del IPC

La siguiente tabla muestra la división del IPC en Colombia, de acuerdo con la clasificación del DANE:

Grupo	Ponderación
Alimentos	29.51
Vivienda	29.41
Transporte	13.49
Vestuario	7.31
Educación	4.81
Salud	3.96
Esparcimiento	3.60
Otros	7.89

Se observa que los tres primeros grupos (alimentos, vivienda y transporte) tienen un porcentaje de participación en el IPC considerablemente alto, y explican aproximadamente el 73% del índice. Esta información sobre el peso de los diferentes sectores resulta muy útil para la decisión sobre las variables que se van a incluir dentro de los modelos.

### 1.2 Inflación Básica

Los grupos del IPC mencionados deben su comportamiento a distintos factores, entre los que vale la pena destacar los que son de tipo permanente y los transitorios. Los cambios transitorios en el nivel de inflación se deben principalmente a choques de oferta, que tienen un efecto importante en el corto plazo, pero que en el largo plazo tienden a desvanecerse. Por el contrario, los cambios de largo plazo (permanentes) son ocasionados por presiones de demanda y cambios en las expectativas de inflación.

Debido al origen de los cambios, se puede separar el IPC en los grupos donde predominan los cambios transitorios y en aquellos que responden a factores más estructurales y por lo tanto más permanentes. El nivel de precios del segundo de estos grupos es lo que comúnmente se denomina *inflación básica*.

El análisis de la inflación básica tiene varias virtudes: primero, permite apreciar mejor el impacto de políticas monetarias<sup>1</sup>, el cual es menos fácil percibir a través del IPC total. Segundo, esta medida se ajusta mejor a un modelo con sentido económico, siendo así más fácil de pronosticar.

Dentro de los indicadores de inflación básica, el más común es la inflación sin alimentos. Esto se debe a que el nivel de precios del grupo de los alimentos responde altamente a choques transitorios de oferta, lo cual, sumado a su gran ponderación dentro del IPC total, influye en forma determinante en el nivel de precios general de la economía. Al excluir este grupo se obtiene un indicador menos sensible a choques transitorios, sobre el cual es posible realizar pronósticos más acertados.

Esto no implica que se deba aislar el grupo de los alimentos a la hora de pronosticar el IPC. Más bien, si se decide realizar pronósticos sobre la inflación básica, se debe elaborar paralelamente un método para pronosticar la inflación de los alimentos o bien incluir dentro de un modelo general aquellas variables económicas que permiten pronosticar tanto la inflación básica como aquella de los alimentos.

¿Cómo pronosticar la inflación de alimentos? Dado que el énfasis de este trabajo es el corto plazo, se debe buscar una serie de indicadores que anticipen esta variable por lo menos con un mes de anticipación. Avella (2001) estudia la influencia de las sequías sobre la inflación sin alimentos, llegando a la conclusión de que esta variable mejora notablemente los pronósticos de inflación. Sin embargo, la variable que usa para medir la magnitud de las sequías es de difícil actualización, por lo cual no es considerada dentro de este trabajo.

Otra alternativa, muy usada por el Banco de la República para sus pronósticos de corto plazo, es investigar directamente con entidades económicas como gremios o autoridades reguladoras cuál será el aumento de precios en el corto plazo. Este mecanismo funciona muy bien en bienes con precios regulados, como el de la gasolina, y en otros productos cuyos precios dependen altamente de choques en variables no económicas, como es el caso de los alimentos y las variables

---

<sup>1</sup> Para una mayor descripción acerca de las bondades de la inflación básica véase la nota editorial de la Revista del Banco de la República de enero del 2002.

meteorológicas. Esto sugiere que esta alternativa resulta útil para pronosticar los precios de los bienes que no se incluyen dentro de la inflación básica.

## 2 MARCO TEÓRICO Y EMPÍRICO

La revisión de la literatura para efectos de este estudio tiene dos objetivos principales: primero, identificar qué variables ejercen algún tipo de influencia sobre el nivel de precios de la economía, y segundo, indagar por las especificaciones más adecuadas para el modelo que tratará de explicar el comportamiento del IPC.

Se realizó una revisión de la literatura internacional y de aplicaciones al caso colombiano, con énfasis en lo segundo tema por considerarlo más pertinente para este estudio.

### 2.1 Variables a considerar como determinantes de la inflación

En este aparte se describen las variables que se utilizan más comúnmente para explicar la evolución del nivel de precios, de acuerdo con la literatura revisada.

#### 2.1.1 Agregados Monetarios

La inclusión de esta variable responde a la existencia de diversos modelos monetarios donde se incluyen los precios y la cantidad de dinero, muchos de ellos con origen en la teoría cuantitativa del dinero<sup>2</sup>. La idea consiste en que si la cantidad de dinero crece a una velocidad mayor que el producto, se crea un exceso de oferta de dinero, por lo cual el valor de éste disminuye a través de un aumento en el nivel de precios<sup>3</sup>.

En cuanto a la evidencia empírica para Colombia, Misas, López y Melo (1999) utilizan un modelo P\*<sup>4</sup> que sugiere que la inflación puede ser explicada por la desviación de la cantidad de dinero de su senda de largo plazo. Jalil y Melo (1999)

---

<sup>2</sup> El principal planteamiento de la teoría cuantitativa del dinero es la *ecuación cuantitativa del dinero*:

$$PQ = MV$$

Donde  $P$  es el nivel de precios,  $Q$  la producción de la economía,  $M$  la cantidad de dinero y  $V$  la velocidad a la que éste circula. En el corto plazo generalmente se supone que  $M$  y  $V$  son constantes.

<sup>3</sup> La observación de la ecuación cuantitativa del dinero (pie de página 2), tomando la velocidad de circulación como constante, puede aclarar esta causalidad.

<sup>4</sup> EL modelo P\* plantea que la senda futura de la inflación puede ser explicada por la desviación del dinero respecto de su senda de largo plazo.

también estudian la relación entre los agregados monetarios y la inflación, llegando a la conclusión de que existe una relación no lineal entre estas variables. Misas, Posada y Vásquez (2001) analizan el efecto de la cantidad de dinero esperada sobre la inflación y encuentran que no se puede rechazar la existencia de una relación, resaltando así la importancia de los agregados monetarios en el proceso inflacionario.

No obstante, sobre el agregado monetario utilizar, no hay consenso en los diferentes artículos se utilizan distintas medidas de la cantidad de dinero. El agregado más comúnmente utilizado es M1, el cual será usado en el presente estudio.

### **2.1.2 Producto**

La teoría de la curva de Phillips<sup>5</sup>, ampliamente conocida en el ámbito económico, establece que existe una relación entre el nivel de actividad económica y la inflación. Básicamente, esta teoría argumenta que existe un producto potencial de la economía, y al presentarse desviaciones del producto real respecto de este producto potencial se generan presiones inflacionarias. Esto sugiere que para efectos de pronosticar la inflación, especialmente de corto plazo, es necesario fijar la atención sobre las desviaciones del producto frente al producto potencial, las cuales generalmente están asociadas a *shocks* de demanda.

Para Colombia, López y Misas (1999) estiman diversas formas de esta curva, examinando algunas variaciones que pueden ser pertinentes para encontrar mejores modelos. Gómez y Julio (2000) también estiman una curva de Phillips, haciendo énfasis en la conjetura de que esta curva representa una relación no lineal, y por lo tanto se deben tomar ciertas precauciones a la hora de estimarla.

En el marco de esta teoría, surge una variable que podría llegar a ser de gran importancia dentro del modelo explicativo: la capacidad instalada de las empresas<sup>6</sup>. De acuerdo con López y Misas (2000) “La característica de ser un indicador sintético de la fase del ciclo de la demanda agregada hace que la variable [la capacidad instalada] se constituya en un gran predictor de la inflación”. En concreto, la

---

<sup>5</sup> Para una descripción extensa de la Curva de Phillips puede verse Sachs y Larrain (1994), Capítulo 15.

<sup>6</sup> Fedesarrollo cuenta con un índice de Nivel de Utilización de la Capacidad Instalada Industrial, que puede ser de gran utilidad en este caso.

capacidad instalada muestra si las empresas se encuentran en un período de producción baja o si por el contrario la producción se ubica en una fase de auge. Adicionalmente, existe evidencia internacional al respecto, como es el caso de Inglaterra, donde esta variable es utilizada dentro de los modelos de inflación<sup>7</sup>.

El problema con este tipo de modelos radica en la disponibilidad de los datos. La información sobre el producto y capacidad instalada en Colombia sólo está disponible con una periodicidad trimestral, por lo cual resulta imposible estimar un modelo de más corto plazo (por ejemplo mensual), el cual constituye el énfasis de este trabajo. Sin embargo, es importante tener en cuenta las variables mencionadas para futuros desarrollos.

### **2.1.3 Índice de Precios al Productor**

Es natural pensar que los precios de los insumos que enfrenta un productor tarde o temprano se verán reflejados en los precios que enfrenta un consumidor. Esto debido a que, al menos en parte, los precios de artículos para consumo están determinados por sus costos de producción. Por esta razón, es previsible que el Índice de Precios al Productor (IPP) anticipe de alguna forma los precios al consumidor (IPC). Sin embargo, para el caso de Colombia, Campos y Jalil (2000) no encuentran una relación de causalidad del IPP total al IPC total. En consecuencia, los autores exploran distintas desagregaciones de IPP e IPC, encontrando finalmente una relación entre IPC alimentos y una desagregación del IPP que construyen para representar este mismo grupo de bienes.

### **2.1.4 Expectativas de Inflación**

Para la fijación de precios de los productos, una de las variables que interviene en la decisión de los agentes es cuánto esperan que aumenten los precios. Esto se debe a que los precios no cambian en lapsos muy cortos, y por ende los aumentos escogidos deben ser sostenibles por un período de tiempo.

Este razonamiento conduce a pensar que las expectativas de inflación contienen información predictiva acerca del nivel futuro de esta variable. En el contexto internacional, Baumgartner, Ramaswamy y Zettergren (1997) encuentran

---

<sup>7</sup> Véase Bank of England (2000).

que en Suecia las expectativas de inflación son significativas para hacer pronósticos de inflación.

No obstante, en países como Colombia se presentan problemas relacionados con la disponibilidad de la información. Para efectos de medir las expectativas de inflación, sólo se encontraron dos medidas: la primera es la encuesta de expectativas del Banco de la República y la segunda corresponde a la encuesta de consumo de Fedesarrollo. El primer conjunto de información tiene el problema de que es una base trimestral, además de que está disponible sólo desde 1997. Por su parte, la encuesta de consumo de Fedesarrollo es mensual, pero empieza en noviembre de 2001. Estos eventos impiden hacer ejercicios econométricos confiables debido al reducido tamaño de la muestra. Sin embargo, vale la pena tener en cuenta estas dos variables para ejercicios futuros, cuando se disponga de series amplias.

### **2.1.5 Tasa de cambio**

La canasta de bienes en la cual se basa el cálculo del IPC incluye también algunos productos importados, por lo cual es previsible que una alteración en la tasa de cambio cause un cambio en el IPC. Adicionalmente, cuando se presenta una devaluación, los productos que son exportados son vendidos a un mejor precio (en pesos colombianos) en el exterior, presionando el precio doméstico al alza. Los efectos mencionados son denominados en la literatura efectos *pass-through*.

Para el caso de Colombia, Rincón (2000) estima los efectos de las variaciones en la tasa de cambio sobre los precios de bienes importados, exportados y sobre el IPC total, concluyendo que la devaluación nominal afecta al nivel general de precios con un rezago de siete meses.

A manera de síntesis, para el corto plazo no es tan claro qué variables se deben utilizar para pronosticar la inflación. En los trabajos analizados no se desarrollan modelos para la inflación mensual; y cuando se realizan pronósticos para la inflación trimestral se encuentra que los mejores modelos son los ARIMAs puros, en los cuales no se considera ninguna otra variable aparte de la misma inflación de períodos anteriores.

En el presente estudio, se probarán distintos modelos con las variables enumeradas y se evalúa el rendimiento de cada uno de ellos, según criterios estadísticos.

## 2.2 Especificación del modelo

### 2.2.1 Interpretabilidad Económica

Las especificaciones o formas de los modelos para pronosticar la inflación se pueden dividir en dos grandes grupos.

Un primer conjunto comprende especificaciones donde los parámetros estimados carecen de una posible interpretación económica, es decir que se busca identificar ciertas relaciones sin preocuparse mucho por el aspecto explicativo. Esta clase de modelos comúnmente genera mejores pronósticos en el corto plazo, aunque no logra establecer relaciones estructurales de largo plazo entre las variables. En este grupo están incluidos los modelos ARIMA<sup>8</sup>, VAR no estructurales<sup>9</sup> y de Redes Neuronales<sup>10</sup>.

El segundo grupo se apoya más en la teoría económica para construir modelos que expliquen el comportamiento de la inflación. Las especificaciones aquí incluidas son más útiles cuando se busca hacer pronósticos de largo plazo, donde son muy importantes las relaciones económicas estructurales, mientras que los choques temporales tienen una importancia relativa menor. Entre estos se destacan los modelos VAR estructurales<sup>11</sup>, P\*<sup>12</sup> y de Curva de Phillips, entre otros.

---

<sup>8</sup> Este tipo de modelos será explicado con más detalle en la sección 3.1.

<sup>9</sup> Los modelos VAR explican el comportamiento de un grupo de variables endógenas por medio de un sistema de ecuaciones, teniendo en cuenta las relaciones que puedan existir entre ellas. Estos modelos son muy utilizados cuando existe un *feedback* entre la variable a explicar y algunas de las variables explicativas. Específicamente, los VAR no estructurales estiman una serie de ecuaciones que eliminan las variables contemporáneas, haciendo difícil el establecimiento de relaciones económicas entre las variables incluidas.

<sup>10</sup> Este tipo de modelos será explicado con más detalle en la sección 3.2.

<sup>11</sup> A diferencia de los VAR no estructurales (explicados anteriormente), los VAR estructurales se sirven de diversas técnicas econométricas para establecer relaciones económicas entre las variables incluidas.

<sup>12</sup> Véase la nota al pie número 4.

### **2.2.2 Linealidad**

Un aspecto también importante en cuanto a la especificación del modelo es la linealidad de las relaciones entre la inflación y cada una de las variables explicativas. Respecto de la relación entre la inflación y el producto, Gomez y Julio (2000) encuentran que la curva de Phillips no es lineal, por lo cual no es adecuado estimar la magnitud de esta relación mediante un modelo lineal. López y Misas (1999) reconocen la posibilidad de que la curva de Phillips sea no lineal en Colombia, pero consideran que puede llegar a considerarse lineal después de hacer ciertos ajustes al modelo utilizado.

En cuanto a la relación existente entre la inflación y los medios de pago o agregados monetarios, Jalil y Melo (1999) afirman que la relación con M1 es no lineal, al igual que Misas, López y Querubín (2002). En estos dos artículos se presentan posibles explicaciones de la no linealidad, además de que muestran los resultados de ciertas pruebas estadísticas que corroboran esta idea.

Frente a la no-linealidad de las relaciones entre la inflación y otras variables explicativas, los modelos denominados *redes neuronales* (explicados en la sección 3.2) permiten atacar este problema.

### **2.3 Combinación de Pronósticos**

Es importante no comprometerse con un único modelo para realizar pronósticos. Más bien, la técnica de combinación de pronósticos parece más acertada, en la medida en que permite utilizar la información que provee cada uno de los distintos modelos que se consideren adecuados. Esto sugiere que el camino a seguir debe ser escoger una serie de modelos para posteriormente realizar una combinación de los pronósticos que éstos arrojan. Al respecto, Castaño y Melo (1999) prueban empíricamente las mejoras que se pueden lograr mediante el método de combinación de pronósticos.

### **2.4 Consideraciones finales**

La revisión de la literatura muestra que existen dos grandes teorías sobre la determinación de la inflación. Por una parte, partiendo de la teoría cuantitativa del dinero, la inflación depende de los agregados monetarios. Por otra parte, y sustentada

en la curva de Phillips, la inflación depende de la desviación del producto frente a su nivel potencial.

Adicionalmente, se encontró que otras variables pueden jugar un papel crítico como determinantes de la inflación, tales como la evolución del índice de precios al productor (IPP), las expectativas sobre aumentos del IPC y la devaluación (efecto *pass-through*).

En el caso de Colombia estas variables han sido incorporadas en diversos modelos con los siguientes hallazgos: primero, existe una relación entre la inflación y los agregados monetarios, que puede ser no lineal; segundo, hay evidencia de la existencia de curva de Phillips, aunque igualmente la relación entre el producto y la inflación puede ser no lineal. Los modelos arrojan buenos resultados si se incorpora como variable explicativa la capacidad instalada. Tercero, la relación entre el IPC y el IPP no es tan clara, y sólo se evidencia para desagregaciones del IPC, como por ejemplo, el caso de los alimentos. Cuarto, existe evidencia sobre el efecto de devaluación nominal a los precios finales, aunque con un rezago de cerca de siete meses. Finalmente, no hay evidencia contundente del peso de las expectativas de inflación, debido a la falta de disponibilidad de información sobre esta variable en el país.

En cuanto a los diferentes modelos para pronósticos de inflación, se encontró que entre aquellos que no cuentan con una amplia interpretabilidad económica los más comúnmente utilizados son los ARIMA, VAR no estructurales y los de redes neuronales. Otro grupo, más sustentado en la teoría económica y que trata de explicar el comportamiento de la inflación, son los VAR estructurales,  $P^*$  y la curva de Phillips.

Es necesario sin embargo distinguir que algunos de ellos permiten hacer pronósticos de corto plazo (los de menor interpretabilidad económica) y otros de más largo plazo (los más sustentados en la teoría). Esta distinción es sumamente importante, ya que cada uno de ellos se basa en modelos distintos, que consideran diferentes variables y también diversas especificaciones.

El presente estudio centra su atención en los pronósticos de corto plazo de la inflación. Estos han sido menos explorados en la literatura pero son de gran importancia para la toma de decisiones financieras.

### **3 ANÁLISIS DE PRONÓSTICOS DE INFLACIÓN DE CORTO PLAZO EN COLOMBIA**

Como se ha resaltado a lo largo del trabajo, el énfasis se hará sobre los pronósticos de corto plazo. Por esta razón el estudio se restringirá a aquellos modelos que aunque carecen de interpretabilidad económica, permiten hacer pronósticos de corto plazo más exactos. Específicamente, se estimarán dos tipos de modelos: modelos ARIMA y modelos de redes neuronales. En cuanto a los VAR no estructurales existentes problemas de información para muchas de las variables que podrían ser incluidas dentro del modelo. Variables como el PIB se calculan con una periodicidad trimestral, mientras que otras, como las variables de la Encuesta Continua de Hogares, salen con un rezago muy extenso, lo cual las hace inútiles para pronosticar datos mensuales.

En caso de que se quieran trabajar pronósticos de mediano o largo plazo, el cual no es el objetivo de este trabajo, modelos de Curva de Phillips y VAR estructurales surgen como alternativas para este tipo de desarrollos. Para el caso de la Curva de Phillips, en Colombia se cuenta con datos trimestrales de PIB y de capacidad instalada, por lo cual pueden estimarse modelos de esta clase que busquen realizar pronósticos de mediano plazo.

#### **3.1 Análisis de la implementación de modelos ARIMA puros para la inflación**

##### **3.1.1 ¿En que consiste un modelo ARIMA?**

Es posible modelar el comportamiento de una serie de tiempo sin recurrir a otras variables diferentes a la variable que se busca explicar; sólo observando los rezagos la misma serie, puede obtenerse un buen modelo explicativo que además permite realizar pronósticos fácilmente. Los modelos ARIMA permiten precisamente llevar a cabo este tipo de análisis, construyendo un modelo donde la variable a explicar depende de rezagos de ella misma y de errores de predicción cometidos en el pasado.

Los modelos ARIMA tienen dos componentes esenciales: el primero es el componente autoregresivo (AR) donde se incluyen los rezagos de la variable que ayudan a explicar su valor presente; el segundo componente es el de media móvil

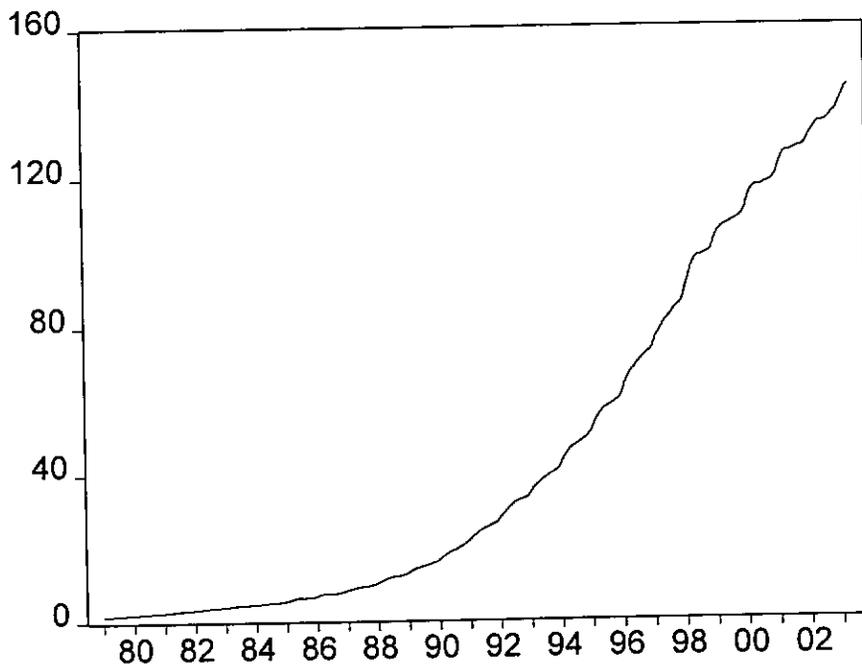
(MA) que especifica cuáles errores de predicción del pasado contienen información relevante para construir pronósticos.

Este tipo de modelos se aplica sólo a series estacionarias<sup>13</sup>. Sin embargo, muchas series que originalmente no son estacionarias pueden volverse estacionarias llevando a cabo una o varias diferenciaciones<sup>14</sup>. En el caso en que esto es posible, se dice que la serie es *integrada de orden n*, donde *n* es el número de diferenciaciones necesarias para volver la serie estacionaria.

### 3.1.2 Análisis de la serie del IPC

Un primer paso para el análisis de pronósticos consiste en evaluar el comportamiento de la serie del IPC, buscar qué particularidades posee y qué transformaciones pueden ser necesarias para implementar un modelo ARIMA en forma adecuada.

**Gráfico 1**  
**IPC Mensual**



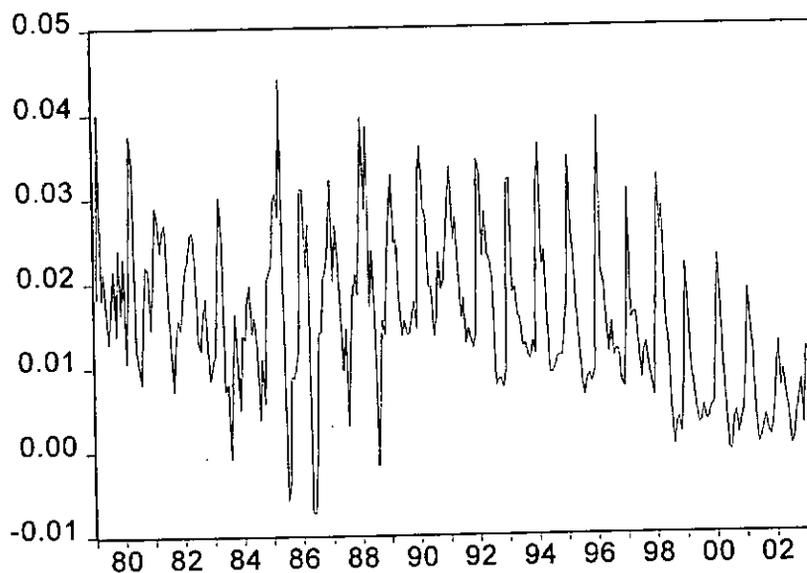
<sup>13</sup> Una serie se denomina estacionaria si tiene media y varianza constantes a través del tiempo.

<sup>14</sup> Una diferenciación corresponde a la variación de un periodo a otro de una serie, dos diferenciaciones corresponden al cambio de este cambio, y así sucesivamente.

Una ilustración gráfica de la evolución del IPC (Gráfico 1) permite observar que la serie registra un crecimiento exponencial, es decir que no tiene una media constante. Igualmente, se evidencia que para mayores valores del IPC se presenta mayor variabilidad de la serie, lo cual desemboca en un problema de heteroscedasticidad<sup>15</sup>.

Para corregir estos dos problemas es necesario hacer una transformación logarítmica a la serie. Después de esto, la serie continúa teniendo una tendencia creciente, pero ya no exponencial sino lineal, al tiempo que se corrige la heteroscedasticidad. Por otra parte, para que la serie tenga una media constante, se requiere remover la tendencia lineal. Esta tendencia lineal puede ser producto de que la serie es integrada de orden uno<sup>16</sup>, por lo cual se procede a diferenciar una vez la serie. La serie que resulta de aplicar estas transformaciones al IPC se muestra en el Gráfico 2.

**Gráfico 2**  
 **$\Delta \ln \text{IPC}$**



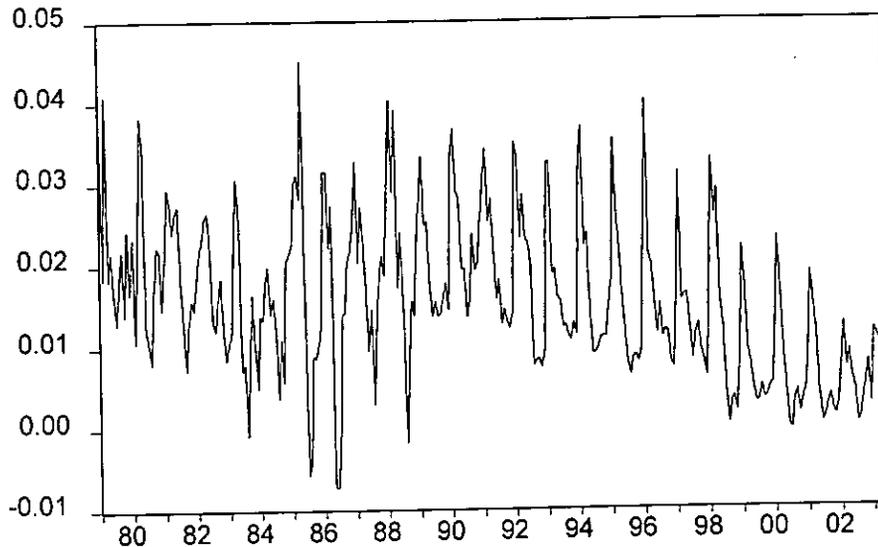
---

<sup>15</sup> El término *heteroscedasticidad* quiere decir que la varianza no es constante a través del tiempo.

<sup>16</sup> Para determinar si una serie es integrada existen pruebas como la de Dickey-Fuller, las cuales en la mayoría de estudios para Colombia confirman que el IPC es una serie integrada de orden 1.

La serie de inflación, por su parte, no requiere de tantas transformaciones, ya que de por sí no tiene tendencias determinísticas claras, ni problemas de heteroscedasticidad, como se comprueba en el Gráfico 3. Sin embargo, se evidencia un comportamiento estacional<sup>17</sup>, característica que se evalúa en la sección 3.1.3.

**Gráfico 3**  
**Inflación Mensual**



Una comparación de las gráficas de la inflación y del IPC aplicando la transformación mencionada, muestra que las dos series son prácticamente iguales<sup>18</sup>.

---

<sup>17</sup> Cuando una serie presenta un comportamiento cíclico, es decir, que cada determinado número de periodos cambia sistemáticamente, se dice que es estacional. Por ejemplo, las ventas del comercio suben sistemáticamente todos los fines de año, siendo por lo tanto una serie estacional.

<sup>18</sup> El siguiente procedimiento matemático explica este fenómeno:

$$\begin{aligned} \Delta \ln(IPC)_t &= \ln(IPC_t) - \ln(IPC_{t-1}) \\ &= \ln\left(\frac{IPC_t}{IPC_{t-1}}\right) \\ &= \ln\left(1 + \frac{IPC_t - IPC_{t-1}}{IPC_{t-1}}\right) \end{aligned}$$

y como  $\ln(1+x) \approx x$ , si  $x$  está cerca de cero,

$$\Delta \ln(IPC)_t \approx \frac{IPC_t - IPC_{t-1}}{IPC_{t-1}} = INF_t$$

En consecuencia, es posible usar cualquiera de las dos series para efectos de los pronósticos. Sin embargo, para este estudio se utiliza la serie de inflación, por ser de más fácil interpretación.

### **3.1.3 Componente estacional de la serie**

Como se evidencia en el Gráfico 3, la inflación muestra un patrón estacional, con un período de doce meses. Prueba de esto es el hecho de que en los dos primeros meses de cada año siempre se presenta un valor más alto que en los otros meses, fenómeno que se explica por la tendencia que existe a subir los precios al comenzar el año.

Para comprobar estadísticamente la presencia de estacionalidad en la serie, se debe observar el correlograma<sup>19</sup>, prestando atención a los rezagos cercanos a los múltiplos de doce. En este diagrama (Gráfico 4) se evidencia que la ACF<sup>20</sup> empieza decayendo exponencialmente, pero existen posteriormente rezagos significativos, precisamente aquellos cercanos a múltiplos de 12. Al observar solo estos rezagos, se aprecia que la ACF decae muy lentamente, con lo cual se comprueba la existencia de estacionalidad en la serie.

---

Por lo cual las dos series si bien no son exactamente iguales, son muy similares.

<sup>19</sup> El correlograma de una serie se compone de dos diagramas: la ACF (Auto Correlation Function) y la PACF (Partial Auto Correlation Function). Para una descripción completa de estas herramientas puede consultarse Enders (1995) o en general cualquier libro de series de tiempo.

<sup>20</sup> Véase nota al pie número 19.

**Gráfico 4**  
**Correlograma de la inflación**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.683	0.683	141.86	0.000
		2	0.426	-0.076	197.19	0.000
		3	0.210	-0.097	210.62	0.000
		4	0.045	-0.074	211.25	0.000
		5	-0.039	-0.004	211.73	0.000
		6	-0.058	0.024	212.77	0.000
		7	-0.035	0.032	213.14	0.000
		8	0.072	0.155	214.78	0.000
		9	0.222	0.184	230.12	0.000
		10	0.398	0.246	279.84	0.000
		11	0.557	0.270	377.44	0.000
		12	0.633	0.233	503.94	0.000
		13	0.524	-0.013	590.93	0.000
		14	0.356	0.003	631.28	0.000
		15	0.186	0.008	642.33	0.000
		16	0.023	-0.064	642.50	0.000
		17	-0.086	-0.074	644.87	0.000
		18	-0.096	0.004	647.86	0.000
		19	-0.025	0.047	648.06	0.000
		20	0.044	-0.104	648.68	0.000
		21	0.170	-0.011	658.08	0.000
		22	0.330	0.061	693.76	0.000
		23	0.476	0.098	767.95	0.000
		24	0.598	0.229	885.84	0.000
		25	0.484	-0.102	963.23	0.000
		26	0.314	-0.014	995.89	0.000
		27	0.132	-0.034	1001.7	0.000
		28	-0.013	0.010	1001.7	0.000
		29	-0.083	0.023	1004.1	0.000
		30	-0.130	-0.130	1009.8	0.000
		31	-0.121	-0.095	1014.7	0.000
		32	-0.030	-0.015	1015.0	0.000
		33	0.127	0.040	1020.4	0.000
		34	0.296	0.006	1050.3	0.000
		35	0.463	0.107	1123.7	0.000
		36	0.555	0.133	1229.7	0.000

Este comportamiento de la serie requiere de tratamiento especial de la misma, en el sentido de que la estacionalidad de la serie se debe tener en cuenta de tal forma que no surjan problemas de omisión de variables (o rezagos) relevantes, que a su vez pueden generar problemas de autocorrelación en el error. En este caso, el tratamiento especial consiste en diferenciar estacionalmente la serie<sup>21</sup>, además de tener muy en

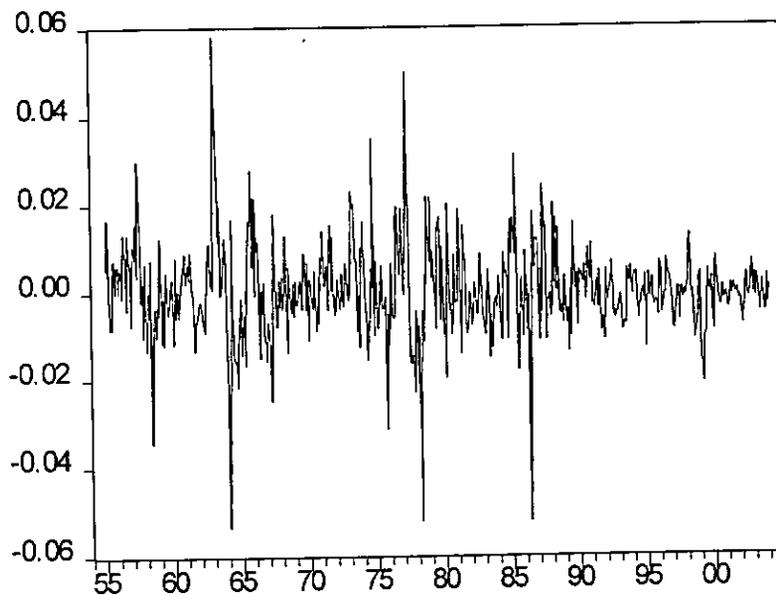
<sup>21</sup> Para diferenciar estacionalmente, se toma cada valor de la serie y se le resta el valor de la variable n periodos antes, donde n es el periodo de estacionalidad (en nuestro caso 12).

cuenta los rezagos múltiples de doce al escoger los términos que hacen parte del modelo ARIMA.

### 3.1.4 Identificación del Modelo

Después de aplicadas las transformaciones y obtener una serie estacionaria de inflación (Gráfico 5), se procede a escoger el modelo ARIMA que mejor represente el proceso estocástico seguido por la serie. Con este objetivo, se construye un correlograma para efectos de identificar los términos AR y MA que se deben incluir dentro del modelo (Gráfico 6).

**Gráfico 5**  
**Diferencia estacional de la inflación**



**Gráfico 6**  
**Correlograma de la diferencia estacional de la inflación**

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.344	0.344	35.989	0.000
		2	0.056	-0.071	36.947	0.000
		3	-0.051	-0.054	37.756	0.000
		4	-0.041	-0.001	38.281	0.000
		5	0.018	0.038	38.377	0.000
		6	0.012	-0.013	38.425	0.000
		7	-0.016	-0.024	38.509	0.000
		8	0.091	0.124	41.084	0.000
		9	0.121	0.059	45.658	0.000
		10	0.077	0.007	47.513	0.000
		11	-0.074	-0.111	49.213	0.000
		12	-0.475	-0.466	120.42	0.000
		13	-0.190	0.170	131.87	0.000
		14	-0.044	-0.023	132.48	0.000
		15	0.063	0.057	133.73	0.000
		16	0.005	-0.075	133.74	0.000
		17	-0.070	-0.066	135.30	0.000
		18	0.009	0.093	135.32	0.000
		19	0.148	0.143	142.44	0.000
		20	0.031	0.009	142.75	0.000
		21	-0.046	-0.003	143.45	0.000
		22	-0.050	0.031	144.25	0.000
		23	-0.095	-0.163	147.19	0.000
		24	0.000	-0.248	147.19	0.000
		25	0.032	0.142	147.52	0.000
		26	0.089	0.133	150.15	0.000
		27	0.011	-0.013	150.19	0.000
		28	0.027	-0.064	150.43	0.000
		29	0.091	0.006	153.21	0.000
		30	0.016	0.015	153.29	0.000
		31	-0.103	0.090	156.86	0.000
		32	-0.005	0.137	156.87	0.000
		33	0.048	0.024	157.65	0.000
		34	0.073	0.006	159.47	0.000
		35	0.167	0.025	169.00	0.000
		36	0.094	-0.146	172.03	0.000

Lo primero que se observa en el correlograma es que el modelo debe tener un componente estacional y uno no estacional. El componente no estacional parece ser un AR, ya que la ACF parece decaer oscilando, mientras que la PACF corta en el primer rezago. Este último hecho lleva a pensar que se trata de un AR(1). En cuanto al componente estacional, las correlaciones (ACF) cortan en el primer rezago (el número 12), mientras que las autocorrelaciones parciales (PACF) decaen exponencialmente, lo cual nos lleva a modelar el componente estacional como un proceso MA(1),

incluyendo un termino MA(12) dentro del modelo. Este modelo se resume mediante la siguiente ecuación:

$$INF_t - INF_{t-12} = \alpha(INF_{t-1} - INF_{t-13}) + \beta\varepsilon_{t-12} + \mu + \varepsilon_t$$

### 3.1.5 Resultados

La estimación del modelo propuesto arroja los siguientes resultados:

Dependent Variable: INFDE  
 Method: Least Squares  
 Date: 04/15/04 Time: 16:20  
 Sample: 1979:01 2004:02  
 Included observations: 302  
 Convergence achieved after 11 iterations  
 Backcast: 1978:01 1978:12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.000555	0.000146	-3.809669	0.0002
AR(1)	0.489311	0.050517	9.685993	0.0000
MA(12)	-0.837253	0.026854	-31.17810	0.0000
R-squared	0.486753	Mean dependent var		-0.000373
Adjusted R-squared	0.483320	S.D. dependent var		0.008189
S.E. of regression	0.005886	Akaike info criterion		-7.422545
Sum squared resid	0.010359	Schwarz criterion		-7.385687
Log likelihood	1123.804	F-statistic		141.7827
Durbin-Watson stat	2.008469	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.49			
Inverted MA Roots	.99	.85+.49i	.85 -.49i	.49+.85i
	.49 -.85i	-.00 -.99i	-.00+.99i	-.49 -.85i
	-.49+.85i	-.85+.49i	-.85 -.49i	-.99

Lo primero que se debe observar es si las variables escogidas realmente hacen un aporte importante al modelo, lo que en términos estadísticos se denomina ser *significativas*. Para esto, se observa la última columna, llamada “Prob.,” si el valor allí registrado es menor a 0.05 (tomando un nivel de significancia del 5%), se considera que la variable es significativa. Se puede ver en los resultados que la todas las variables incluidas son significativas.

Ahora, se debe observar el grado de explicación del modelo, el cual se puede observar mediante el  $R^2$  (R-squared en la tabla). Este estadístico indica que el modelo puede explicar en un 48% el comportamiento de la inflación, que, teniendo en cuenta el reducido número de variables explicativas, es un nivel bastante adecuado.

Dado que este método es sensible a la observación del investigador, se procedió a estimar otros modelos que también son acordes con los correlogramas. El objetivo es comprobar que el modelo escogido sea efectivamente el que mejor se

ajustaba a los datos. Los resultados de la estimación de estos modelos se incluyen en la Tabla 1.

**Tabla 1**  
**Modelos ARIMA estimados**

Modelo		Schwarz	Akaike	R <sup>2</sup>
Comp. No-estac.	Comp. Estac.			
AR(1)	MA(1)	-7.385687	-7.422545	0.486753
ARMA(1,1)	MA(1)	-7.368191	-7.417336	0.487478
MA(1)	MA(1)	-7.334619	-7.371478	0.459862
AR(1)	AR(3)	-7.323546	-7.372691	0.464078
AR(1)	AR(2)	-7.292165	-7.329024	0.436437

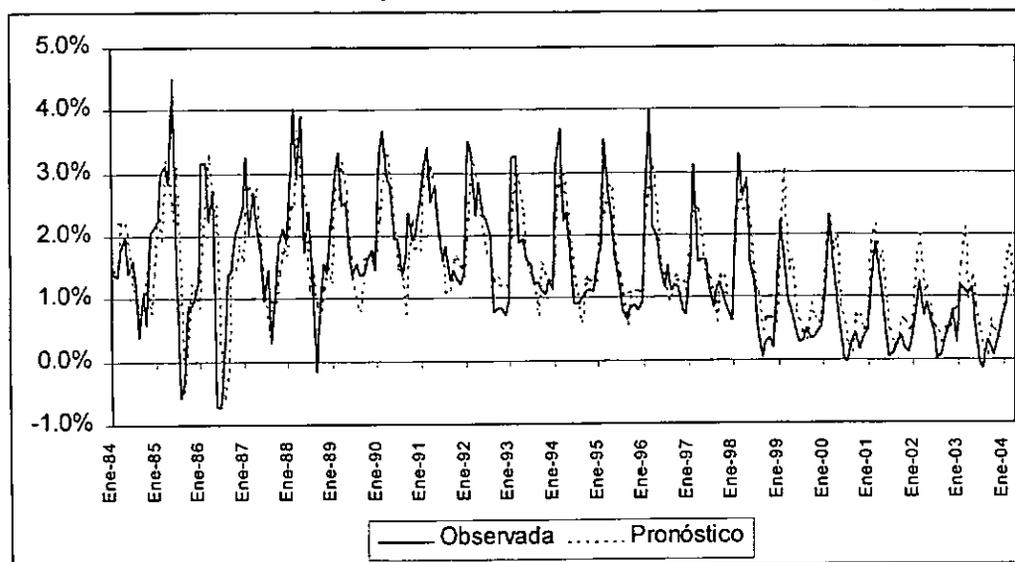
Se observa que si bien hay modelos que se comportan bastante bien, ninguno supera los indicadores que arroja el modelo presentado anteriormente (que en la tabla se encuentra en la primera fila). Efectivamente, según los criterios de Akaike y Schwarz<sup>22</sup>, el modelo escogido es el que muestra el mejor rendimiento.

Como el propósito de este trabajo es pronosticar, más que explicar el comportamiento de la inflación, en el Gráfico 7 se muestra la evolución real de la inflación y el pronóstico que habría arrojado el modelo de haber sido usado en cada período del tiempo.

---

<sup>22</sup> Estos criterios de información son estadísticos que ponderan el R<sup>2</sup> y el número de variables utilizadas. Esta ponderación se realiza por el hecho de que incluir más variables aumenta el R<sup>2</sup>, pero disminuye el poder de las pruebas estadísticas. La utilidad de estos criterios de información consiste en que permite escoger entre varios modelos cuál es el más adecuado, observando cuál arroja el menor valor para el estadístico.

**Gráfico 7**  
**Inflación observada y Pronóstico del modelo ARIMA escogido**



Se observa una gran cercanía de las series en la gráfica, lo cual indica que el modelo se ajusta bastante bien al comportamiento real observado de la inflación.

### **3.2 Modelos de Redes Neuronales**

Tal como se dijo anteriormente, existe evidencia de la no-linealidad de la inflación frente a ciertas variables. Como respuesta a este hecho, han surgido una serie de especificaciones para introducir relaciones no lineales en los modelos de inflación, y un ejemplo de esto son las redes neuronales. Este tipo de especificación hace parte del grupo de modelos que se comporta muy bien en el corto plazo, pero que, por carecer de interpretación económica, su desempeño en el largo plazo no resulta de gran utilidad.

#### **3.2.1 Metodología**

Dentro de las redes neuronales se pueden implementar una gran cantidad de modelos, empezando por aquellos que sólo incluyen rezagos de la variable que se quiere explicar. Misas et. al. (2002) describen en detalle en qué consiste una red neuronal, especificando qué forma toman los modelos que pueden ser estimados por medio de este método.

Las redes neuronales generalmente se utilizan como herramientas predictivas y no explicativas, por lo cual su rendimiento debe ser medido por indicadores que reflejen la capacidad de predicción, o *por fuera de la muestra*, y no el grado de explicación *dentro de la muestra*. Esto lleva a dividir la muestra en dos partes, la primera se denomina el *training sample*, que es con la cual se estima el modelo, y la segunda denominada *forecasting sample*, que es donde se evalúa qué tan acertados habrían sido los pronósticos del modelo estimado.

Existen diversas medidas del desempeño de un modelo al pronosticar el valor de una serie, donde las más conocidas son:

1. RMSE: *Root Mean Squared Error*
2. MAE: *Mean Absolute Error*
3. MAPE: *Mean Absolute Percentage Error*
4. U-Theil

Con cada una de ellas, se escoge el modelo que arroje el menor valor.

Con base en la revisión de la literatura se encontró que la medida que más comúnmente se utiliza es el RMSE, razón por la cual este análisis se guiará por este indicador, aunque también se reportan datos correspondientes a los otros indicadores. Para la evaluación de pronósticos construidos a partir de redes neuronales a la luz de estos criterios puede verse Swanson y White (1995), Swanson y White (1997) o Misas et. al. (2002).

A grandes rasgos lo que se hace entonces es estimar diversos modelos, cada uno con distintas variables y distintos rezagos de éstas, que tengan detrás algún sentido económico. Posteriormente, según los criterios de evaluación de pronósticos mencionados, se escoge el o los modelos más adecuados.

Las variables que son tenidas en cuenta para la construcción de estos modelos son aquellas que se mencionaron en la sección 2.1 del presente trabajo. Se trabaja con cada variable separadamente para no aumentar aún más la complejidad de los modelos, que de por sí ya son bastante elaborados. Los modelos a estimar se incluyen en la Tabla 2.

**Tabla 2**  
**Modelos de Redes Neuronales a estimar**

Variable a relacionar	Variables incluidas
Solo rezagos	$INF_{t-1}, INF_{t-2}, INF_{t-12}, INF_{t-24}$
IPP	$INF_{t-1}, INF_{t-12}, IPP_{t-1}, IPP_{t-12}$
Agregados Monetarios	$INF_{t-1}, INF_{t-12}, \Delta\%MI_{t-1}, (\Delta\%MI_{t-2} \text{ o } \Delta\%MI_{t-12})$
Tasa de Cambio	$INF_{t-1}, INF_{t-12}, INF_{t-24}, DEV\_ULT\_12M_{t-1}$
Inflación de Alimentos	$INF_{t-1}, INF_{t-12}, INF_{t-24}, (INFALIM_{t-1} \text{ o } INFALIM_{t-2})$

Se escoge un modelo de cada tipo para analizar la influencia de las diversas variables sobre el nivel de precios de la economía. Estos modelos proveen una poderosa herramienta para pronosticar la inflación, teniendo así una serie de instrumentos que permiten la realización de pronósticos cada vez más precisos.

### 3.2.2 Resultados

En el Anexo 1 se muestran las distintas estimaciones que se realizaron para cada uno de estos modelos y los indicadores de evaluación de pronósticos que arrojaron. Según estos resultados, los modelos escogidos son los siguientes:

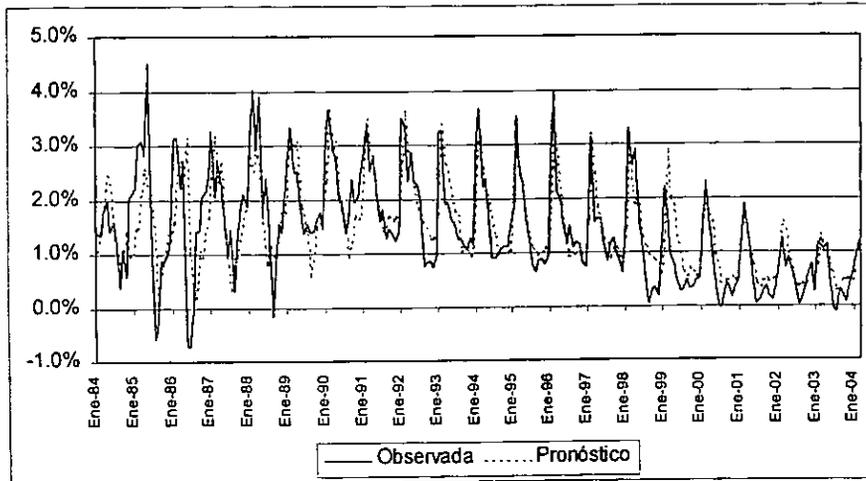
**Tabla 3**  
**Modelos de redes neuronales escogidos**

	Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
Solo rezagos	1	1	0.714	-7.55	0.00375	0.00293	231.4	0.220
Inflación alimentos (1)	3	1	0.815	-7.59	0.00389	0.00293	238.4	0.240
Inflación alimentos (2)	2	0	0.793	-7.70	0.00389	0.00293	193.9	0.234
IPP	3	0	0.796	-7.45	0.00358	0.00263	152.0	0.225
M1 (1)	1	-1	0.726	-7.60	0.00331	0.00261	182.7	0.200
M1 (2)	3	-1	0.798	-7.46	0.00394	0.00307	230.8	0.240
Tasa de cambio	3	-1	0.775	-7.35	0.00377	0.00298	256.3	0.221

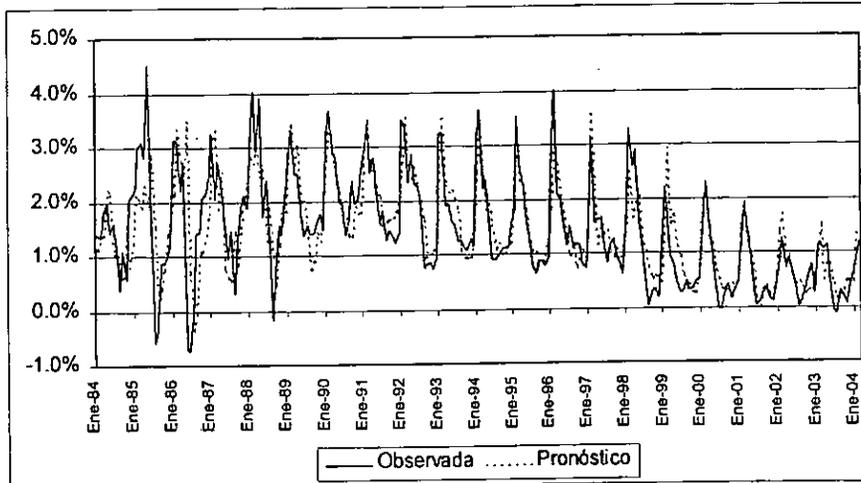
Se puede observar que entre los modelos escogidos, los que presentan mejores indicadores son los que relacionan la inflación con sus propios rezagos, con M1 y con IPP. Esto lleva a plantear que estos modelos deben tener una importancia especial a la hora de elaborar un pronóstico final unificado, ya que se adaptan mejor al proceso que sigue la inflación.

En el Gráfico 8, el Gráfico 9 y el Gráfico 10 se muestra como se comportan los pronósticos de los modelos mencionados respecto a la inflación observada.

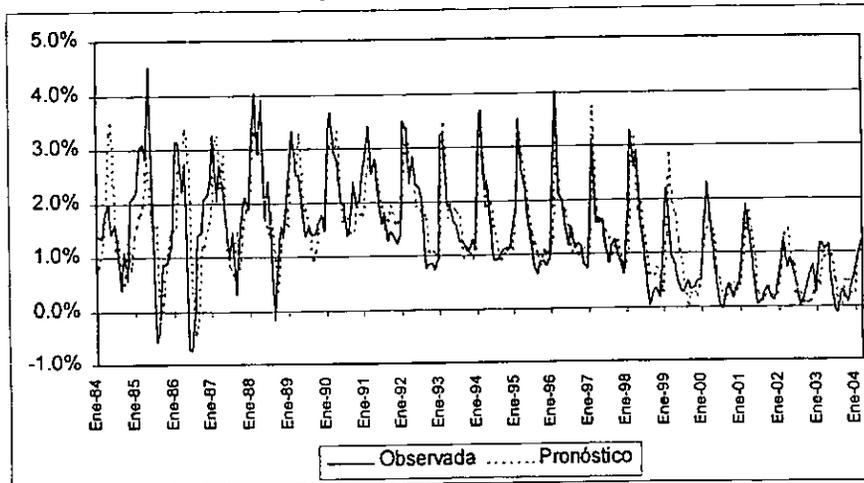
**Gráfico 8**  
**Inflación observada y Pronóstico de la red neuronal con solo rezagos**



**Gráfico 9**  
**Inflación observada y Pronóstico de la red neuronal con M1**



**Gráfico 10**  
**Inflación observada y Pronóstico de la red neuronal con IPP**



Estos gráficos muestran que las predicciones hechas a partir de los modelos se comportan de manera muy similar a la inflación, validando la escogencia realizada con anterioridad y aportando pruebas acerca de la confiabilidad de los pronósticos elaborados.

#### 4 CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo se estudió de forma teórica los determinantes de la inflación, para posteriormente entrar a plantear modelos con el objeto de pronosticar el nivel de precios de la economía. Dado este objetivo, las variables que son utilizadas en los modelos deben estar disponibles a la hora de realizar los pronósticos, por lo cual no pueden utilizarse variables contemporáneas.

Sin embargo, los distintos agentes del mercado, entre ellos los comisionistas de bolsa, tienen acceso a cierta información que influye en el IPC general de la economía que no puede ser incluida dentro de los modelos. Esto hace que los modelos aquí desarrollados deban ser utilizados como una guía importante para construir el pronóstico oficial de una firma, el cual puede ser enriquecido con información de distintas fuentes que, por experiencia o cualquier otra razón, se sabe de su influencia sobre el nivel de precios de la economía.

Específicamente, aquellos modelos que explican la relación entre el IPC y otras variables son especialmente útiles cuando se presentan cambios importantes en estas últimas. Por ejemplo, si el Banco de la República decide aumentar sustancialmente la tasa de emisión de dinero, el modelo que expresa la relación entre el IPC y un agregado monetario como M1 se vuelve particularmente útil.

## 5 BIBLIOGRAFÍA

Avella, R. (2001). *Efectos de las Sequías sobre la Inflación en Colombia*. Borradores Banco de la República.

Bank of England (2000). *Economic Models at the Bank of England (September 2000 update)*. Park Communications Ltd.

Baumgartner, J., R. Ramaswamy y G. Zettergren (1997). *Monetary policy and Leading Indicators for Inflation in Sweden*. IMF Working Paper WP/97/34.

Campos, C. y M. Jalil (2000). *Relación entre el Índice de Precios del Productor (IPP) y el Índice de Precios al Consumidor (IPC)*. Borradores Banco de la República.

Castaño, E. y L. Melo (1999). *Métodos de Combinación de Pronósticos: Una Aplicación a la Inflación Colombiana*. Borradores Banco de la República.

DANE (1999). *Nuevo Índice de Precios al Consumidor*. En Boletín de Estadística No. 550, Enero 1999.

Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley and Sons.

Gómez, J. y J. Julio (2000). *An Estimation of the Nonlinear Phillips Curve in Colombia*. Borradores Banco de la República.

Jalil, M. y L. Melo (1999). *Una Relación No Lineal entre Inflación y los Medios de Pago*. Borradores Banco de la República.

López, E. y M. Misas (1999). *Un Examen Empírico de la Curva de Phillips en Colombia*. Borradores Banco de la República.

\_\_\_\_\_ (2000). *La Utilización de la Capacidad Instalada de la Industria en Colombia: Un Nuevo Enfoque*. Borradores Banco de la República.

Misas, M., E. López y L. Melo (1999). *La Inflación desde una Perspectiva Monetaria: Un Modelo P\* para Colombia*. Borradores Banco de la República.

Misas, M., E. López y P. Querubín (2002). *La Inflación en Colombia: una Aproximación desde las Redes Neuronales*. Borradores Banco de la República.

Misas, M., C. Posada y D. Vásquez (2001). *¿Está Determinado el Nivel de Precios por las Expectativas de Dinero y Producto en Colombia?*. Borradores Banco de la República.

Rincón, H. (2000). *Devaluación y Precios Agregados en Colombia, 1980-1998*. En *Desarrollo y Sociedad*, No. 46, Septiembre de 2002, p. 109-144.

Sachs, J. y F. Larraín (1994). *Macroeconomía en la Economía Global*. Prentice Hall.

Swanson, N. y H. White (1995). *A Model Selection Approach to Assessing the Information in the Term Structure Using Linear Models and Artificial Neural Networks*. En *Journal of Business and Economic Statistics* 13, pag. 159-171.

\_\_\_\_\_ (1997). *A Model Selection Approach to Real-Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models and Artificial Neural Networks*. En *Review of Economics and Statistics*, Volumen 79, Número 4 (Noviembre), p. 540-550.

## 6 ANEXO 1: RESULTADOS DE LA ESTIMACIÓN DE REDES NEURONALES

Tal como se describió en la sección 3.2, se estimaron un conjunto de modelos de redes neuronales para cada variable con la cual se quería relacionar la inflación. Los modelos varían según el número de neuronas<sup>23</sup> que contienen y el valor inicial de los parámetros. A continuación se presentan los criterios de evaluación de pronóstico para cada uno de los modelos estimados:

**Tabla 4**  
**Sólo rezagos de la inflación**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.716	-7.559	0.004	0.003	281.212	0.238
1	0	0.718	-7.566	0.005	0.004	368.673	0.276
1	1	0.714	-7.550	0.004	0.003	231.411	0.220
2	-1	0.783	-7.608	0.004	0.003	249.083	0.244
2	0	0.783	-7.608	0.004	0.003	248.806	0.244
2	1	0.783	-7.608	0.004	0.003	249.210	0.244
3	0	0.804	-7.492	0.006	0.005	365.877	0.306
3	1	0.802	-7.482	0.004	0.003	184.568	0.247
4	0	0.816	-7.337	0.005	0.004	238.195	0.262
4	1	0.814	-7.322	0.005	0.004	236.804	0.276

**Tabla 5**  
**Inflación de alimentos (1)**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.728	-7.644	0.005	0.004	361.384	0.273
1	0	0.728	-7.644	0.005	0.004	361.384	0.273
1	1	0.725	-7.635	0.004	0.003	262.430	0.231
2	-1	0.793	-7.695	0.004	0.003	234.938	0.231
2	0	0.793	-7.695	0.004	0.003	234.639	0.231
2	1	0.747	-7.495	0.004	0.003	134.129	0.252
3	-1	0.753	-7.297	0.004	0.003	127.750	0.255
3	0	0.827	-7.656	0.004	0.003	201.437	0.246
3	1	0.815	-7.585	0.004	0.003	238.447	0.240
4	0	0.834	-7.471	0.005	0.004	158.535	0.302
4	1	0.839	-7.501	0.005	0.004	160.325	0.304

<sup>23</sup> Véase Misas et. al. (2002) para una explicación detallada acerca de los componentes de una red neuronal.

**Tabla 6**  
**Inflación de alimentos (2)**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.716	-7.606	0.005	0.004	325.384	0.260
1	0	0.716	-7.606	0.005	0.004	325.384	0.260
1	1	0.716	-7.606	0.005	0.004	325.384	0.260
2	-1	0.793	-7.700	0.004	0.003	193.851	0.234
2	0	0.793	-7.700	0.004	0.003	193.862	0.234
2	1	0.793	-7.700	0.004	0.003	193.908	0.234
3	-1	0.793	-7.476	0.004	0.003	193.898	0.234
3	0	0.819	-7.611	0.004	0.003	144.833	0.263
3	1	0.809	-7.555	0.005	0.004	239.418	0.300
4	0	0.845	-7.539	0.004	0.003	166.727	0.260
4	1	0.836	-7.487	0.005	0.004	177.862	0.288

**Tabla 7**  
**IPP**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.699	-7.500	0.004	0.003	188.896	0.225
1	0	0.705	-7.521	0.005	0.004	363.833	0.289
2	-1	0.747	-7.457	0.004	0.003	197.324	0.255
2	0	0.747	-7.457	0.004	0.003	197.157	0.255
3	0	0.796	-7.452	0.004	0.003	152.045	0.225
4	0	0.814	-7.327	0.007	0.005	330.964	0.432
4	1	0.813	-7.317	0.006	0.005	282.301	0.364

**Tabla 8**  
**M1 (1)**

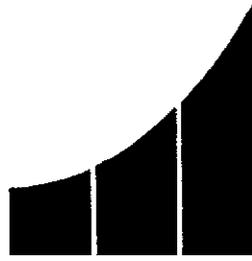
Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.726	-7.596	0.003	0.003	182.739	0.200
1	0	0.728	-7.601	0.004	0.003	253.193	0.218
1	1	0.728	-7.601	0.004	0.003	253.212	0.218
2	0	0.774	-7.570	0.006	0.005	277.902	0.291
2	1	0.728	-7.383	0.003	0.003	139.631	0.214
3	-1	0.797	-7.455	0.005	0.004	316.093	0.275
3	0	0.830	-7.630	0.005	0.004	231.302	0.263
3	1	0.807	-7.506	0.006	0.004	253.787	0.313
4	-1	0.813	-7.319	0.092	0.021	338.908	0.935
4	0	0.850	-7.540	0.020	0.009	898.921	0.682
4	1	0.836	-7.453	0.005	0.004	223.489	0.254

**Tabla 9**  
**M1 (2)**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	-1	0.699	-7.501	0.004	0.003	253.306	0.251
1	0	0.699	-7.501	0.004	0.003	253.306	0.251
2	0	0.750	-7.467	0.004	0.003	245.025	0.249
2	1	0.716	-7.339	0.004	0.003	135.597	0.244
3	-1	0.798	-7.461	0.004	0.003	230.845	0.240
3	0	0.805	-7.495	0.005	0.004	337.497	0.275
4	-1	0.816	-7.333	0.005	0.004	317.019	0.314
4	0	0.810	-7.302	0.004	0.003	166.339	0.239
4	1	0.810	-7.302	0.004	0.003	166.562	0.239

**Tabla 10**  
**Tasa de Cambio**

Número de neuronas	Valores iniciales	R <sup>2</sup>	Schwarz	RMSE	MAE	MAPE	Theil
1	0	0.731	-7.614	0.006	0.005	430.268	0.305
2	-1	0.764	-7.524	0.005	0.005	401.693	0.289
2	0	0.793	-7.655	0.005	0.004	344.523	0.283
2	1	0.731	-7.392	0.005	0.004	154.668	0.276
3	-1	0.775	-7.354	0.004	0.003	256.267	0.221
3	0	0.811	-7.529	0.007	0.006	472.229	0.357
3	1	0.821	-7.582	0.004	0.004	278.966	0.250
4	-1	0.816	-7.336	0.016	0.010	766.157	0.594
4	0	0.855	-7.572	0.015	0.006	302.695	0.539
4	1	0.819	-7.353	0.004	0.004	209.473	0.264



# FEDESARROLLO

FUNDACION PARA LA EDUCACION SUPERIOR Y EL DESARROLLO

FEDESARROLLO es una entidad colombiana, sin ánimo de lucro dedicada a promover el adelanto científico y cultural y la educación superior, orientándolos hacia el desarrollo económico y social del país.

Para el cumplimiento de sus objetivos, adelantará directamente o con la colaboración de universidades y centros académicos, proyectos de investigación sobre problemas de interés nacional.

Entre los temas de investigación que han sido considerados de alta prioridad están la planeación económica y social, el diseño de una política industrial para Colombia, las implicaciones del crecimiento demográfico, el proceso de integración latinoamericana, el desarrollo urbano y la formulación de una política petrolera para el país.

FEDESARROLLO se propone además crear una conciencia dentro de la comunidad acerca de la necesidad de apoyar a las Universidades colombianas con el fin de elevar su nivel académico y permitirles desempeñar el papel que les corresponde en la modernización de nuestra sociedad.