

Prediciendo decisiones de agentes económicos: ¿Cómo determina el Banco de la República de Colombia la tasa de interés?

Autor: Gustavo Nicolás Páez

Asesor: Andrés González Gómez

Resumen

El presente trabajo propone una metodología denominada “algoritmo de menú” para la generación automática de modelos de pronóstico de decisiones en política pública. Este algoritmo, basado en el algoritmo de Metrópolis-Hastings, construye, a partir de un conjunto de posibles variables explicativas, un modelo que permite evidenciar cuales son los factores que mayor influencia tienen sobre la decisión y la forma en que estos se articulan a través de funciones matemáticas. Para motivar el uso del algoritmo de menú se expone el problema de la predicción de la tasa de interés que fija el Banco de la República de Colombia. Mediante el desarrollo del mismo, se muestra cómo la propuesta metodológica permite incorporar modelos previos usados por la literatura en su proceso de optimización y garantizar así una solución al menos tan buena como la de estos. Así mismo, en pro de la predicción, el algoritmo de menú propone nuevas variables que influyen en la decisión sobre la tasa de interés. De esta forma, cumpliendo su objetivo principal (pronosticar una decisión), el algoritmo responde a dos objetivos puntuales: determinar si una decisión tiene un modelo que evidencie la forma en que esta es reacción de variables explicativas y no simple discreción y si existen variables que no son consideradas por la teoría que pueden estar influyendo fuertemente en el ente decisor. Todos estos objetivos se harán explícitos en el caso de aplicación.

Códigos JEL: C52, C53, C54, C55, E40, E43, E47, E58

Palabras Clave: Selección de modelos, pronósticos, Metrópolis-Hastings, tasas de interés, reglas de Taylor.

1. Introducción

En la investigación económica es común encontrar problemas en los cuales un agente debe tomar una decisión de forma periódica, la cual incide directamente sobre los demás agentes. Por tal motivo, ellos deben generar pronósticos y desarrollar planes de acción conforme a los mismos. Estas situaciones son comunes. A manera de ejemplo, en Colombia existen tres decisiones del nivel central que se ajustan a la descripción anterior. En primer lugar está el cálculo de salario mínimo; esta decisión afecta tanto a las empresas como a los trabajadores ya que altera el presupuesto de los mismos durante todo el año. La segunda decisión es la tasa de interés que fija el Banco de la República; aunque después se ampliará al respecto, su importancia radica en ser el principal instrumento de la política monetaria del país. Finalmente, está la estimación de la unidad de pago por capitación, valor a partir del cual el gobierno determina el costo del aseguramiento en salud de los colombianos. Es importante resaltar que ninguno de estos casos se rige por ecuaciones matemáticas previamente establecidas; sin embargo, para cada uno de estos existen temáticas e indicadores que presumiblemente tienen fuerte influencia sobre la decisión.

El presente trabajo tiene como objetivo establecer un algoritmo de selección de modelos, basado en el algoritmo de Metrópolis-Hastings, que indaga sobre la forma funcional adecuada para incorporar un determinado conjunto de variables en la construcción de un modelo predictivo. Tal como está diseñado, el algoritmo es lo suficientemente flexible para incorporar modelos previamente determinados en la literatura en el proceso de optimización, de tal manera que se garantiza que el predictor sea al menos tan bueno como estos.

Para mostrar la operación del algoritmo, este es aplicado en el pronóstico de la tasa de interés del Banco de la República de Colombia. Se considera que este es un problema altamente relevante en la economía, no solo porque de ella depende gran parte de la política monetaria del país, sino porque existe un fuerte debate académico asociado al uso de reglas de decisión por parte de las autoridades monetarias. Por otro lado, aunque existen varias investigaciones respecto a esta decisión, sus resultados son muy sensibles al modelamiento teórico. Por tal razón, después de la exposición del problema, el algoritmo no solo hará evidente que el banco está respondiendo sistemáticamente a impulsos de la inflación y del PIB para la determinación de la tasa, sino que existen otras variables como el nivel de desempleo, las cuales, pese a no ser comunes en la literatura, mejoran significativamente la predicción de las tasas de interés. Es así como el algoritmo

se muestra útil para generar modelos de pronóstico, que en sí mismos evidencian seguimiento de patrones por parte de los decisores, y sugieren nuevas variables influyentes en las decisiones de política al entorno académico.

2. El algoritmo de selección de modelos: Menú

Tal como se muestra en la sección anterior, existen múltiples problemas económicos a partir de los cuales se quiere pronosticar una decisión para la cual no se tiene completa claridad sobre los factores que le influyen¹; no obstante, el investigador es capaz de reconocer algunas variables que pueden estar asociadas a esta. Es en este escenario donde el algoritmo de menú, que se desarrolla en esta sección, le permite al investigador entender cuáles de las variables a consideración son pertinentes para el pronóstico y cuál es la forma funcional más apropiada para las mismas. Es importante tener en cuenta que este algoritmo se enfoca en el pronóstico de decisiones de un mismo ente (país, diseñador de política, etc.) a través del tiempo. Empero, sus resultados son fácilmente generalizables a pronósticos de corte transversal.

La exposición del algoritmo se desarrolla a partir del siguiente orden de decisiones que un investigador debe hacer para determinar un modelo de pronóstico. A saber:

1. Determinación de las variables de interés.
2. Determinación del modelo de pronóstico.
3. Criterio de comparación entre modelos.
4. Algoritmo de selección del modelo de pronóstico.
5. Reflexión sobre la credibilidad de los resultados.

2.1. Determinación de las variables de interés

Buscando pronosticar una decisión, el primer paso es la comprensión de las variables que influyen sobre esta. En gracia de ejemplo, si se busca pronosticar la decisión de hacer un sembradío, es de esperarse que ésta dependa fuertemente del clima. No obstante, no es suficiente mencionar la

¹ Si bien este trabajo se centra en decisiones discretas, y de carácter ordinal, a través de la aplicación del mismo se trabaja su aplicación en una decisión continua.

variable, pues la forma en que ésta se analiza afecta el pronóstico. Es decir, mientras que analizar una variable en niveles permite entender cómo cambios en la misma afectan directamente la decisión, verla a partir de una transformación logarítmica revela cómo cambios porcentuales en ésta afectan la decisión (Wooldridge, 2002). Este no es el único criterio de transformación de una variable; en general, se propone la determinación de la variable a partir de cinco decisiones independientes:

1. Forma funcional: El primer paso en la construcción de una variable es determinar su forma funcional. El investigador debe decidir si la quiere tal cual está, o a partir de alguna transformación básica como un logaritmo o un escalamiento (restar media y dividir por desviación estándar). Estas transformaciones no son las únicas y dependen del criterio del investigador. Para este caso se mencionan estas pues son tradicionalmente usadas en econometría ya que permiten ver efectos porcentuales y efectos debido a desviaciones de una media de las variables explicativas.
2. Relaciones temporales: Una vez se determina la forma funcional, es importante analizar cómo se observa esta variable con relación a su dinámica temporal. Por ejemplo, ésta puede afectar la decisión debido al cambio que tuvo en su valor con respecto al periodo anterior, o respecto a la desviación que ha tenido de su tendencia (por ejemplo, el componente cíclico del filtro de Hodrick-Prescott (1997)).
3. Rezagos y expectativas: Ya vista la relación temporal de la variable, pasa a ser fundamental entender si para tomar la decisión es preciso revisar rezagos o pronósticos de la variable explicativa. Independiente que esta se estudie como diferencia con periodos anteriores, puede ser relevante, por ejemplo, entender cómo se han comportado estas diferencias durante los periodos anteriores. En este componente es importante aclarar que si las expectativas se generan a través de modelos SARIMA, estas surgen como combinaciones lineales de los rezagos (Hamilton, 1994), de tal forma que, para fines de pronóstico se vuelven redundantes una vez se han considerado los rezagos.
4. Puntos de quiebre: Para este momento es importante notar que el efecto de la variable puede no ser monótono a la hora de la toma de decisiones. Por ejemplo, buscando decidir sobre la emisión de dinero en una economía, tanto una hiperinflación como una deflación pueden

resultar nocivas. Por ende, para algunas variables es preciso determinar puntos de quiebre en los cuales la influencia de la variable sobre la decisión cambia de forma cualitativa y cuantitativa. En este contexto es tradicional el uso de transformaciones polinomiales, tales como la función cuadrática, en donde cada raíz determina un quiebre en la tendencia.

5. **Presentación:** Para concluir, muchas veces no es pertinente reportar la variable tal como ha resultado del proceso anterior. Por ejemplo, puede que el encargado de decidir no revise valores puntuales de la variable, sino si esta se encuentra dentro de un rango determinado. Otra opción es que no considere el valor del periodo, sino la suma o promedio del mismo hasta ese momento (técnica que se usa en el pago de algunos derivados financieros como las opciones asiáticas).

De esta forma, la selección de una variable en un modelo es similar de las elecciones que un comensal hace en un restaurante a partir del menú del mismo; sin embargo, en contraposición de esta comparación, cada paso está determinado por decisiones independientes. Es probable que algunas decisiones sean más coherentes a la luz de la teoría económica, pero a priori, cualquier serie de tiempo numérica que sea de interés en la investigación puede pasar por cada uno de estos cinco pasos de forma independiente. De este punto en adelante, cada vez que se haga alusión al menú de una variable, se está haciendo referencia a la decisión que se toma en cada una de las cinco etapas para determinar la forma en la que una variable explicativa entra al modelo.

2.2. Determinación del modelo de pronóstico

En esta etapa se define un modelo de pronóstico como la forma en que se mezclan las variables explicativas para generar un pronóstico sobre la decisión. Para lograr este objetivo, nuevamente se trabajan dos elecciones independientes. Por una parte está la forma en que se mezclan las variables explicativas y por otra parte está la forma en que rezagos de la decisión inciden en la misma.

Para resolver el primer punto existen tres alternativas tradicionales. En primer lugar está considerar las decisiones ordinales como si fueran variables continuas y hacer un modelo de regresión lineal. En este caso, si bien el modelo de pronóstico posee problemas de eficiencia en las varianzas de los parámetros, estos siguen siendo consistentes (Wooldridge, 2002). Una segunda alternativa está en la selección de modelos de función de vínculo acumulativo (Christensen & Brockhoff, 2013) en los cuales se construye una variable latente a partir de combinaciones lineales

de las variables de interés y a partir de una función, como un logit o un probit², se determinan los puntos de corte asociados a cada posible decisión. Finalmente, las técnicas de reconocimiento de patrones ofrecen alternativas para determinar cuáles son las variables que están influenciando la reacción de una variable categórica (Kass, 1980); entre estas, se destacan los árboles de clasificación (Breiman, Friedman, Olshen, & Stone, 1983) que permiten determinar de forma práctica cuales son las reglas de decisión que se están siguiendo para generar un patrón determinado. Los anteriores tienen dos grandes ventajas. En primer lugar, pueden ser representados de una forma gráfica, lo que facilita identificar rápidamente los patrones de comportamiento para la toma de decisiones. En segundo lugar, permiten trabajar con variables categóricas de múltiple respuesta, que es la forma funcional de la variable de decisión.

Ahora bien, muchas veces es fundamental incluir decisiones previas a la hora de hacer pronósticos oportunos (Riveros, 2012); sin embargo, hay que ser cautos con la forma en que se hace la inclusión. Enfocados en este problema, Beck et al. (2002) proponen tres formas de hacerla. Una primera manera es a partir de la variable latente rezagada. El principal problema de esta forma es que la variable latente no es observable; por tal motivo, normalmente se sigue la segunda manera, que consiste en incluir el rezago de la variable de decisión. Este modelo es denominado de transición restrictiva y pese a no ser eficiente debido a estructura de correlación de los errores, Poirier y Ruud (1988) demuestran que la estimación directa a partir de un modelo ordinal genera estimaciones consistentes. Finalmente, está el modelo de transición completa en el cual el rezago de la decisión se interactúa (multiplica) con las demás variables explicativas (Jackman, 2001). Esta inclusión permite pronosticar decisiones condicionales a las decisiones del periodo anterior; de forma similar al caso anterior, pese a no ser eficiente, Gourieroux et al. (1985) demuestran que la estimación por medio de los modelos tradicionales (OLS, Probit, logit, etc.) es consistente.

Por otro lado, muchas veces la variable de pronóstico (como se verá en el caso de aplicación) no es discreta, pero sus cambios (sobre los cuales se decide) sí lo son. En estos modelos, una alternativa es la inclusión de la variable original rezagada en la estimación de este. Como se verá más adelante, Eichengreen et al. (1985) muestran que a partir de una transformación de las variables explicativas, esta regresión es equivalente a un modelo de variable latente tradicional

² Si bien el modelo probit es más común en estimaciones econométricas debido a la estructura de covarianzas que permite entre las decisiones, White (2006) recomienda la función logit como básica a la hora de determinar pronósticos.

donde el error tiene estructura de autocorrelación. Dicho lo anterior, este modelo cae en el marco de Gourieroux et al. (1985) donde se muestra que la estimación tradicional de los parámetros (por ejemplo a través de un probit) no genera sesgos de pronóstico. De esta manera, los rezagos de la variable a nivel también pueden ser candidatos para incluir las variables de decisión en los modelos de predicción.

2.3. Criterio de comparación entre modelos

Teniendo en cuenta que la prioridad es la precisión del pronóstico, el criterio de comparación entre modelos tiene que estar basado en la capacidad del modelo de reflejar las decisiones de interés; aun así, como se observó en la sección anterior, es altamente probable que los modelos de pronóstico tengan fuertes estructuras temporales de correlación. Por este motivo, los pronósticos hechos para los datos con los que se calibra el modelo están fuertemente asociados a decisiones anteriores y posteriores a los mismos (Franzese, Hays, & Shaeffer, 2010). Por ende, estimadores de bondad de ajuste del modelo, tales como el criterio de información Bayesiana (Shwarz, 1978), no son apropiados ya que el modelo está ajustado con información que no era accesible al investigador al momento de hacer un determinado pronóstico.

A partir de la reflexión anterior, se hace la siguiente propuesta metodológica basada en ventanas de pronóstico recursivas o rodantes (Fernandez, Koenig, & Nikolsko-Rzhevskyy, 2010). La técnica es la siguiente. Se define un número mínimo de periodos para hacer pronóstico (n). A partir de este se corre el modelo para pronosticar con los primeros n periodos la observación $n+1$. Después, si se opta por un pronóstico rodante, se toma del periodo 2 al $n+1$ y se pronostica el periodo $n+2$ y así sucesivamente. Por otro lado, si se opta por un pronóstico recursivo, se toma desde el periodo uno hasta el $n+1$ y se pronostica el periodo $n+2$ y así sucesivamente. Con estas dos técnicas, en ningún momento se usará información inapropiada a la hora de comparar pronósticos del modelo contra la realidad de la decisión.

Ahora bien, una vez se ha determinado la lista de pronósticos, para hacer una medición objetiva de su ajuste con la realidad, y recordando que la variable de decisión es discreta, se puede estimar la metodología AUC - o área debajo de la curva - (Hajian-Tilaki & Hanley, 2002), la cual generaliza el concepto de la curva COR para decisiones múltiples, es así como se logra tener una estimación del ajuste del modelo que es idónea y se encuentra limitada en el intervalo (0,1). Una alternativa para aquellas ocasiones en que la predicción del modelo no resulta exactamente en una de las

categorías (por ejemplo, el caso de la regresión por mínimos cuadrados), se podría evaluar el R^2 ajustado (R_{adj}^2), que permite comparar qué tanta distancia hay entre la predicción y el valor real, teniendo en cuenta el número de variables usadas.

2.4. Algoritmo de selección del modelo de pronóstico

A partir de lo anterior, un modelo de pronóstico se puede resumir en un gran menú de decisiones independientes; pese a esto, queda la duda de cómo seleccionar el mejor modelo. Una alternativa tradicional se basa en las técnicas forward o backward (Hocking, 1976). Desafortunadamente en este tipo de regresiones la solución es sensible al método escogido (Cook & Weisberg, 1999). Adicional a esto, otro problema que comparten estos métodos con los modelos de selección de variables bayesianos es que eligen sobre una muestra de variables preestablecidas (Raftery, 1995). Ahora bien, recordando que para una variable, el menú requiere cinco decisiones, suponiendo que cada decisión tuviese solamente dos opciones, esto implicaría que por cada variable “original” el modelo requerirá $2^5 = 32$ variables. Es decir, un modelo con tres variables “originales”, en donde cada una pueda o no aparecer, implica 96 variables construidas desde el inicio. Computacionalmente esto no solo es dispendioso, sino que se vuelve inapropiado si el fin es evaluar una gran cantidad de variables explicativas.

Es en este problema donde el algoritmo de menú se propone como solución computacionalmente eficiente. Esquemáticamente, el algoritmo arma una cadena de Markov Reversible (Green, 1995) sobre el conjunto de posibles menús de variables. Sobre esta cadena se genera y evalúa el modelo cada vez que un conjunto de menús es elegido. Así, a partir del algoritmo de recocido simulado, propuesto por Kirkpatrick (1984), se hace posible hallar el conjunto óptimo de menús (es decir formas funcionales de variables y modelos) para predecir las decisiones. Antes de determinar la forma de iterar el algoritmo, se van a presentar cada uno de sus pasos.

2.4.1 Eliminación de una variable explicativa

Suponga que el modelo actual cuenta con k menús asociados a k variables de interés para explicar la decisión³. El proceso de eliminación consiste en elegir aleatoriamente uno de estos (i.e con

³ Inicialmente, se puede pensar en un menú como la variable del modelo, sin embargo, esto no es preciso ya que, por ejemplo, si su forma funcional incluye dos rezagos, el menú está representando realmente tres variables (la variable de

probabilidad $1/k$) y considerar el nuevo modelo sin este menú ni su respectiva variable explicativa. Es decir, tras este proceso quedan $k-1$ menús de $k-1$ variables de interés en el modelo.

2.4.2. Cambio de menú de una variable explicativa

En este caso se tienen k variables de interés sobre las cuales se eligieron los respectivos k menús. Ahora, a partir del mismo conjunto de variables explicativas, se desea cambiar el menú de una de estas. Para lograr esto, se elige aleatoriamente uno de los k menús (i.e con probabilidad $1/k$) y se reemplaza, de forma aleatoria, por otro. En este caso, debido a que las decisiones dentro de cada menú son independientes, el número de posibles elecciones es:

$$c = |\text{formas funcionales}| \times |\text{relaciones temporales}| \times |\text{rezagos y expectativas}| \\ \times |\text{puntos de quiebre}| \times |\text{presentación}|$$

Donde $|x|$ es el número de opciones que se tienen para la categoría x . De esta forma, la probabilidad de generar un cambio de menú determinado es $\frac{1}{kc}$.

2.4.3. Creación de una variable explicativa

En este caso, a partir de un conjunto de N variables explicativas, ya se tienen incluidas k en el modelo de pronóstico. Ahora, se desea incluir una nueva variable de interés con su respectivo menú. De esta manera, se elige aleatoriamente una de las variables de interés no usadas aún (esto es con probabilidad $\frac{1}{N-k}$) y se le determina su menú. Por ende, basado en la notación del caso anterior, la inclusión de una nueva variable de interés se hace con probabilidad $\frac{1}{(N-k)c}$.

2.4.4. Propuesta de paso en la cadena de Markov

Buscando crear el paso en la cadena de Markov, se plantean tres escenarios. Sea N el número de posibles variables de interés, k el número de variables explicativas elegidas y c el número de posibles menús:

1. Escenario 1 ($k \neq 1 \wedge k \neq N$):

modelamiento y sus dos rezagos). Por este motivo se hace la distinción entre variables de interés o explicativas (las iniciales) y variables del modelo (las que salen de los pasos del menú).

- a. Creación: Con probabilidad $1/3$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{3(N-k)c}$
 - b. Eliminación: Con probabilidad $1/3$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{3k}$
 - c. Cambio: Con probabilidad $1/3$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{3kc}$
2. Escenario 2 ($k = 1$):
- a. Creación: Con probabilidad $1/2$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{2(N-k)c}$
 - b. Cambio: Con probabilidad $1/2$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{2kc}$
3. Escenario 3 ($k = N$):
- a. Eliminación: Con probabilidad $1/2$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{2k}$
 - b. Cambio: Con probabilidad $1/2$ se elige este cambio de modelo. De esta forma, la propuesta resultante tiene una probabilidad de $\frac{1}{2kc}$

Nótese que para determinar el modelo no basta elegir el conjunto de menús sino la forma de interactuar las variables generadas (v.g. probit o logit) y la forma de interactuar los rezagos de la variable a pronosticar. Respecto de la segunda, se recomienda que tras cada paso en la cadena de Markov sea aleatoria la forma de interactuar los rezagos de la variable de decisión. A partir de esto, todas las probabilidades anteriormente mencionadas quedan divididas por el número de posibles formas de interactuar la decisión rezagada. Finalmente, respecto de la forma de mezclar las variables, se podría hacer la misma técnica recién descrita; no obstante, se recomienda, por eficiencia computacional, desarrollar este algoritmo por cada posibilidad que el investigador

considere pertinente (es decir, hacer el algoritmo solo con logit, luego hacerlo solo con probit, etc.) y al final comparar los resultados de los modelos.

Se hace importante notar cómo la cadena de Markov que genera este proceso es reversible por construcción, y por ende cuenta con estado estacionario (Hastings, 1970). Esto se evidencia ya que cualquier paso tiene su propio inverso. A manera de ejemplo, note que si la propuesta es la creación de una variable, la propuesta inversa es la eliminación de la variable creada. Análogamente, el proceso inverso a un cambio de variable es el cambio de sí misma. Cumpliéndose esta condición, se tiene que aplicar el algoritmo de Metrópolis-Hastings en este problema hará que se converja a la distribución estacionaria deseada (en este caso, una función con la masa concentrada en el mínimo de la función a optimizar).

2.4.5. Criterio de aceptación

Una vez se propone un modelo alternativo (es decir, dada una forma de mezclar las variables, el modelo incluye tanto el conjunto de menús como la forma de interactuar el rezago de la variable de decisión). Se hace pertinente compararlo con el modelo inicial para decidir si se realiza o no el cambio a la propuesta. Por cuestiones tradicionales, el recocido simulado está diseñado para la minimización de funciones de valor de los modelos. Sin embargo, previamente se consideraron para la comparación de modelos los criterios del R_{adj}^2 y el AUC, donde el primero está acotado entre $(-(n-2), 1)^4$, siendo n el número de observaciones de la regresión, y el segundo entre $(0,1)$ (Hand & Till, 2001). De tal forma que para definir una función de minimización se propone $1 - R_{adj}^2$ y $1 - AUC$ según sea el caso.

Aclarado lo anterior, es posible determinar el criterio de aceptación. Es importante mencionar que la versión original descrita en Hastie y Green (2011) contiene el cálculo del determinante del jacobiano del proceso de selección; aun así, debido al proceso de aleatorización de la selección del menú para crear, cambiar o eliminar, Brooks et al. (2003) muestran cómo el determinante del jacobiano se hace 1. Hecha esta aclaración, el criterio de aceptación queda reducido a:

⁴ Esta cota es cierta siempre y cuando el número de observaciones sea mayor al número de parámetros. De lo contrario, el R_{adj}^2 queda indeterminado.

$$\alpha = \min \left(1, \frac{e^{-\frac{F(m)}{T}} p(m') p(m' \rightarrow m)}{e^{-\frac{F(m')}{T}} p(m) p(m \rightarrow m')} \right)$$

Donde F es la función que se desea minimizar ($1 - R_{adj}^2$ o $1 - AUC$)⁵. Por otro lado, m y m' son el modelo original y el modelo propuesto, respectivamente. Así mismo, $p(m \rightarrow m')$ es la probabilidad que estando en el modelo m se proponga el modelo m' . En gracia de ejemplo, suponga que la propuesta surge a partir de una eliminación de variables, y $k \neq N$ y $k \neq 2$. En ese caso $p(m \rightarrow m') = \frac{1}{3kcs}$ y $p(m' \rightarrow m) = \frac{1}{3(N-(k-1))s}$, donde s es el número de posibles interacciones con la variable de decisión rezagada. Análogamente, $p(m)$ es la probabilidad del modelo m , la cual, por la independencia de las elecciones de las variables explicativas y menús, no depende de los mismos. Puntualmente, $p(m) = \frac{1}{s(c+1)^N}$ donde N el número de posibles variables explicativas y c el número de menús. Finalmente T es la temperatura, de la cual se habla a continuación.

2.4.6. Protocolo de enfriamiento del proceso

La determinación del protocolo de enfriamiento es fundamental en el desarrollo del algoritmo de optimización ya que determina la convergencia al modelo óptimo. En este caso, se considera que el protocolo de enfriamiento que se va a usar está determinado por:

$$T(t) = \frac{r}{\log(t+1)}$$

Donde T es la temperatura y t es la iteración del algoritmo. A partir del trabajo de Hajek (1988) se puede concluir que el protocolo de enfriamiento es óptimo siempre y cuando r sea mayor a la diferencia entre el supremo y el ínfimo de la función a optimizar.

⁵ Es importante notar que el algoritmo en ningún momento considera que el modelo sea viable. Es decir, tras la selección de menús, si el investigador no es cuidadoso con las variables originales, el modelo puede presentar multicolinealidad perfecta, deficiencia de rango o no convergencia de la optimización de un criterio de máxima verosimilitud. No obstante, es indispensable permitirle a la cadena de Markov pasar por todos los estados para que se mantenga ergódica y la optimización estocástica pueda surgir. Recordando que las funciones de utilidad están acotadas, se recomienda a los casos donde el modelo no sea viable, asignarle una utilidad de dos veces la cota. De esta manera, el algoritmo no elige estos modelos ya que son inferiores al compararse con cualquier modelo viable. Empero, si puede generar paseos aleatorios a través de los mismos con el fin de recorrer todo el espacio muestral.

En el caso de los modelos basados en la función 1-AUC, esta diferencia es de 1. No obstante, por la consideración asociada a los modelos inviables, la diferencia termina siendo de 2. Por otro lado, si es menester usar el R_{adj}^2 , la diferencia sería de $n-1$ si no hay problemas en los modelos. Pero, previendo lo anterior, se recomienda una diferencia de $2(n - 1)$ con miras a permitirle al modelo fluir a través de todo el espacio muestral.

2.4.7. Algoritmo de Menú

Definidas cada una de las etapas del algoritmo de Metrópolis-Hastings, se determina el algoritmo de menú como una aplicación de lo antepuesto:

Paso 1: Determine un conjunto de menús de las variables explicativas y una forma de interactuar la variable de decisión (es decir, un punto de partida para la cadena de Markov).

Paso 2: Proponga un paso en la cadena de Markov a través de las condiciones previamente mencionadas. Este incluye el conjunto de menús del modelo y la forma de incorporar rezagos de la variable de pronóstico.

Paso 3: A partir del criterio de aceptación decida si modificar o no la condición inicial por la propuesta del paso anterior⁶.

Paso 4: Actualice todos los parámetros y vuelva al paso 2. Itere hasta que se cumpla una condición de convergencia⁷.

2.5. Reflexión sobre la credibilidad del modelo

Es fundamental recordar que el objetivo de esta metodología es determinar el modelo con mejor capacidad de pronosticar una decisión. Por eso, una vez este se ha planteado, cabe pensar sobre la relación que tienen las formas funcionales (menús) de las variables explicativas con la decisión.

⁶ Es importante resaltar que esta modalidad permite contar solamente con una base de datos (con las variables explicativas en su estado “básico”) y únicamente cuando se va a evaluar un conjunto de menús, éstas se transforman en el modelo deseado. De esta forma, se ahorra espacio en la memoria del computador.

⁷ Se recomienda que la temperatura llegue a un mínimo predeterminado para garantizar el modelo óptimo, pero criterios de convergencia como “ n iteraciones seguidas sin presentar cambios en el modelo propuesto” presentan buenos resultados.

En lo que concierne a la función de utilidad, a partir de la evaluación de esta vía ventanas de pronóstico, se garantiza que la relación que se obtiene sea estadísticamente robusta, no obstante, cabe la duda si se tienen relaciones espurias las cuales pueden engañar al investigador. Con respecto a estas, se hacen dos reflexiones distintas.

En primer lugar, es posible que algunas variables no expliquen sino que estén siendo explicadas por la decisión. Por ejemplo, ante una declaratoria de guerra, es posible que la calificación de riesgo de un país aumente; de esta forma, evidenciar cambios en el riesgo país puede servir para pronosticar si hubo declaratoria de guerra, pero esto estaría ignorando el orden de la relación causal. Para evitar este problema, el investigador debe ser cuidadoso en elegir solamente variables explicativas que estén disponibles al momento de la toma de la decisión. De esta forma, la asimetría temporal justificará la relación causal entre las variables (Granger, 1969).

En segundo lugar, puede que la variable que el modelo elige (ahora llamada falsa asociada) no tenga realmente que ver con la decisión, pero si esté fuertemente vinculada a una variable que sí la explique. En este caso existen dos alternativas: si la variable explicativa también estaba en el conjunto de elegibles, no es plausible que el modelo prefiera la falsa asociada, ya que esta tiene la misma información que la variable explicativa pero adiciona ruido al pronóstico; por otro lado, conceptualmente, el modelo con la variable explicativa debe tener mejor ajuste y el algoritmo elige a este sobre el otro. Por otro lado, puede ocurrir que la variable explicativa no esté presente (v.g. esta no es cuantificable). En este caso, no habrá problema en usar la falsa asociada ya que esta funcionaría, por definición, como proxy de la explicativa.

A partir de esta reflexión se deduce que, para fines de pronóstico, el algoritmo de menú efectivamente seleccionará el mejor modelo de pronóstico. En este punto es importante anotar que hay extensiones inmediatas del algoritmo de menú. Por ejemplo, si el investigador no desea entender un único modelo sino el pronóstico “promedio” de muchos modelos, el presente algoritmo es lo suficientemente flexible para adaptarse a un esquema de promedio de modelos (Raftery, Madigan, & Hoeting, 1997). Empero, estas extensiones van más allá del objetivo del presente trabajo.

3. Caso de aplicación: Comportamiento y evaluación de la política monetaria en Colombia

Este caso de aplicación tiene como objetivo poner a prueba el algoritmo de menú en un problema fundamental para la economía colombiana. La tasa de interés que determina el Banco de la República es su principal instrumento para el desempeño de la política monetaria. Por tal motivo, los agentes económicos están constantemente intentando pronosticar este valor. Ahora bien, esta predicción tiene dos dificultades. Por una parte no hay una regla explícita que siga el banco para la determinación de la tasa. Por otro lado, existe un debate teórico fuerte respecto del seguimiento de funciones de reacción por parte de la autoridad monetaria, o la discreción sobre sus decisiones.

En este escenario, el algoritmo de menú busca cumplir los siguientes objetivos. En primer lugar, a partir del ajuste del mejor modelo de pronóstico que se encuentre, se va a determinar si el banco está reaccionando de forma consistente a diferentes variables de interés, o solamente actúa a discreción. En segundo lugar, y condicional a que se demuestre un seguimiento de patrones de decisión, se piensa entender cuáles son las variables más influyentes en la misma. Finalmente, el algoritmo de menú debe permitir comparar que tan acordes son los planteamientos teóricos actuales con los modelos de pronóstico resultantes.

Para hacer este ejercicio, la presente sección inicia planteando el debate que tienen los bancos centrales respecto del desarrollo de reglas de decisión. Luego, plantea tanto en el contexto internacional como en el nacional la teoría y modelos de predicción hechos para resolver esta problemática. La última parte muestra cómo se aplica el algoritmo de menú en este tema y cómo sus resultados dan respuesta a los objetivos previamente establecidos.

3.1. Discrecionalidad, reputación y reglas de política

Lucas (1972) expone la preocupación que genera en los banqueros centrales solo tener efecto en la economía real a partir de choques monetarios inesperados. Por esto, tanto académicos como bancos centrales han propuesto que los entes rectores de la política monetaria deben tener discreción en su actuar (Laidler, 2003). Este enfoque ha sido criticado desde inicios del siglo XX. Autores como Simons (1936) y Friedman (1959) han sugerido que, debido a los fuertes rezagos y la gran incertidumbre que existe sobre la forma de actuar de las variables monetarias, intervenirlas solamente aumenta la volatilidad de la economía. Por otro lado, aunque los estudios de Kydland y Prescott (1977) demostraron que el uso de políticas bien definidas puede aumentar el bienestar de las personas, también probaron cómo las políticas discrecionales son inapropiadas ya que los

agentes le pierden credibilidad al rector de la política monetaria. De esta forma, sus acciones dejan de tener incidencia real y pasan a promover un sesgo inflacionario.

Aunque concuerdan con la importancia de las reglas de política, Barro y Gordon (1983) hacen hincapié sobre la buena reputación que debe tener el banco central ante los agentes económicos; es a partir de esta que todos ellos pueden actuar de la forma en que el banco desea. En otras palabras, al carecer de buena reputación, las decisiones de la autoridad monetaria no serán creídas por los agentes y estos no reaccionarán en la forma deseada. Ahora bien, esta confianza es muy difícil de lograr. Como el banco tiene acceso a información privilegiada, así no tenga un sesgo inflacionario, el hecho de tener buena reputación por parte de los agentes genera en este fuertes incentivos a desviarse de sus reglas de decisión y así tener efectos en la economía real. Por este motivo, así no lo haga, los agentes tendrán dudas legítimas respecto del actuar del banco y por ende la reputación del mismo bajará (Parra-Polanía, 2012). Una posible solución a esta situación consiste en dar a conocer de forma abierta y transparente esta información. Empero, tal cual lo plantea Geraats (1999), la visibilidad absoluta puede ser contraproducente para la economía ya que le reduce el margen de acción al ente regulador y lo limita a la hora de tomar decisiones oportunas para estabilizar la economía.

Tomando parte en este debate, Taylor (1993) apoya el uso de reglas de política para los bancos centrales; no obstante, él explica que una regla no es una ecuación matemática que deba ser seguida de forma mecánica por el hacedor de política. Para Taylor, una regla es un plan de contingencia que debe perdurar en el tiempo. De esta forma, si bien debe basarse en estructuras lógicas, es indispensable el criterio del experto que permita validar la consistencia entre los supuestos del modelo y la realidad económica que garanticen el éxito en la aplicación de la misma.

De este planteamiento se derivan tres elementos indispensables en cualquier regla de política. El primero es el diseño de la regla. En este punto Taylor considera que es importante tener claro cuáles son los objetivos deseados para la política monetaria y cuáles son las herramientas con las que cuenta el banco central para alcanzar estas metas. Para su caso de estudio, se considera que la prioridad del banco es mantener la estabilidad en los precios y la producción en el nivel potencial de la economía. Con respecto a los instrumentos, él considera que la tasa de cambio y la oferta

monetaria no son pertinentes ya que su actuar sobre las variables macroeconómicas no es preciso⁸. El segundo elemento es el proceso de transición asociado al cumplimiento de la regla. El interés por la transición está motivado en cambios de contexto económico. Dado que las reglas son válidas cuando sus supuestos son verosímiles, ante un cambio en el entorno, puede ser necesario cambiar la forma de usar los instrumentos o incluso los mismos objetivos de la política. Taylor hace énfasis en este momento ya que el cambio puede hacer dudar a los agentes si el banco está comprometido con una nueva regla o está intentando promover sorpresas en sus expectativas. Finalmente, es esencial saber cómo se aplica la regla en las operaciones del día a día. Contrario a lo esperado, Taylor rechaza la aplicación automática del modelo matemático. Para él, si bien el modelo guía las decisiones del banquero central, este debe tener en consideración otros elementos tales como su reputación y algunos factores macroeconómicos. De esta forma, la regla debe funcionar como una guía que mantenga un balance entre la estabilidad en las decisiones económicas (para evitar caer en críticas como las de Friedman) y la flexibilidad para reaccionar ante imprevistos (v.g. una burbuja en mercados financieros).

A partir de la discusión anterior, se concluye cómo la propuesta de Taylor permite integrar las virtudes de una política discrecional con una basada en reglas de decisión. Adicional a esto, la forma en que se construye y articula la política para su implementación permite al banco mantener una alta reputación sin necesidad de evidenciar toda la información.

3.2. Las reglas de Taylor

El trabajo presentado por Taylor ha influenciado tanto a la academia como a los diseñadores de la política monetaria. Paradójicamente, su éxito principal no ha sido promovido por la argumentación aportada al debate sobre la discrecionalidad y las reglas de política, sino porque en el desarrollo del texto se propone la siguiente regla para orientar la política económica:

$$r = p + 0.5y + 0.5(p - 2) + 2 \quad (1)$$

⁸ En este punto es preciso aclarar que esta selección está fuertemente ligada a su objeto de estudio (una economía grande y abierta como la de Estados Unidos o Canadá). Por tal motivo, cuando el objeto de estudio cambia (como es el caso de las economías emergentes) variables como la tasa de cambio pasan a tomar un papel protagónico (Mohanty & Klau, 2004).

Donde r es la tasa impuesta por la reserva federal de los Estados Unidos, y es la desviación porcentual de producto interno bruto, la cual se asume que crece 2.2% cada año, y p es la tasa de inflación del último trimestre (Taylor, 1993)⁹.

Esta regla ha influenciado a los banqueros centrales. Asso et al. (2010) hacen la cronología de la forma por la cual las reglas de Taylor (forma en la que se conocen las distintas versiones y modificaciones de la ecuación 1) empiezan a calar en el lenguaje de estos en los Estados Unidos. En esta recopilación de discusiones es preciso resaltar la forma en que la regla de Taylor, tal cual fue concebida, sirve de guía para la toma de las decisiones respecto de la tasa de interés. Aun así, y de una forma apropiada, esta no es seguida al pie de la letra. Verbigracia, durante el colapso del mercado accionario en 1987 y la crisis de Rusia en 1998, las autoridades monetarias optaron por políticas discrecionales para retomar el control de la economía. Adicionalmente se resalta que los diferentes bancos promovieron adicionar información a la toma de decisiones, entre las cuales se incluyeron hechos como la inercia de la tasa de interés y la consideración por la situación de desempleo. De tal manera, se observa cómo los bancos aplicaron la regla sugerida por Taylor para llevar a cabo sus decisiones de política, al igual que algunas de sus recomendaciones a la hora de su implementación. Esta disciplina por las reglas de Taylor ha ido más allá de Estados Unidos, teniendo seguidores en otros lugares tales como el Banco de Japón o el Banco Central Europeo, quienes, a pesar de tener diferentes parámetros de calibración, han seguido de cerca estas guías (Markov, 2009); sin embargo, los bancos también se han visto enfrentados a problemas de aplicación de la regla. Particularmente, los banqueros notaron que la forma de medir las variables de interés no era única (e.g. medir la inflación vía el índice de precios al consumidor o por el deflactor del PIB) e incidía de forma directa y significativa a la hora de tomar decisiones de política (Judd & Rudebusch, 1998). Peor aún, también identificaron como estas reglas no se podían aplicar de forma directa ya que no se contaba con la información requerida a la hora de tomar las decisiones (McCallum, 1993). Por esto, aunque las reglas de Taylor han tenido una fuerte acogida entre los banqueros centrales, se destaca que han necesitado fuertes adaptaciones para poderse ejecutar.

La comunidad académica también se ha visto influenciada por las reglas de Taylor. Su principal uso ha sido evaluar el desempeño de los banqueros centrales (Labonte, 2012). Sobre este tema, se

⁹ Si bien el profesor Taylor aclara que los parámetros 2 y 2.2% son parámetros aproximados obtenidos de estudios previos, él reconoce lo bien que esta ecuación aproxima los eventos que ocurren en la realidad.

resalta el trabajo de Clarida et al. (2000), el cual muestra como la Reserva Federal de los Estados Unidos se acopla mejor a una regla de Taylor durante la época de Volcker y Greenspan que durante el periodo anterior. A partir de esto se concluye respecto de la forma como se desempeñó la autoridad monetaria en este periodo. De este trabajo es importante notar como los autores asocian el hecho de comportarse acorde a una regla de Taylor con tener un buen desempeño. Esta conclusión no es trivial. En primer lugar, no existe una razón a priori para pensar que el banco tiene que actuar de forma lineal a los estímulos de la inflación y el producto interno. En segundo lugar, y recordando lo planteado por Taylor (1993), no hay una razón ex-ante que sugiera que los objetivos y los instrumentos de ambos momentos de estudio eran los mismos.

La preocupación por el cambio de objetivos e instrumentos puede ser, en principio, obviada ya que los periodos fueron contiguos y el contexto no fue muy distinto. Sin embargo, al analizar con más cuidado, la determinación de las metas macroeconómicas no es responsabilidad exclusiva de la autoridad monetaria. Alonso et al. (2004) muestran cómo la falta de coordinación entre las autoridades fiscales y monetarias, pese a que ambas sigan reglas bien determinadas, puede llevar a equilibrios muy distantes de las metas originales. De tal manera, no es posible derivar, a partir del seguimiento de reglas de una sola autoridad, el desempeño de la misma.

Por otro lado, respecto de la crítica sobre la ecuación, la teoría económica ha fomentado el desarrollo de modelos macroeconómicos que confluyan en la regla de Taylor (Woodford, 2001). Es a partir de estos que, dados ciertos supuestos, una optimización dinámica trae como consecuencia que la autoridad monetaria se comporte como lo haría si siguiera de forma explícita estas reglas. Aun así, Cochrane (2011) cuestiona ávidamente estos modelos pues sus supuestos son poco verosímiles. Este hecho es fundamental pues no solo cuestiona la forma de modelar la economía, sino que muestra que conclusiones como la propuesta por Clarida et al. no son idóneas en un marco de análisis Neo-Keynesiano.

Es importante aclarar que la academia no se ha limitado a la regla de Taylor original (y calibraciones). Distanciándose brevemente del fundamento teórico, y en pro de ajustar la forma en que se comportan los bancos centrales, diversos autores han hecho modificaciones empíricas a la regla de Taylor para concluir si la política de un país ha seguido un determinado patrón de comportamiento. Entre los múltiples ajustes hechos se destaca el reconocimiento de factores rezagados, factores pronosticados a futuro y la inclusión de inercias en el modelo para que la tasa

de interés se comporte de forma suave (Fernández, Koenig, & Nikolsko-Rzhevskyy, 2010). De esta manera, y pese a la teoría, se han derivado modelos estadísticos que han tenido muy buenos ajustes respecto del comportamiento observado por parte de los bancos. Puntualmente, estos autores proponen el siguiente modelo:

$$i_t = \beta_0 + \beta_1 \pi_{t+f}^e + \beta_2 s_t + \beta_3 s_{t+f}^e + \beta_4 i_{t-1} + \beta_5 i_{t-2} + \epsilon_t \quad (2)$$

Donde i es la tasa de interés del banco, π^e es la inflación esperada, s es el producto, f es el número de periodos de predicción y ϵ es el error estadístico¹⁰.

Pese a su carácter explícitamente empírico, muchos de estos modelos han sido usados, nuevamente, para medir el desempeño de distintos países. Un ejemplo a resaltar es el estudio hecho por Hofmann y Bogdanova (2012) en el cual usa una regla de Taylor tradicional que se pondera con la tasa de interés del periodo anterior (ecuación 2 sin el segundo rezago). De este trabajo los autores concluyen como los mercados emergentes han presentado una desviación respecto de las reglas de Taylor y pueden estar considerando otros factores como el flujo de capitales y las tasas de cambio. En este caso, más que preguntarse si las conclusiones son o no adecuadas, la duda está en los supuestos iniciales. Como se hizo explícito en el planteamiento de Taylor, las variables de inflación y producto fueron relevantes en el estudio ya que se trató de una economía grande y abierta. Sin embargo, no hay razón para pensar que estas lo sean para una economía pequeña y abierta. Es importante notar que los autores reconocen esto como conclusión, pero no como premisa. De tal manera, ellos plantean que la causa de desviación de la regla de Taylor puede estar motivada en el hecho de que a economías pequeñas les importe la tasa de cambio (Goldman Sachs, 2012) y no consideran que hay desvío ya que estos países piensan que estas variables son importantes para guiar su política. Este ejemplo recuerda que la interpretación de una regla de Taylor no está directamente asociada al desempeño de un ente rector al compararlo con otros y cómo los objetivos de política pueden variar las reglas de Taylor entre países.

Finalmente, es importante resaltar que estas reglas requieren cuidado en su estimación. Tal cual lo señala Orphanides (2007), es importante que la estimación sea consistente con lo que el banquero

¹⁰ Los autores escriben esta ecuación en forma de mezcla (i.e. $i_t = (1 - \rho_1 - \rho_2)(\mu + \beta_1 \pi_t^e + \beta_2 (s_t^e - s_t) + \beta_3 s_t) + \rho_1 i_{t-1} + \rho_2 i_{t-2} + \epsilon_t$). Aún así, para la predicción de los valores de la tasa de interés, ambas formas funcionales son equivalentes.

central está viendo en ese momento. Esto se puede ver de dos formas. En primer lugar, muchas variables se reportan de forma rezagada. De manera que, aunque el investigador las pueda observar, no estaban disponibles en ese momento para el banquero [(Orphanides, 2003) (Orphanides, 2001)]. En segundo lugar, los efectos económicos a causa de cambios en las variables monetarias no son inmediatos. Por esto es importante, cuando se va a juzgar el desempeño de una regla, determinar cuánto tiempo tarda en visualizarse (Levin, Wieland, & Williams, 2003).

A manera de conclusión de esta sección, tanto en la academia como en los bancos centrales, ha habido una fuerte tendencia a evaluar y dirigir la política monetaria a partir de reglas de Taylor. No obstante, aunque conceptualmente han funcionado cuando siguen los tres elementos sugeridos por Taylor (1993), sus usos para comparar el desempeño de las entidades no parece haber sido apropiado. Esta conclusión se deriva ya que, paradójicamente, estos usos no son consistentes con lo planteado originalmente por el profesor Taylor (Cochrane, 2011).

3.3. La política monetaria y su evaluación en Colombia

Tras la independencia del Banco de la República de Colombia (BANREP) en 1991, su principal interés ha sido el control de la inflación. Es importante mencionar que esta se da a partir de la Constitución de 1991, cuya constituyente, influenciada por las altas tasas de inflación que vivía el país¹¹, le impone al banco la “coordinación de la política económica general” a partir de un esquema de gobierno corporativo, con el fin de llevar esta tasa a sus niveles adecuados (Uribe J. D., 2013). Este gobierno corporativo es liderado por una Junta Directiva la cual consta de siete miembros, los cuales tienen rotaciones entre dos y cuatro años. Cinco de estos miembros son nombrados por el Presidente de la República; también existe un gerente general del banco, el cual es designado por la misma junta y finalmente, la última plaza es ocupada por el Ministro de Hacienda y Crédito Público. Es importante aclarar que, aunque los estudios de Kalmanovitz (1997) señalan que es posible considerar al banco como una institución independiente, esta calidad es limitada debido a la rápida rotación de los miembros de la junta y a la presencia del Ministro de Hacienda y Crédito Público en la misma. Por este motivo, Kalmanovitz (2001) cree que si bien el BANREP ha actuado en pro de sus objetivos monetarios, esta independencia relativa ha generado una reacción sub-óptima.

¹¹ 32% para 1990 (Restrepo, 1999)

Adicional a lo anterior, la composición de la Junta no ha sido la única justificación de la eficiencia en las acciones del BANREP. Es importante mencionar que tanto los instrumentos como los objetivos del mismo han cambiado a través del tiempo. Hasta 1995 la meta de inflación se mezcló con un objetivo intermedio asociado al agregado monetario M1 y hasta 1999 con unas bandas cambiarias (Kalmanovitz, 2002). En el caso de los agregados monetarios, estos se abandonaron prontamente ya que la demanda de dinero sobre la cual influían era altamente inestable (Svensson, 1997). Con respecto a las bandas cambiarias, aunque se intentaron mantener estables, la crisis rusa durante los años 98 y 99 las hizo insostenibles (Kalmanovitz, 2002). Para esas fechas, Echeverry y Eslava (1997) muestran como la tasa de interés del BANREP se relaciona fuertemente con las demás tasas de interés del mercado, de tal manera que, a través de la misma la autoridad monetaria puede intervenir en la economía. Siendo ello así, apenas se acaban las bandas cambiarias, la autoridad monetaria queda con un objetivo único de mantener la inflación y aunque no descuidan los agregados ni las tasas de cambio, ya no es indispensable tenerlos entre bandas fijas (Kalmanovitz, 2002).

Si bien no es explícita la forma en que el BANREP usó sus instrumentos para lograr sus objetivos, los resultados pronto se empezaron a evidenciar. Tal como se muestra en la figura 1, desde la independencia del banco hasta la fecha, ha ocurrido una reducción sistemática y estabilizadora de la misma.

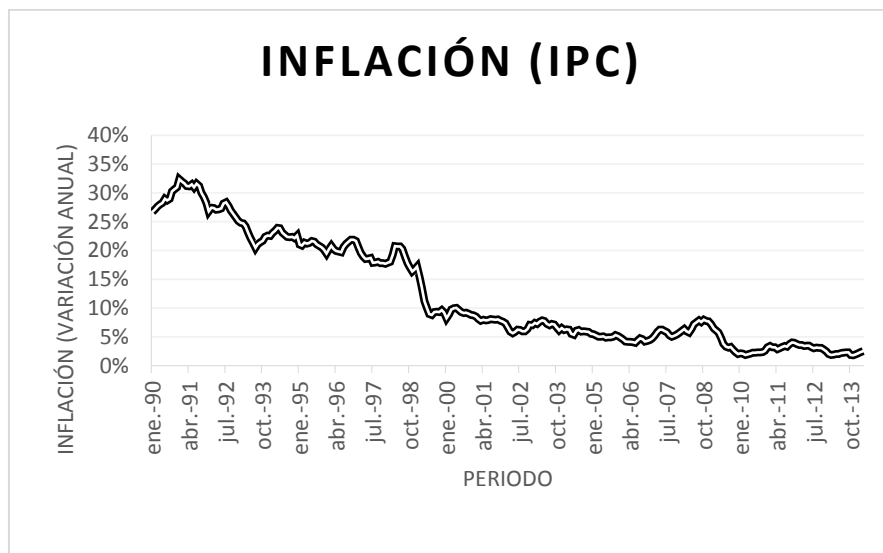


Figura 1 Cifras del Banco de la República (2014)

Pese a lo anterior, y a través de una regresión estilo Taylor donde las variables han sido instrumentalizadas, Restrepo (1999) concluye que en el periodo previo al 2000 el banco le dio preponderancia a las desviaciones del producto y su política monetaria no fue eficiente para controlar la inflación. Para un periodo similar, con una especificación diferente de la regla de Taylor, Bernal (2002) concluye que, pese a que la política monetaria fue suave, esta sí reaccionaba frente a la inflación. Adicional a esto, ella muestra cómo las desviaciones de la producción no eran estadísticamente significativas. Se hace evidente cómo estas reglas son altamente sensibles a su especificación: dos autores, usando metodologías similares y para el mismo periodo, obtienen resultados opuestos sobre el actuar del banco central.

Posterior a esto, otros autores estudiaron el comportamiento de las reglas de Taylor durante el abandono de las bandas cambiarias. Julio (2006) hace un análisis de series de tiempo buscando estimar la regla de Taylor tradicional (ecuación 1) durante este periodo. Él concluye que la política del BANREP ha respondido de forma más agresiva a la inflación que cuando se tenían las bandas cambiarias. Por su parte, Saldarriaga y Rhenals (2008), quienes agregan a la regla la tasa de cambio real y la suavización de la tasa de interés, aportan más evidencia a la afirmación de Julio. Agregan que, si bien el producto es significativo, su influencia es muy poca. En este trabajo, ellos resaltan cómo, conforme a la crítica de Lucas (1976), las políticas cambian con el tiempo, y es importante entender el carácter dinámico de las mismas.

Independiente de las conclusiones y técnicas de estimación, los trabajos previamente citados guardan tres elementos en común. En primer lugar, estos asumen, a partir de la significancia estadística de unos coeficientes, que el banco sigue la regla como guía para la toma de decisiones en cuestión de política económica. Esta conclusión si bien no es inmediata, se deriva del pensamiento de Gali (1998) quien sostiene que, pese a ser poco probable pensar en banqueros siguiendo minuciosamente una ecuación matemática, es aún menos creíble pensar que no tienen en mente una regla para guiar su decisión. De esta manera, aunque la regla de Taylor no se cumpla a cabalidad, el hecho de tener una variable significativa sugiere que se está teniendo en cuenta en las decisiones. El segundo elemento que une los trabajos citados es que no se usa la tasa de interés de intervención sino otras versiones tales como la tasa de interés interbancaria (Bernal & Tautiva, 2011). Esto se da porque la tasa de interés de intervención es muy poco variable, de tal manera que

es impráctica para hacer una regresión¹². Sin embargo, como se menciona en estudios como Echeverry y Eslava (1997), esta tasa se correlaciona fuertemente con las otras tasas del mercado. De hecho, Uribe et al. (2002) muestran como, por cada punto porcentual que cambia esta tasa, la tasa de depósito cambia en 0.5 puntos porcentuales. Desafortunadamente, y pese a la alta correlación, si el interés de estudio es ver cómo el banco usa sus instrumentos para hacer política monetaria, no se considera pertinente usar una aproximación a los mismos, cuando ya ha estado influenciada por el mercado. El tercer elemento que tienen en común estos autores es el hecho de que no se usan datos en tiempo real. Esto es fundamental al considerar variables como el PIB, en el cual, aunque se tenga un valor tentativo del trimestre anterior, este puede cambiar con el tiempo a medida que el DANE adquiere información nueva. Entonces, si el investigador no tiene esto en cuenta, estará viendo los datos actualizados por DANE y no necesariamente los observados por la autoridad monetaria en determinado momento del tiempo (Bernal & Tautiva, 2011). Si bien en algunos casos, esto no altera las conclusiones (Clarida, Galí, & Gertler, 2000), Bernal y Tautiva (2011) muestran que, para una especificación tradicional de la regla de Taylor en Colombia, los datos pueden variar significativamente.

Si bien el tercer punto es importante resaltar, su carácter es netamente técnico. Respecto del primer punto, es importante recordar cómo, desde la perspectiva de Taylor, en este tipo de escenarios donde el banco tiene una meta, la regla no puede ser vista de forma instrumental (i.e. una función de reacción), sino como una guía para tomar las decisiones (Pagnotta, 2002). Por esto, aunque la regla pueda no ser verosímil, la significancia de sus coeficientes puede asociarse a la forma en que determinada variable guía la decisión del banco. Desafortunadamente, en lo que concierne al segundo punto, la solución no es directa. Con miras a ver alternativas al respecto, autores como Navarro (2003) para el Banco Central Europeo, Kim et al. (2008) para el Banco de Inglaterra y Riveros (2012) para el BANREP han trabajado con un Probit Dinámico para entender la forma en que las autoridades monetarias están reaccionando a cambios en las variables de interés. La principal ventaja de este modelo es que permite trabajar con datos discretos y de poca frecuencia (Eichengreen, Watson, & Grossman, 1985). Este modelo permitió a Riveros (2012) concluir que, durante el nuevo milenio, el BANREP no solo ha tenido en cuenta el producto y la inflación, sino que también ha sido relevante el comportamiento de la tasa de cambio. Aunque la variable

¹² En el periodo comprendido entre enero de 2000 y marzo de 2013, la tasa solo registra 27 valores únicos.

dependiente sea los cambios en la tasa de interés, Eichengreen et al. (1985) demuestran que su especificación econométrica es equivalente a un probit ordinal, cuya variable latente está determinada por la ecuación:

$$i_t^* = \beta_0 + i_{t-1} + S_t\beta + \xi_t \quad (3)$$

$$S_t = \sum_{i=1}^t X_t$$

Donde i es la tasa de interés, X es la matriz de variables explicativas, y ξ es el término del error, el cual tiene presente una estructura de autocorrelación. Para el caso colombiano, Riveros (2012) usa como covariables la inflación (vía IPC) el producto interno bruto (aproximado a partir del IMACO) y la tasa de cambio real.

Ya para el año 2000, Julio (2006) reconocía como el BANREP había logrado un control fuerte de la inflación. De esta forma, y tal como lo sugieren todos los trabajos previamente referenciados, el BANREP no parece haber actuado a discreción. Sin embargo, por la forma en que se han hecho los estudios, tampoco hay pleno conocimiento sobre qué variables están liderando las decisiones del banco, y de qué forma lo están haciendo. Esto se concluye ya que, si bien las reglas de Taylor dan sugerencias sobre algunas variables, muchas otras variables de interés pueden no haber sido consideradas.

3.4. Aplicación del algoritmo de menú para el pronóstico de la tasa de interés del Banco de la República de Colombia

A partir de la descripción anterior, se observa cómo el pronóstico de la tasa de interés es un problema que ajusta perfecto a las premisas del algoritmo de menú. En primer lugar, es una decisión de política cuyo pronóstico es fundamental para el debido actuar de los agentes económicos. En segundo lugar, aunque se han dado aproximaciones a las reglas de decisión, estas han tenido críticas tanto teóricas como prácticas. Aún más, los mismos bancos centrales (debido al debate sobre la discrecionalidad y el seguimiento de reglas) niegan el uso explícito de reglas de decisión (Svensson, 1999). Pese a lo anterior, y a partir de la reflexión de Galí (1998), es posible presumir que el banco si responde sistemáticamente a algunas variables económicas. Por este motivo, cambiando una pretensión de determinar las reglas de comportamiento (Caballero, 2010) por un interés en entender los patrones de reacción del banco con fines de pronóstico, el algoritmo de

menú permite determinar el mejor modelo predictivo de frecuencia mensual a partir de un conjunto dado de variables de interés para la autoridad monetaria.

Ahora bien, tal como lo reconoce Taylor, los patrones de comportamiento se identifican cuando los contextos son estables. Teniendo en cuenta que los últimos cambios fuertes fueron a finales de los noventa, el modelo predictivo va a trabajar las decisiones del BANREP entre enero de 2000 y marzo de 2013.

3.4.1. Determinación del menú

La siguiente configuración de menús se plantea a partir de las transformaciones más comunes en un análisis de series de tiempo.

1. Forma funcional: Identidad (1), Logaritmo (2), Escalamiento (restar media, dividir por desviación estándar) (3).
2. Relaciones temporales: Identidad (1), Diferencia con periodo anterior (2), Diferencia porcentual con periodo anterior (3), Diferencia con año anterior (4), Diferencia porcentual con año anterior (5), Razón del ciclo-tendencia (calculados a partir del filtro Hodrick-Prescott) (6), Desviación absoluta de la tendencia (calculados a partir del filtro Hodrick-Prescott) (7).
3. Rezagos y expectativas: Se consideró que solo trabajar rezagos basta ya que pronósticos SARIMA se calculan a partir de los mismos. De esta forma las opciones son: no incluir rezagos (0), incluir hasta un rezago (-1), incluir hasta dos rezagos (-2), incluir hasta tres rezagos (-3).
4. Puntos de quiebre: Identidad (1), Quiebre a partir de función cuadrática (2)
5. Presentación: Identidad (1), Sumatoria desde 1 hasta t (2), Quintiles (3).
6. Variable dependiente: No se incluyen rezagos (1), se incluye un rezago en nivel (2), se incluyen dos rezagos del nivel (3), se incluye un rezago en nivel interactuado con las demás variables explicativas (4), se incluye un rezago a diferencias interactuado con las demás variables explicativas (5).

En particular, note que esta serie de elecciones permite replicar las ecuaciones teóricas previamente distintas. Para esto, considere la siguiente forma de resumir el menú:

(forma funcional | relaciones temporales | rezagos y proyecciones | puntos de quiebre | presentación)

De esta manera, la ecuación 1 es: $y = (1,1,0,1,1)$, $p = (1,1,0,1,1)$, $r = (1)$

De esta manera, la ecuación 2 es¹³: $\pi = (1,1, -3,1,1)$, $s = (1,1, -3,1,1)$, $i = (3)$

De esta manera, la ecuación 3 es¹⁴: $IMACO = (1,5,0,1,2)$, $IPC = (1,5,0,1,2)$, $Tasa\ de\ Cambio = (1,1,0,1,2)$, $i = (2)$

3.4.2 Determinación de las variables explicativas

A partir de la revisión previa, existen tres variables explicativas que deben estar entre los posibles menús, estas son: el PIB, la inflación y la tasa de cambio. La primera se puede encontrar con frecuencia trimestral [(DNP, 2014), (DANE, 2014)], sin embargo, esto se puede corregir de dos formas. En primer lugar se le puede aplicar un cambio de frecuencia. Respecto del tema, la literatura resalta los métodos de Chow y Lin (1971), Fernández (1981), Litterman (1983) y Denton (1971)¹⁵. La segunda alternativa es tomar aproximaciones mensuales de la actividad económica, tales como el IMACO. Con respecto a la inflación, si bien esta no existe explícitamente, si hay varias formas de calcularla (e.g. variación anual porcentual del IPC). Finalmente, en lo que concierne a la tasa de cambio, este valor se puede encontrar diario, por tal razón, para tomar variables mensuales, las diferentes tasas de cambio del mes pueden ser promediadas.

Sin embargo, estas no son las únicas variables relevantes para el Banco de la República. A manera de resumen, existen seis grandes temas de interés: Tasas de interés, indicadores de precios, indicadores de ciclo económico, indicadores del nivel de empleo, indicadores de precios de commodities e indicadores de relación con el extranjero. Buscando abarcar estos temas e incluir

¹³Se asume que las expectativas son una combinación lineal de, a lo más, los tres primeros rezagos.

¹⁴ Se trabajan las variaciones anuales de la IPC y del IMACO siguiendo la construcción original de Riveros (2012).

¹⁵ Para este trabajo se usa el cambio de Chow y Lin de forma aditiva.

las variables mencionadas al inicio, se genera el anexo 1 que incluye todas las posibles variables explicativas que se van a evaluar¹⁶.

3.4.3. Determinación de los modelos a evaluar

Tradicionalmente, la literatura ha trabajado el pronóstico de las tasas de interés de los bancos centrales a partir de ecuaciones lineales donde la variable dependiente es el valor de la tasa de interés. Pese a los inconvenientes comentados anteriormente, se decide utilizar esta metodología en el algoritmo de menú como punto de comparación con modelos anteriores. En este caso se trabaja con un modelo de regresión lineal y el criterio de utilidad será $1 - R_{Adj}^2$. En este caso, se considera idóneo como valor inicial del algoritmo el modelo de la ecuación 2.

Por otro lado, la teoría también ha trabajado en la construcción de modelos probits ordinales dinámicos, tales como el propuesto en la ecuación 3. En este caso la variable dependiente son los cambios en la tasa de interés. Como se evidencia en la tabla 1, estos cambios han sido discretos y de carácter ordinal. Sin embargo, es importante destacar que los modelos probit no son los únicos que captan estos problemas. Como se planteó en un inicio, los distintos modelos de link acumulativo y de árboles de decisión pueden modelar estos problemas. Por ende, se trabaja también con modelos logit ordinales y con árboles de decisión. Aunque existen trabajos con modelos probits ordinarios (Otero & Ramirez, 2008), autores como Kearney (2003) destacan el carácter dinámico debido a las fuertes correlaciones que pueden existir entre periodos de toma de decisión (los cuales se evidencian, entre otras razones, por la necesidad de suavizar los periodos). Por este motivo, en los tres modelos mencionados se hace preciso tener en cuenta la variable de decisión en su forma rezagada (tanto en diferencia como en nivel). Como se menciona anteriormente, la forma en que el algoritmo de menú hace esto, mantiene estimadores consistentes. De tal manera, los modelos resultantes son idóneos para la predicción. Por su carácter de respuesta discreta, en estos la función de utilidad es $1 - AUC$. Finalmente, como condición inicial, se considera apropiado el modelo de Riveros (2012) ya que trabaja un probit dinámico en Colombia durante un periodo similar al de este trabajo.

¹⁶ Es importante resaltar que éstas no son excluyentes y por ende otros investigadores podrían determinar otros conjuntos de variables de interés. Sin embargo se considera que el conjunto presentado es apropiado ya que incluye las variables usadas en los trabajos anteriores y también hace referencia a las principales temáticas de interés del banco.

Cambios en la tasa de interés entre enero 2000 y Marzo 2014 (puntos porcentuales)	Número de periodos
0.01	6
0.0075	1
0.005	14
0.0025	11
0	100
-0.0025	25
-0.01	2

Tabla 1 Cifras del Banco de la Republica (2014)

En los cuatro modelos de consideración se optó por tomar una ventana recursiva de ocho años (noventa y seis periodos) basado en los trabajos de Fernández et al. (2010). Finalmente y buscando modelos de pronóstico parsimoniosos, el algoritmo de menú pondera la utilidad con el porcentaje de variables explicativas usadas. De esta forma, entre menos variables se usen, el algoritmo preferirá este modelo sobre otros con igual capacidad de pronóstico y mayor número de variables.

3.5. Resultados

Al ejecutar el algoritmo de menú a partir de las condiciones planteadas en la sección anterior, se obtienen los modelos del anexo 2. Al comparar su habilidad de pronóstico con los modelos planteados por las ecuaciones 2 y 3 se obtienen los siguientes resultados:

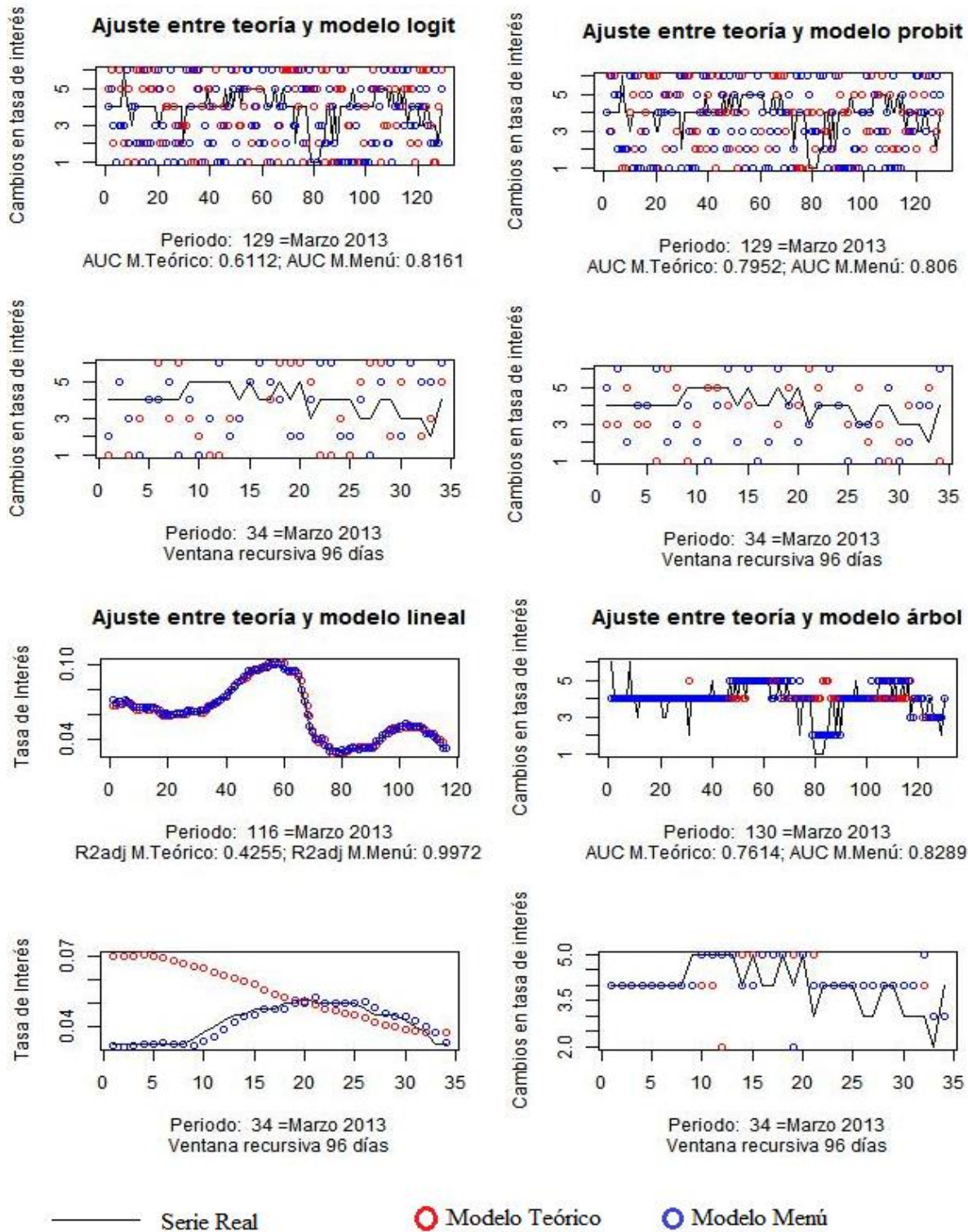


Figura 2 Resultados del algoritmo de menú

En los distintos modelos se observa cómo el algoritmo de menú genera mejoras significativas en el pronóstico de la tasa de interés (o sus cambios) que los modelos teóricos¹⁷. Adicionalmente, respecto de la parte técnica, es importante notar cómo aunque la predicción a partir de la base de datos pueda ser muy buena (ver modelo lineal), a través de la técnica de ventanas de regresión, este ajuste desmejora considerablemente.

Respecto de los resultados cualitativos, nótese que el modelo lineal tiende a sobreajustar la base de datos. Por este motivo, en este se eligen varios menús, muchos asociados a otras tasas de interés bancarias. Aun así se destaca que esto no solo ajusta los datos al modelo, sino que mejora significativamente la predicción. Por su parte, los modelos de elección discreta tienden a ser muy selectivos en el número de variables. En estos se tiene la misma estructura presentada por Riveros (2012) (es decir, una variable asociada a la inflación, otra a la tasa de cambio y otra a la producción), sin embargo, se resalta que el modelo de árbol, que tiene el mejor ajuste, incluye también al desempleo como desviaciones de su nivel potencial. Es interesante la inclusión de esta variable, pues si bien no ha sido tomada en cuenta por la literatura colombiana, esta fue mencionada en los estudios de reglas de Taylor en Estados Unidos.

A manera de conclusión se destaca como los modelos planteados en la literatura son muy afines a los obtenidos por el algoritmo de menú. Adicionalmente, el buen ajuste de los modelos permite deducir como el IMACO y el IPC influyen en la determinación de la tasa de interés. De igual forma se resalta como el algoritmo de menú sugiere la inclusión de nuevas variables asociadas a distintas tasas de interés (caso lineal) y los niveles de desempleo (caso árbol), las cuales mejoran la capacidad predictiva de los modelos. Finalmente, se muestra como la forma del modelo incide directamente en los menús a elegir, pero ante una comparación global, el mejor modelo resulta ser el de árboles de decisión, el cual no ha sido trabajado en la literatura colombiana. De esta forma, el algoritmo de menú cumple con los objetivos planteados inicialmente. En primer lugar, debido al ajuste de los modelos, se demuestra que el BANREP está siendo influido por reglas de comportamiento. En segundo lugar, se determina la posible forma de esta función de reacción, aunque también se evidencia que el ajuste imperfecto que tiene sugiere que el BANREP conserva

¹⁷ Se usó como criterio de parada tener 1000 iteraciones sin cambios. Por esta razón aunque se evidencian mejoras de pronóstico, no se puede garantizar la optimalidad del mismo.

dentro de sí un margen de discreción. En tercer lugar, el algoritmo mejora los modelos actuales para pronosticar esta tasa y aporta a la teoría nuevas variables y modelos para explicar esta decisión.

4. Conclusiones

El presente trabajo propone el algoritmo de menú como una alternativa para hallar modelos de predicción útiles en los casos donde no haya completo conocimiento de la forma en la cual distintas variables inciden en una decisión de interés investigativo. La robustez técnica de este algoritmo proviene de su fundamentación en el algoritmo de Metrópolis-Hastings, no obstante se considera una propuesta innovadora pues la forma de organizar las variables explicativas en menús permite al investigador considerar una gran variedad de modelos predictivos de una forma que no solo es computacionalmente eficiente, sino que admite modelos previamente definidos en la academia.

A partir del caso de aplicación, se observa cómo el algoritmo de menú, tomando como base los modelos actuales, genera modelos alternativos que mejoran la capacidad de pronóstico de los anteriores. Aunque los diferentes modelos arrojan resultados distintos, existen variables comunes a todos, los cuales revelan la influencia que éstas tienen sobre las decisiones del Banco de la República. Ningún modelo mostró un ajuste perfecto, de esta forma, se deriva que el Banco no está reaccionando de forma inflexible a funciones de reacción; sin embargo, la constante aparición de ciertas variables explicativas (e.g. IMACO e IPC) al igual que el alto ajuste logrado por el algoritmo de menú sugieren que el Banco de la República si tiene reglas al estilo Taylor. Es decir, patrones de reacción considerablemente estables, los cuales guían el pronóstico de los cambios en la tasa de interés, pero no son decisiones absolutas, sino que están siendo influidas por algo más, tales como el criterio del experto. A partir de este algoritmo, se hace posible recomendar, para mejorar la predicción, el uso de modelos de árbol, en vez de la aplicación directa de reglas de Taylor; y la incorporación de las variables de tasa de cambio y desempleo las cuales no han tenido fuerte incidencia en la literatura colombiana, pero muestran un gran poder predictivo del comportamiento del Banco de la República.

5. Bibliografía

Alonso González, L. A., & García, P. (2004). *Central Bank Independence: Taylor Rule and Fiscal Policy*. Madrid: Universidad Complutense de Madrid.

- Asso, F., Kahn, G., & Leeson, R. (2010). *The Taylor Rule and the Practice of Central Banking*. Kansas City: Federal Reserve Bank of Kansas City.
- Banco de la República. (16 de 02 de 2014). *Banco de la República*. Obtenido de Estadísticas: <http://www.banrep.gov.co/es/inflacion-basica>
- Barro, R., & Gordon, D. (1983). Rules, Discretion, and Reputation in a Model of Monetary Policy. *Journal of Monetary Economics*, 101-121.
- Beck, N., Epstein, D., Jackman, S., & O'Halloran, S. (2002). Alternative Modles of Dynamics in Binary Time-Series-Cross-Section Models: The Example of State Failure. *2001 Annual Meeting of the Society for Political Methodology*, 1-38.
- Bernal, G., & Tautiva, J. (2011). Datos en tiempo real: Una aplicación a la regla de Taylor en Colombia. *Revista de Economía Institucional*, 373-394.
- Bernal, R. (2002). Monetary Policy Rules in Colombia. *Documentos CEDE*, 1-15.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1983). *Classification and Regression Trees*. Belmont: Wadsworth.
- Brooks, S., Friel, N., & King, R. (2003). Classical Model Selection via Simulated Annealing. *Journal of Royal Statistical Society*, 503-520.
- Caballero, R. (2010). Macroeconomics after de crisis: time to deal with the pretense-of-knowledge syndrome. *National Bureau of Economic Research*, 1-23.
- Chow, G., & Lin, A. (1971). Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series. *The Review of Economics and Statistics*, 372-375.
- Christensen, R. H., & Brockhoff, P. B. (2013). Analysis of sensory ratings data with cumulative link models. *Journal de la Société Française de Statistique*, 58-79.
- Clarida, R., Galí, J., & Gertler, M. (2000). Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and some Theory. *The Quarterly Journal of Economics*, 147-180.
- Cochrane, J. (2011). Determinacy and Identification with Taylor Rules. *Journal of Political Economy*, 565-615.
- Cook, R., & Weisberg, S. (1999). *Applied Regression Including Computing and Graphics*. Wiley.
- DANE. (16 de 02 de 2014). *Departamento Nacional de Estadística*. Obtenido de <http://www.dane.gov.co/>
- Denton, F. (1971). Adjustment of monthly or quarterly series to annual totals: An approach based on quadratic minimization. *Journal of the American Statistical Association*, 99-102.

- DNP. (16 de 06 de 2014). *Departamento Nacional de Planeación*. Obtenido de Estudios Económicos:
<https://www.dnp.gov.co/EstudiosEconomicos/Estad%C3%ADsticasHist%C3%B3ricasdeColombia.aspx>
- Echeverry, J. C., & Eslava, M. (1997). Notas sobre la tasa de interés y la inflación en Colombia. *Borradores Semanales de Economía*, 1-48.
- Eichengreen, B., Watson, B., & Grossman, R. (1985). Bank Rate Policy Under the Interwar Gold Standard: A dynamic probit model. *Economic Journal*, 725-745.
- Fernandez, A., Koenig, E., & Nikolsko-Rzhevskyy, A. (2010). Can alternative Taylor-rule specifications describe Federal Reserve policy decisions? *Journal of Policy Modeling*, 733-757.
- Fernández, R. (1981). A methodological note on the estimation of time series. *The Review of Economics and Statistics*, 471-476.
- Franzese, R., Hays, J., & Shaeffer, L. (2010). Spatial, Temporal, and Spatiotemporal Autoregressive Probit Models of Binary Outcomes: Estimation, Interpretation, and Presentation. *Annual Meeting of the American Political Science Association*, 1-46.
- Friedman, M. (1959). *A Program for Monetary Stability*. New York: Fordham University Press.
- Galí, J. (1998). La Política Monetaria Europea y sus Posibles Repercusiones sobre la Economía Española. *Estudios sobre la Economía Española*, 1-55.
- Geraats, P. (1999). Inflation and its variation: An alternative explanation. *CIDER Working Paper*, Berkely.
- Goldman Sachs. (2012). *The Fed's effects on monetary policy abroad*. US Economic Analyst.
- Gourieroux, C., Monfort, A., & Trognon, A. (1985). A General Approach to Serial Correlation. *Econometric Theory*, 315-340.
- Granger, C. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 424-438.
- Green, P. (1995). Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo Computation and Bayesian Model Determination. *Biometrika*, 711-732.
- Hajek, B. (1988). Cooling Schedules for Optimal Annealing. *Mathematics of Operations Research*, 311-329.

- Hajian-Tilaki, K., & Hanley, J. (2002). "Comparison of Three Methods for Estimating the Standard Error of the Area under the Curve in ROC Analysis of Quantitative Data. *Journal of Academic Radiology*.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton University Press.
- Hand, D., & Till, R. (2001). A Simple Generalisation of the Area Under the ROC Curve for Multiple Class Classification Problems. . *Machine Learning*, 171–186.
- Hastie, D., & Green, P. (2011). Model Choice using Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo. *Statistica Neerlandica*, 309–338.
- Hastings, W. (1970). Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. *Biometrika*, 97-109.
- Hocking, R. (1976). The Analysis and Selection of Variables in Linear Regression. *Biometrika*, 1-49.
- Hodrick, R., & Prescott, E. (1997). Postwar U.S Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 1-16.
- Hofman, B., & Bogdanova, B. (2012). Taylor rules and monetary policy: a global "Great Deviation"? *BIS Quarterly Review*, 37-49.
- Jackman, S. (2001). *In and Out of War and Peace: Transitional models of international conflict*. Stanford University: Working Paper.
- Judd, J., & Rudebusch, G. (1998). Taylor's Rule and the Fed: 1970-1977. *FRBSF Economic Review*, 2-16.
- Julio, J. M. (2006). The Monetary Policy Rule During the Transition to a Stable Level of Inflation: The Case of Colombia. *Borradores de Economía*, 1-24.
- Kalmanovitz, S. (1997). *Realidades de la Independencia del Banco de la República*. Bogotá: Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional.
- Kalmanovitz, S. (2001). El BANCO DE LA REPUBLICA como institución independiente. *Borradores del Banco de Economía* 190, 1-12.
- Kalmanovitz, S. (2002). *El Banco de la República y el régimen de meta de inflación*. Bogotá: Banco de la República. Obtenido de Banco de la república.
- Kass, G. (1980). An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data. *Applied Statistics*, 119-127.

- Kearney, A. (2003). The Changing Probability of a Monetary Policy Response to Inflation and Employment Announcements. *Eastern Economic Journal*, 565-574.
- Kim, T.-H., Mizen, P., & Chevapatrakul, T. (2008). Forecasting Changes in UK Interest Rates. *Journal of Forecasting*, 53-74.
- Kirkpatrick, S. (1984). Optimization by Simulated Annealing: Quantitative Studies. *Journal of Statistical Physics*, 671-680.
- Kydland, F., & Prescott, E. (1977). Tules Rather than Discretion: The Inconsistency of Optimal Plans. *Journal of Political Economy*, 473-492.
- Labonte, M. (2012). *Evaluating the Current Stance of Monetary Policy Using a Taylor Rule*. Washington: Congressional Research Service.
- Laidler, D. (2003). The Price Level, Relative Prices, and Economic Stability, . *BIS Working Papers*, 1-43.
- Levin, A., Wieland, V., & Williams, J. (2003). The Performance of Forecast-based Monetary Policy Rules under Model Uncertainty. *American Economic Review*, 622-645.
- Litterman, R. (1983). A Random Walk, Markov Model for the Distribution of Time Series. *Journal of Business and Economic Statistics*, 169-173.
- Lucas, R. (1972). Expectations and the Neutrality of Money. *Journal of Economic Theory*, 103-124.
- Lucas, R. (1976). Econometric policy evaluation: A critique. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 19-46.
- Markov, N. (2009). *Actual versus Perceived Taylor Rules: How Predictable is the European Central Bank*. Ginebra: Université de Genève.
- McCallum, B. (1993). Discretion and Policy Rules in Practice: Two Critical Points. A Comment. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 215-220.
- Mohanty, M. S., & Klau, M. (2004). Monetary policy rules in emerging market economies: issues and evidence. *BIS Working Papers*, 1-125.
- Navarro, J. M. (2003). Una función de reacción para los cambios del tipo de intervención del BCE. Cartagena: Universidad Politécnica de Cartagena.
- Orphanides, A. (2001). Monetary Policy Rules Based on Real-Time Data. *American Economic Review*, 964-985.

- Orphanides, A. (2003). Monetary Policy Evaluation with Noisy Information. *Journal of Monetary Economics*, 605-631.
- Orphanides, A. (2007). *Taylor Rules*. Washington: Federal Reserve Board.
- Otero, J., & Ramirez, M. (2008). *Modeling the Monetary Policy Reaction Function of the Colombia Central Bank*. Universidad del Rosario: Series de Documentos de Trabajo.
- Pagnotta, E. (2002). Elementos de Análisis para la Adopción de Metas Inflacionarias como Estrategia Monetaria. *Universidad de Buenos Aires y FLACSO*, 1-26.
- Parra-Polanía, J. (2012). Transparency: can central banks commit to truthful communication? *Borradores de Economía*, 1-24.
- Poirier, D., & Rudd, P. (1988). Probit with Dependent Observations. *The Review of Economic Studies*, 593-614.
- Raftery, A. (1995). Bayesian Model Selection in Social Research. *Sociological Methodology*, 111-163.
- Raftery, A., Madigan, D., & Hoeting, J. (1997). Bayesian Model Averaging for Linear Regression Models. *Journal of the American Statistical Association*, 179-191.
- Restrepo, J. (1999). Reglas monetarias en Colombia y Chile. *Archivos de Macroeconomía*, 1-31.
- Riveros, E. (2012). Does Central Bank Respond to Real Exchange Rate Movements? *Ensayos sobre Política Económica*, 150-194.
- Saldarriaga, J. P., & Rhenals, R. (2008). Una regla de Taylor óptima para Colombia, 1991-2006. *Lecturas de Economía*, 9-39.
- Shwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 461-464.
- Simons, H. (1936). Rules Versus Authorities in Monetary Policy. *Journal of Political Economy*, 1-30.
- Svensson, L. (1997). Inflation Forecast Targeting: Implementing and Monitoring Inflation Targets. *European Economic Review*, 1111-1117.
- Svensson, L. (1999). Inflation Targeting as a Monetary Policy Rule. *Journal of Monetary Economics*, 337-361.
- Taylor, J. (1993). Discretion versus policy rules in practice. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 195-214.
- Uribe, J. D. (2013). La independencia de la banca central en Colombia. *Reportes del Emisor* 170, 2-5.

Uribe, J. D., Vargas, H., & Gómez, J. (2002). *The Implementation of Inflation Targeting in Colombia*. Bogotá: Banco de la República.

White, H. (2006). Approximative Nonlinear Forecasting Methods. En G. Elliott, C. W. Granger, & A. Timmermann, *Handbook of Economic Forecasting* (págs. 459–512). Amsterdam: Elsevier.

Woodford, M. (2001). The Taylor Rule and Optimal Monetary Policy. *American Economic Review*, 232-237.

Wooldridge, J. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section And Panel Data*. London: The MIT Press.

6. Anexo 1: Variables explicativas

Variables Explicativas					
Tasa de interés	DTF 90 días	Precios	IPP Exportados	Sector Externo	Exportaciones no Tradicionales
	Tasa de captación del BanRep		IPP Consumo Final		Importaciones de Bienes de Consumo
	Tasa de colocación del BanRep		IPP Consumo Intermedio		Importaciones de Bienes Intermedios
	Tasa de colocación sin tesorería		IPP Bienes de Capital		Importaciones de Bienes de Capital
	Tasa de Interés Externa (Prime Rate)		IPP Materiales de Construcción		Términos de Intercambio
	Libor	Oro Compra	Ingreso por Remesas		
	Tasa Interbancaria	Plata Compra	Reservas Netas		
Precios	Bonos del tesoro	Commodities	Platino Compra	Empleo	Exportaciones Tradicionales
	TRM		Oro Venta		Tasa global de participación
	UVR		Plata Venta		Tasa de ocupación
	Tasa de Cambio (Peso-Dólar)		Platino Venta		Tasa de Desempleo
	IPC	Ciclo económico	IGBC		Población en edad de trabajar
	Índice de precios de vivienda		Demanda de Energía		Población económicamente activa
	IPP		PIB		Ocupados
	IPP Producidos y consumidos		IMACO		Desocupados
	IPP Importados		Devaluación		Índice de salarios de la industria manufacturera

Las variables de interés se obtienen de las bases de datos del Banco de la República (2014), el DANE (2014) y el DNP (2014).

7. Anexo 2: Modelos del algoritmo de menú

7.1. Modelo lineal

Variable Dependiente (2)	Forma Funcional	Relación Temporal	Rezago	Quiebre	Presentación
DTF 90 Días	3	7	-1	2	2
Libor	2	5	0	2	3
Bonos del Tesoro	1	2	-1	2	2
Devaluación	3	1	-3	1	2
Tasa Interbancaria	1	4	-1	1	2
Platino Compra	1	2	-3	2	1
Oro Venta	1	2	0	1	2
Exportaciones No Tradicionales	3	7	0	2	1
Importaciones de Bienes de Consumo	3	5	-2	1	2
Importaciones de Bienes Intermedios	3	5	0	1	3
Importaciones de Bienes de Capital	1	5	-2	2	2
Índice de precios de vivienda	3	6	0	1	1
IPP	1	5	-1	2	2
Consumo Intermedio	2	4	-1	2	1
Bienes de Capital	2	1	-3	2	2
Índice de Salarios	1	4	-1	2	1
Población Edad Trabajar	1	4	-1	2	2
Demanda de Energía	3	4	-1	1	1
PIB	1	7	-3	2	2

7.2. Modelo Probit

Variable Dependiente (3)	Forma Funcional	Relación Temporal	Rezago	Quiebre	Presentación
Mercado Interbancario (Peso-Dólar)	1	3	0	1	2
IPC	1	3	0	1	2
IMACO	1	3	0	1	2

7.3. Modelo Logit

Variable Dependiente (1)	Forma Funcional	Relación Temporal	Rezago	Quiebre	Presentación
TRM	3	1	0	2	3
Mercado Interbancario (Peso-Dólar)	1	3	0	1	2
IPC	1	3	0	1	2
IMACO	1	3	0	1	2

7.4. Modelo Árbol

Variable Dependiente (4)	Forma funcional	Relación Temporal	Rezago	Quiebre	Presentación
Mercado Interbancario (Peso-Dólar)	2	5	0	1	3
IPC	1	3	0	1	2
Desocupados	1	7	0	1	3
IMACO	1	3	0	1	2