

CAPÍTULO 4. APLICACIÓN DE LAS METODOLOGÍAS

En este capítulo analizaremos la serie de tiempo del IPC en el período de 1994 a 2008. Aplicando las metodologías anteriores a dicha serie con el fin de modelar la volatilidad de dicho instrumento, utilizando las técnicas alternativas y el enfoque fractal de los mercados financieros, por medio de los procesos estocásticos descritos en el capítulo anterior.

Inicialmente presentaremos un análisis de la serie de tiempo del IPC de 1994 a 2008, verificando si los supuestos de normalidad en los incrementos, e independencia de los mismos se cumplen en el mercado financiero mexicano, particularmente en este índice. Posteriormente en base a esos análisis, pondremos en evidencia que los supuestos bajo los cuales se fundamentan las teorías de los mercados eficientes y la linealidad de los mercados, no se cumplen empíricamente, por lo que presentaremos una propuesta combinada de dos procesos estocásticos con características fractales, de auto-similitud, complejidad y dimensión fractal, para explicar el comportamiento de este índice, ahora basado en los supuestos de los mercados fractales. Los procesos serán el movimiento browniano fraccionario y el movimiento L-estable o proceso estable de Pareto-Lévy descritos anteriormente. A su vez realizaremos el cálculo de la dimensión del índice, verificando así su fractalidad, en base a su dimensión fraccionaria, y caracterizaremos al índice en base a su exponente de auto-afinidad H , o también llamando exponente de Hurst, con lo cual demostraremos la fractalidad del IPC.

Posteriormente aplicaremos el método de compactación de imágenes de Barnsley que genera atractores que reproducen gráficas fractales, para compactar la gráfica de la serie de tiempo del IPC de 1994 a 2008, como un primer paso para la modelación de su volatilidad mediante el enfoque multifractal, que será descrito en el capítulo siguiente, en

donde presentaremos la extensión de los algoritmos anteriormente desarrollados, a generadores más complejos que constan de cuatro segmentos rectilíneos.

4.1 La Serie de Tiempo del IPC, de 1994 a 2008

La serie de tiempo que analizaremos será la de los cierres diarios del IPC, en el período de 1994 a 2008 (desde el día 03/01/1994 hasta el día 05/02/2008). Dicha serie cuenta con un total de 3,529 datos que pueden ser consultados en el Apéndice 1.

Es pertinente aclarar que la selección en el horizonte de tiempo de la serie de tiempo del IPC se hizo en base a dos factores esenciales: la entrada en vigor del tratado de libre comercio entre Estados Unidos, Canadá y México (NAFTA, por sus siglas en inglés) en 1994, y que generó una mayor complejidad en los mercados al introducir nuevas variables ante la apertura de los mercados; y el período de transición política que vivió nuestro país en el 2000 con el cambio de gobierno y el “fortalecimiento de la democracia”. Ambos factores añaden complejidad a las variables e incertidumbre a los mercados y brindan los escenarios ideales para una modelación fractal, basada en el caos y la complejidad debido a la no linealidad y el dinamismo de los sistemas. Con lo anterior se manifiesta el caos y el orden en su máxima expresión. Es por eso que este horizonte de tiempo entre 1994 y 2008 nos parece una buena elección, pues nunca antes la globalización, el incremento acelerado en la información y la interacción entre las culturas, habían sido variables tan complejas como en nuestros tiempos.

Al representar la serie del IPC se obtiene un grafo con una apariencia errática e irregular que no admite una aproximación lineal. Cuando la representamos en intervalos de tiempo de duración decreciente este comportamiento se mantiene con independencia de la

escala y los grafos muestran, en cierto sentido, una apariencia similar. Para apreciar visualmente este efecto, se recomienda analizar la gráfica que interactivamente se presenta en Yahoo Finance (ver <http://finance.yahoo.com/echarts?s=%5EMXX>) y cambiar los horizontes temporales para observar la invariancia ante los cambios de escala, al realizar el ejercicio anterior, se puede apreciar la auto-similitud del índice, y además se observan los patrones que posteriormente llamaremos firmas.

El grafo de esta serie se presenta a continuación:

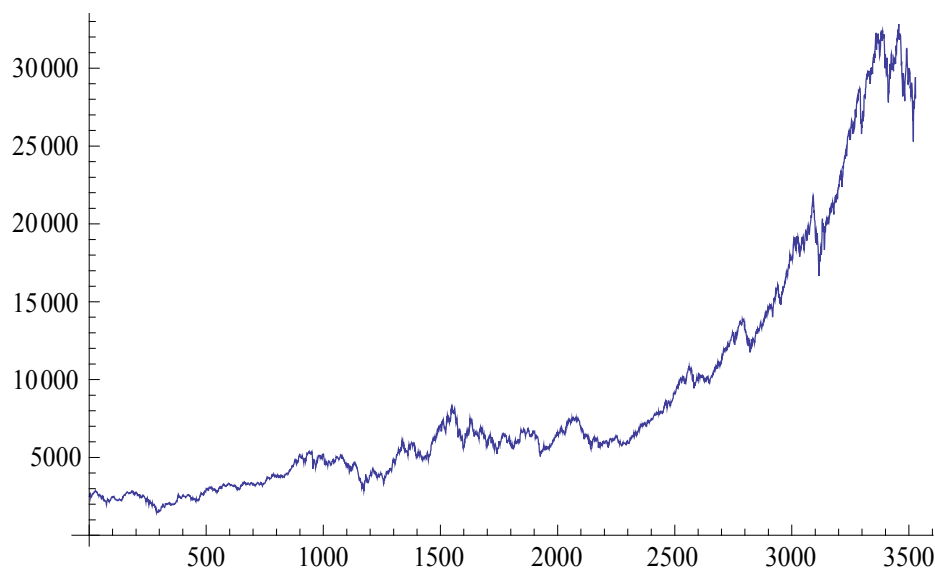


Figura 4.1 Serie de tiempo de los cierres diarios del IPC de 1994 a 2008

Fuente: Elaboración propia

Datos: <http://mx.finance.yahoo.com>

4.2 Normalidad e Independencia de los Incrementos del IPC

Como presenta Jesús Muñoz de la Universidad de Sevilla en su artículo sobre el análisis fractal del Ibex35. El movimiento browniano, caracterizado por la independencia y la normalidad de la distribución de sus incrementos, es uno de los modelos más utilizados para describir el precio de una acción.

Sin embargo, los datos empíricos no se ajustan del todo bien a una distribución normal en la serie del IPC, entendida como la serie de los logaritmos de los cierres diarios del Índice de Precios y Cotizaciones durante el período de 1994 a 2008 (desde el día 03/01/1994 hasta el día 05/02/2008). La razón es que en esta serie los incrementos de los precios presentan cierta dependencia y su distribución empírica difiere de la distribución normal. Dichas aseveraciones serán presentadas en esta sección. Por lo que a continuación analizaremos el comportamiento de los incrementos de la serie del IPC.

Inicialmente calculamos la función de auto-correlación por medio del correlograma, para verificar si la serie de tiempo es o no aleatoria. Posteriormente se realizó el mismo análisis con los incrementos del índice, para analizar si estos presentan cierta dependencia entre sí.

Para el procesamiento de los datos se utilizó el software *Minitab 15*, y los resultados fueron los siguientes:

- Para la serie de tiempo de los cierres diarios del IPC de 1994 a 2008, se tienen las siguientes auto-correlaciones:

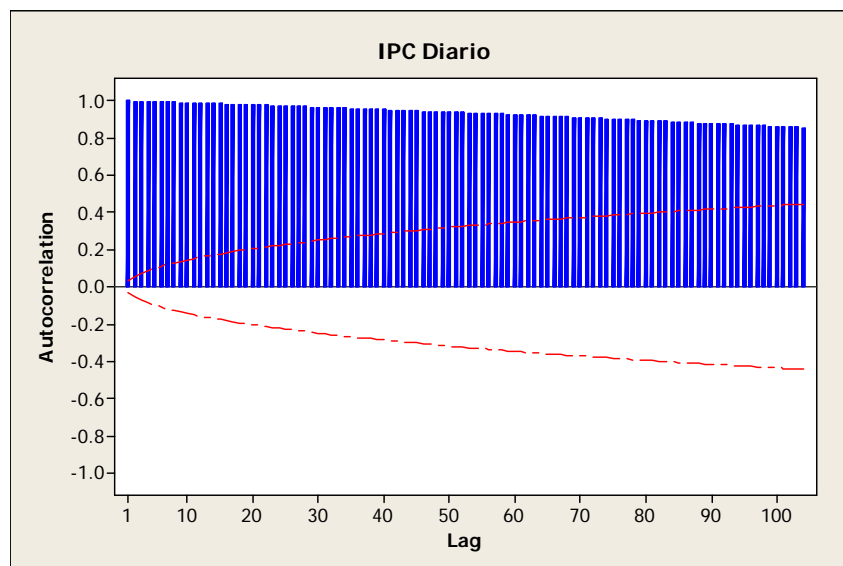


Figura 4.2 Auto-correlaciones diarias del IPC
Fuente: Elaboración propia

En la figura anterior se puede observar que las auto-correlaciones empíricas de la serie, nos muestran evidencia significativa para concluir que la serie no es aleatoria, es decir, presenta correlación entre ella. Y por lo tanto la desviación estándar no es una buena medida para valorar el riesgo (Gujarati, 1965). Más aún, no podemos aplicar las teorías clásicas, que se fundamentan bajo el supuesto de no correlación de los datos.

- En el caso de la serie de los cierres mensuales del IPC de 1994 a 2008, se tienen las siguientes auto-correlaciones:

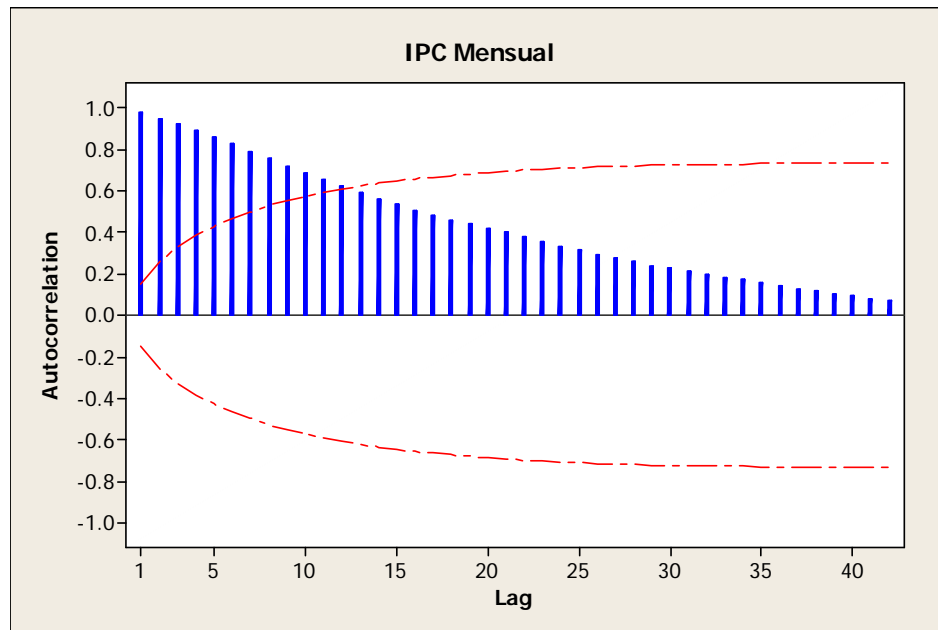


Figura 4.3 Auto-correlaciones mensuales del IPC
Fuente: Elaboración propia

En este caso encontramos la misma evidencia que nos permite concluir que la serie esta auto-correlacionada, es decir, no es aleatoria, pues presenta un cierto grado de estacionalidad, que se puede observar en la desviación que los primeros datos presentan con respecto del intervalo de confianza marcado en rojo. Y que nos indica que la serie esta correlacionada entre sí y, que incluso presenta cierta estacionalidad. Por lo cual los

supuestos para la aplicación de las teorías clásicas, basadas en el paradigma de la linealidad y no correlación, no se cumplen.

Después de analizar a la serie en cuanto tal, y ver que muy probablemente no es aleatoria (lo cual resulta muy convincente y coherente, porque es lógico que el índice no sea aleatorio, es decir, que lo que pasó ayer influya en lo que paso hoy), procederemos a analizar la correlación entre los incrementos, y su supuesta distribución normal.

Retomando la idea del movimiento browniano, que ha sido ampliamente utilizado para explicar y modelar el comportamiento de los instrumentos financieros, y en particular los precios de las acciones, nos damos cuenta de que una de las condiciones para la aplicación de este modelo es la independencia y normalidad de sus incrementos, pero ¿esto se cumple?

Para comprobarlo utilizamos de la misma manera que anteriormente, el software *Minitab 15*, y calculamos las auto-correlaciones de los incrementos diarios de la serie de tiempo del IPC de 1994 a 2008, los resultados fueron los siguientes:

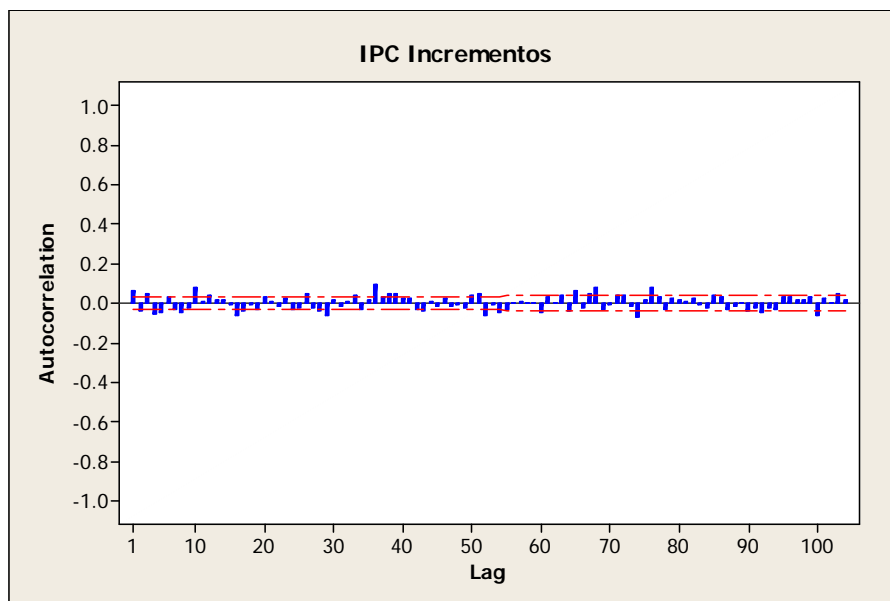


Figura 4.4 Auto-correlaciones de los incrementos del IPC
Fuente: Elaboración propia

Las auto-correlaciones empíricas, aunque pequeñas, son significativamente distintas de cero, y los resultados mostrados en la figura 4.4, nos muestran evidencia significativa para concluir que la serie no es aleatoria, es decir, presenta correlación entre ella. Y por lo tanto los incrementos no son independientes, lo que nos dice que lo que paso el día de ayer realmente influye en los resultados del día de hoy. Contrario a lo que establecen las premisas de los mercados eficientes, pero cierto empíricamente.

Ahora, al haber sido demostrado empíricamente que los incrementos de la serie del IPC de 1994 al 2008, no son independientes, nos enfocaremos en demostrar que tampoco tienen una distribución normal.

Lo anterior fue posible mediante la poderosa herramienta que el software *@Risk* representa, con el cual mediante la aplicación *BestFit* analizamos las posibles distribuciones que mejor ajustaran a la serie de tiempo de los incrementos logarítmicos del IPC. Teniendo como resultado, lo siguiente:

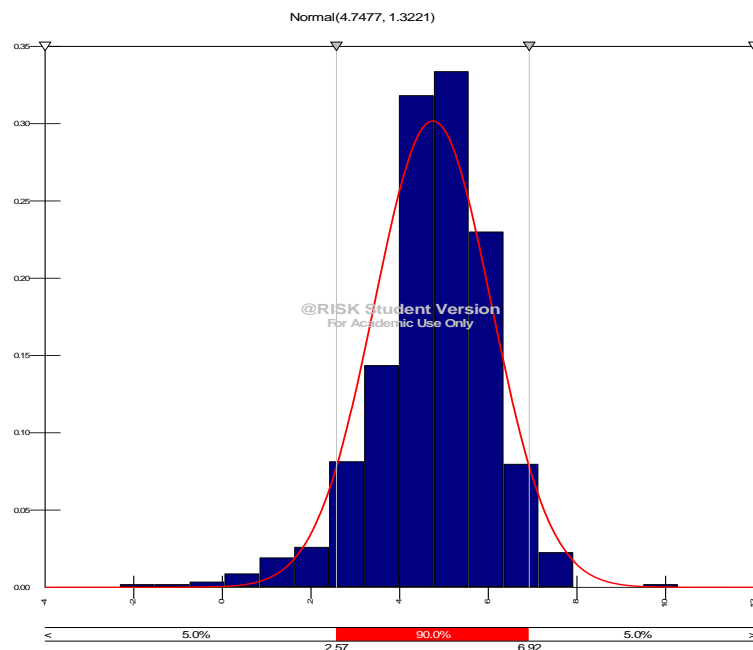


Figura 4.5 Distribución de los incrementos del IPC
Fuente: Elaboración propia

Gráficamente podemos observar que la distribución dista de ser una normal, y de hecho el p -value, que es el estadístico que nos mide el riesgo de rechazar cierta distribución cuando ésta es la verdadera (que es el mínimo α que lleva al rechazo de H_0 : Se tiene una distribución normal), nos da un valor <0.005 , mediante la prueba de Anderson-Darling. Con lo anterior el riesgo que hay en rechazar que la distribución sea normal, y que ésta verdaderamente lo sea, es muy bajo, por lo tanto podemos concluir que existe evidencia significativa para rechazar la normalidad de los datos.

Normalizando los resultados anteriores mediante la aplicación del Teorema del Límite Central, encontramos lo siguiente:

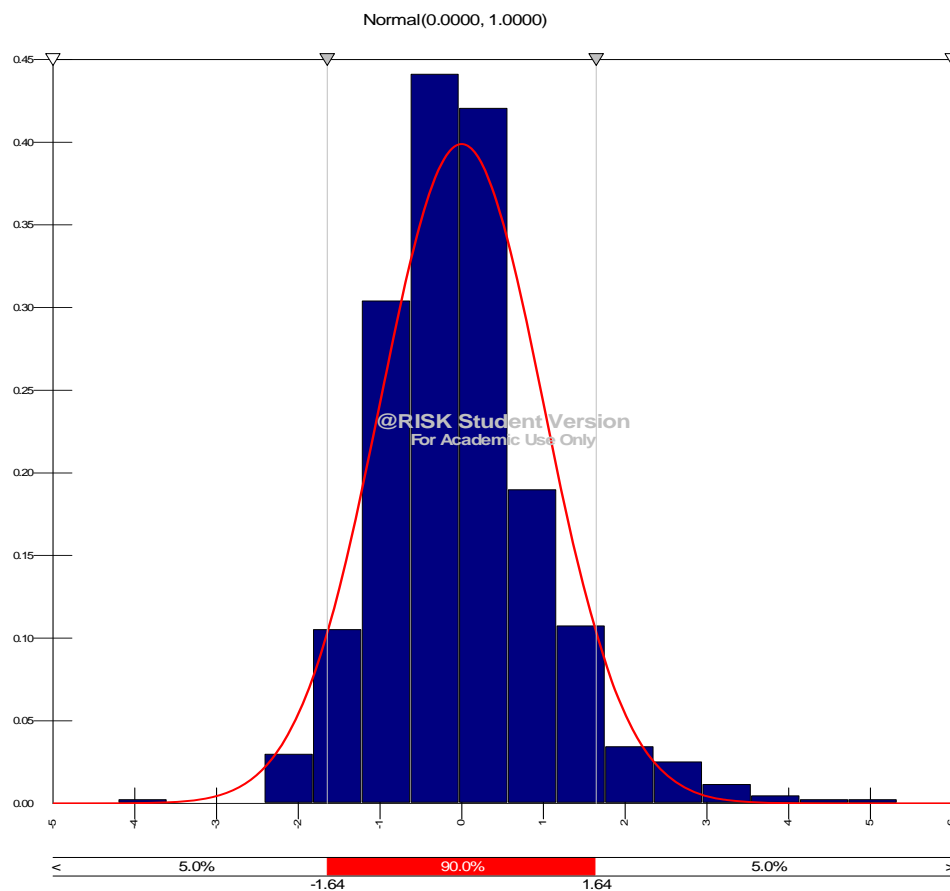


Figura 4.6 Distribución normalizada de los incrementos del IPC
Fuente: Elaboración propia

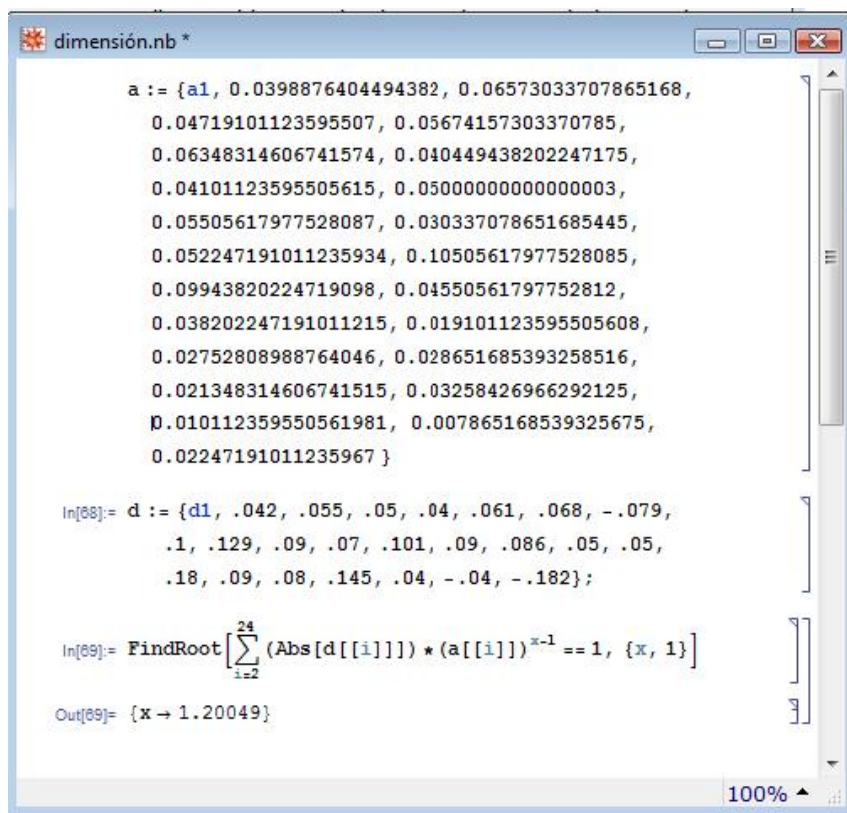
Esto nos indica de igual manera que muy probablemente los datos, es decir, los incrementos de la serie del IPC, no se distribuyen de manera normal. Y nos muestra gráficamente que los datos tienden a estar concentrados en la media, y a presentar además unas colas mayores que las que una distribución normal tendría, lo que se conoce como colas pesadas, lo cual es coherente, pues como la historia nos ha demostrado, ocurren muchas devaluaciones, saltos inesperados y caídas abruptas, como por ejemplo el crack bursátil de 1989, el así llamado Lunes negro. Acontecimientos los cuales no tendrían cabida en los modelos clásicos, pues subestiman el tamaño de las colas, es decir, asignan una baja probabilidad de ocurrencia a estos sucesos, que realmente ocurren. Por lo cual asumir normalidad en la distribución de los incrementos puede traer consecuencias desastrosas. Porque eventos inesperados que se encuentran en los extremos y que bajo esquemas clásicos son subestimados debido a que tienen “poca” probabilidad de ocurrencia, terminan por ocurrir muy a menudo.

Es por ello que la generalización y extensión de las teorías es inminente. En los años sesenta Benoît B. Mandelbrot, al que se considera como el padre de la Geometría Fractal, propuso dos generalizaciones del movimiento browniano para modelar la evolución de los precios de un activo financiero: los movimientos brownianos fraccionarios y los movimientos L-estables. En las secciones siguientes se aplicarán estas ideas a la serie del IPC. Pero antes calcularemos la dimensión de la serie, esto por medio del método alternativo presentado en el capítulo anterior.

4.3 La Dimensión de la serie del IPC

Una de las características principales de los fractales es la dimensión no entera de sus objetos, por lo cual si queremos analizar a la serie del IPC en un enfoque fractal, primero tenemos que determinar su dimensión.

Lo anterior se logró al utilizar la fórmula presentada en el capítulo anterior, la cual utiliza los parámetros a_n y d_n del código de compactación, y que se aplicó en el algoritmo escrito en el lenguaje del programa *Mathematica 6*, que se presenta a continuación:



```
dimensión.nb *

a := {a1, 0.0398876404494382, 0.06573033707865168,
      0.04719101123595507, 0.05674157303370785,
      0.06348314606741574, 0.040449438202247175,
      0.04101123595505615, 0.05000000000000003,
      0.05505617977528087, 0.030337078651685445,
      0.052247191011235934, 0.10505617977528085,
      0.09943820224719098, 0.04550561797752812,
      0.038202247191011215, 0.019101123595505608,
      0.02752808988764046, 0.028651685393258516,
      0.021348314606741515, 0.03258426966292125,
      0.010112359550561981, 0.007865168539325675,
      0.02247191011235967 }

In[68]:= d := {d1, .042, .055, .05, .04, .061, .068, -.079,
              .1, .129, .09, .07, .101, .09, .086, .05, .05,
              .18, .09, .08, .145, .04, -.04, -.182};

In[69]:= FindRoot[Sum[Abs[d[[i]]] * (a[[i]])^{x-1} == 1, {i, 2, 24}], {x, 1}]

Out[69]:= {x -> 1.20049}
```

Figura 4.7 Dimensión del IPC
Fuente: Elaboración propia

Así es como finalmente se logró el cálculo de la dimensión para la serie de tiempo del IPC:

$$D_{IPC} = 1.20049$$

Por lo tanto se demuestra la dimensión no entera de la gráfica, y se encontró que es mayor que 1, que es su dimensión topológica, por lo tanto la gráfica del IPC es fractal. Ahora analizaremos los procesos estocásticos anteriormente descritos para explicar el comportamiento del índice, en base a los supuestos de fractalidad.

4.4 El Movimiento Browniano Fraccionario y los Movimientos L-estables en el IPC

Después de demostrar empíricamente que la distribución de los incrementos de la serie del IPC no es normal y que además los incrementos no son independientes, tenemos que al observar la auto-afinidad de la serie del IPC, es decir, su auto-similitud e invariancia frente a los cambios de escala, un proceso que explique su comportamiento tiene que ser auto-afín, por lo que proponemos utilizar en base a lo descrito en el capítulo anterior, procesos estocásticos auto-afines, es por ello que una combinación del movimiento browniano fraccionario y los movimientos L-estables será nuestra propuesta para explicar la evolución del índice.

Como en un proceso auto-afín las covarianzas entre los distintos instantes del proceso sólo tienen sentido cuando la varianza es finita y éstas únicamente dependen del exponente de auto-afinidad del proceso, proponemos modelar la dependencia observada en la serie del IPC, mediante un movimiento browniano fraccionario, cuyo grafo tiene dimensión de recuento por cajas $D=2-H$, donde H es el exponente de auto-afinidad del proceso. La dimensión obtenida empíricamente, $D=1.20049$, corresponde a un exponente de auto-afinidad $H=2-D = 0.79951$, que a su vez corresponde a un movimiento browniano fraccionario persistente con el mismo índice, en el cual la dependencia no llega a desaparecer, y que nos indica que los incrementos en los intervalos de tiempo dados,

tienden a ser del mismo signo, es decir que si ha crecido en un intervalo tiende a aumentar en el siguiente, o a disminuir si ha decrecido en el otro.

Al analizar la distribución empírica de los incrementos de la serie del IPC, observamos que no es ciertamente una distribución normal, por lo que la serie no se puede modelar mediante un movimiento browniano, clásico o fraccionario, ya que la distribución de sus incrementos es una normal y la varianza es proporcional al incremento temporal o a una potencia suya. Siendo así, y en base a los resultados anteriores, proponemos combinar el movimiento browniano fraccionario con un movimiento L-estable, con el fin de explicar mejor el comportamiento del índice. Estos movimientos tienen grafos con dimensión de recuento por cajas $D=2-1/\alpha$, donde α es el exponente característico del proceso, por lo que la dimensión obtenida empíricamente corresponde a un exponente característico $\alpha = \frac{1}{2-D} = 1.25076$ que es menor que 2 y a su vez corresponde a una distribución estable no normal con esperanza finita y varianza infinita; lo que explicaría el tamaño de las colas y la inestabilidad de la varianza.

Como podemos observar esta es nuestra versión matemática de que no podemos tener todo en la vida, por una parte el movimiento browniano fraccionario nos ayuda a explicar la dependencia observada en el IPC, pero no nos permite explicar la no normalidad de los incrementos, por lo que utilizamos también un movimiento L-estable que sí nos permite explicar la distribución de los incrementos, pues esta se asemeja a una distribución estable que incluso generaliza a la normal, por lo que es una muy buena explicación por ese lado, pero no nos permite explicar la dependencia observada por los incrementos, por lo que un proceso estocástico único que explique estos procesos, aún está pendiente, y es por ello que el enfoque fractal en la modelación es un camino que debe ser explorado.

4.5 El Método de Interpolación Fractal aplicado al IPC

En esta sección expondremos la técnica de interpolación fractal de Michael Barnsley y Alan Sloan descrita en el Capítulo 3 mediante la simulación de gráficas de series de tiempo para el IPC. Lo anterior como un primer paso en el camino de la modelación de la volatilidad de la serie y la extensión de los algoritmos existentes a generadores más complejos. Utilizaremos un algoritmo escrito en el lenguaje de programación *Mathematica*, para la implementación del algoritmo.

Como lo demuestran Romero et al en trabajos previos, es posible modelar gráficas económicas reales por medio de la compactación de imágenes fractales, desarrollada por Michael Barnsley y Alan Sloan y descrita en su libro *Fractals Everywhere* (2003). Esta técnica se basa en la capacidad de encontrar, a partir de una imagen real, los fractales que la puedan imitar. La técnica consiste en “romper” la imagen en partes y buscar las transformaciones afines que envíen toda la gráfica en cada una de las partes, para después aplicar iterativamente esas transformaciones (elegidas una a la vez, aleatoriamente) partiendo de un punto de la gráfica real (Treviño, 2006).

Inicialmente se deben localizar las partes de la figura que se parecen al total y que constituirán las transformaciones afines, para después elegir los puntos que van a determinar la firma a reproducir dentro de la gráfica, la idea fue presentada por Mandelbrot en una publicación titulada: “*A Multifractal Walk Down Wall Street*” publicada en la revista *Scientific American* en 1999. Donde propuso la siguiente firma, que es la que se irá reproduciendo en la figura total, de manera fractal:

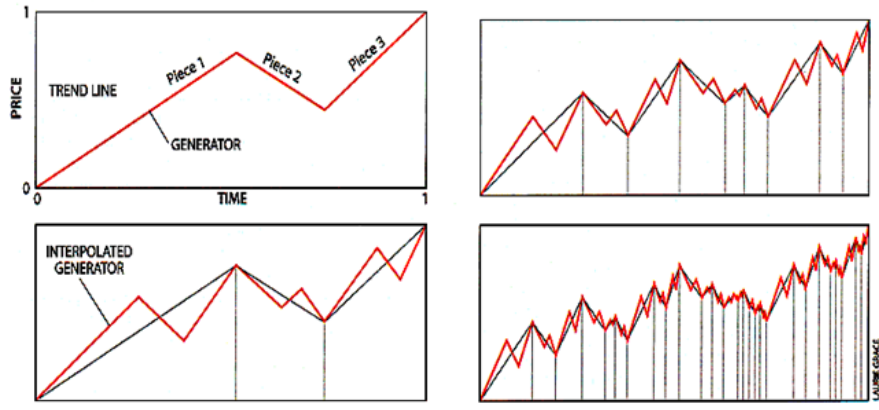


Figura 4.8 Generadores fractales
Fuente: *Scientific American*, Febrero, 1999.

Existen trabajos anteriores que aplicaron el método de Barnsley para modelar gráficas económicas (Romero, 1992).

Las ideas anteriores fueron confirmadas en el trabajo teórico de Treviño mediante la aplicación del método de interpolación fractal descrito anteriormente, y que permitieron simular gráficas económicas. Posteriormente estas técnicas fueron puestas en práctica para modelar la volatilidad de gráficas reales del IPC y de Telmex por Villazcan y Torres.

La propuesta de este trabajo es la extensión de los algoritmos anteriores a generadores más complejos, es decir una firma con cuatro segmentos rectilíneos, para añadir más variabilidad a las gráficas y lograr una mejor modelación de la volatilidad, mediante una firma más compleja que a diferencia de la de la figura 4.8, tendrá la forma de una M.

Por lo tanto como primer paso, utilizamos los puntos señalados en la figura 4.8, para determinar la firma que generará al atractor unifractal del IPC, en esta ocasión con cuatro segmentos rectilíneos:

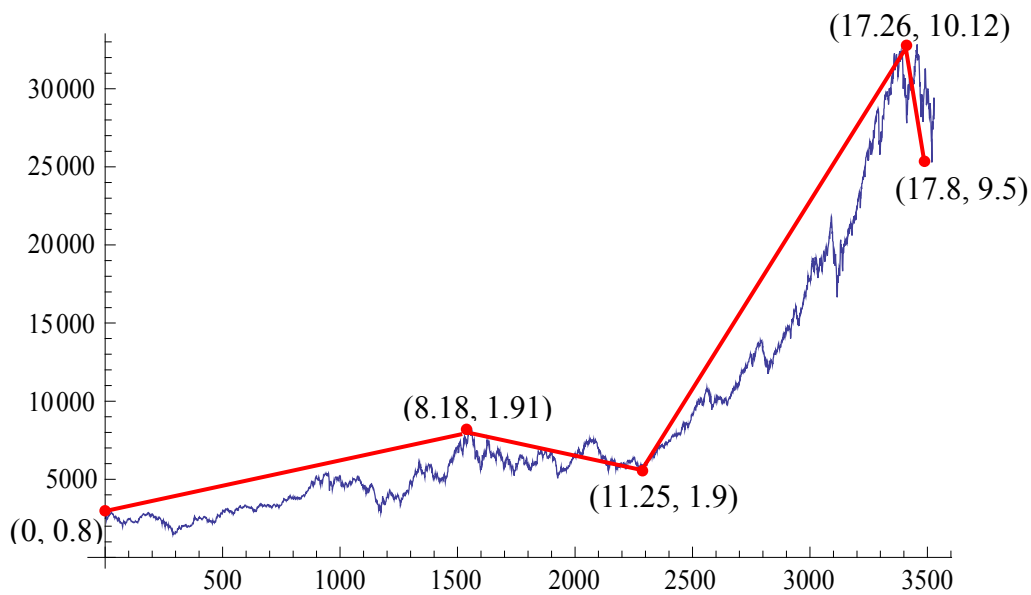


Figura 4.8 Firma Generadora
Fuente: Elaboración propia

En base a la firma anterior se buscó el número mínimo de transformaciones afines que mandaran el total de la figura a sus partes, y que mantuvieran la firma. Es así como obtuvimos un total de 24 puntos generadores, correspondientes a distintos puntos de la grafica original. Las parejas de puntos (x, y) , fueron las siguientes:

$$\begin{aligned}
 x &:= \{0, 0.71, 1.88, 2.72, 3.73, & y &:= \{.91, .82, .79, 1.0, 1.12, \\
 &4.86, 5.58, 6.31, 7.2, 8.18, & &1.49, 1.42, 1.12, 1.62, 1.91, \\
 &8.72, 9.65, 11.52, 13.29, & &1.79, 1.70, 1.9, 3.28, 3.80, \\
 &14.10, 14.78, 15.12, 15.61, & &4.95, 5.80, 5.45, 7.31, 8.41, \\
 &16.12, 16.50, 17.08, 17.26, 17.40, 17.8\}; & &8.93, 10.12, 9.10, 9.5\};
 \end{aligned}$$

Con ello necesitamos $n-1$ transformaciones, lo que nos da un total de 23, para cada una de las cuales necesitamos el factor de escala vertical d_n , que se calcula como una proporción de la altura de cada una de las cajas de las transformaciones y la caja total de la figura, teniendo como resultados en nuestro caso, los siguientes factores:

$$d := \{d_1, 0.042, 0.055, 0.05, 0.04, \\ 0.061, 0.068, -0.079, 0.1, 0.129, \\ 0.09, 0.07, 0.101, 0.09, 0.086, \\ 0.05, 0.05, 0.18, 0.09, 0.08, \\ 0.145, 0.04, -0.04, -0.182\};$$

Introduciendo los datos anteriores al algoritmo presentado en el capítulo anterior, se construyen las 23 transformaciones afines (ver página siguiente):


```

TransformacionesF.nb *
Clear[F, Arr, Nes, Par]

F1[x_] := ( 0.0398876404494382  0 ) -x + ( 0 ) ;
          (-0.0253247191011236  .042)
F2[x_] := ( 0.06573033707865168  0 ) -x + ( 0.71 ) ;
          (-0.028227528089887634  0.055)
F3[x_] := ( 0.04719101123595507  0 ) -x + ( 1.88 ) ;
          (-0.012331460674157307  0.050)
F4[x_] := ( 0.05674157303370785  0 ) -x + ( 2.72 ) ;
          (-0.012561797752808985  0.040)
F5[x_] := ( 0.06348314606741574  0 ) -x + ( 3.73 ) ;
          (-0.00865112359550562  0.061)
F6[x_] := ( 0.040449438202247175  0 ) -x + ( 4.86 ) ;
          (-0.03674831460674158  0.068)
F7[x_] := ( 0.04101123595505615  0 ) -x + ( 5.58 ) ;
          ( 0.021270224719101134 -0.079)
F8[x_] := ( 0.05000000000000003  0 ) -x + ( 6.31 ) ;
          (-0.0201685393258427  .1)
F9[x_] := ( 0.05505617977528087  0 ) -x + ( 7.2 ) ;
          (-0.04596123595505619  .129)
F10[x_] := ( 0.030337078651685445  0 ) -x + ( 8.18 ) ;
          (-0.05017415730337078  0.090)
F11[x_] := ( 0.052247191011235934  0 ) -x + ( 8.72 ) ;
          (-0.0388370786516854  0.070)
F12[x_] := ( 0.10505617977528085  0 ) -x + ( 9.65 ) ;
          (-0.03750505617977529  .101)
F13[x_] := ( 0.09943820224719098  0 ) -x + ( 11.52 ) ;
          ( 0.03409550561797752  0.090)
F14[x_] := ( 0.04550561797752812  0 ) -x + ( 13.29 ) ;
          (-0.012288764044943817  .086)
F15[x_] := ( 0.038202247191011215  0 ) -x + ( 14.1 ) ;
          ( 0.04047752808988766  .05)
F16[x_] := ( 0.019101123595505608  0 ) -x + ( 14.78 ) ;
          ( 0.023623595505617954  0.05)
F17[x_] := ( 0.02752808988764046  0 ) -x + ( 15.12 ) ;
          (-0.10652808988764043  0.18)
F18[x_] := ( 0.028651685393258516  0 ) -x + ( 15.61 ) ;
          ( 0.06106179775280895  .09)
F19[x_] := ( 0.021348314606741515  0 ) -x + ( 16.12 ) ;
          ( 0.02319101123595508  .08)
F20[x_] := ( 0.03258426966292125  0 ) -x + ( 16.5 ) ;
          (-0.040761235955056194  .145)
F21[x_] := ( 0.010112359550561981  0 ) -x + ( 17.08 ) ;
          ( 0.047550561797752786  .04)
F22[x_] := ( 0.007865168539325675  0 ) -x + ( 17.26 ) ;
          (-0.03799999999999998  -.04)
F23[x_] := ( 0.02247191011235967  0 ) -x + ( 17.4 ) ;
          ( 0.11030224719101125  -.182)

```

Figura 4.9 Transformaciones Afines
Fuente: Elaboración propia

Posteriormente el algoritmo escrito en el lenguaje del programa *Mathematica* que realiza el sistema iterativo de funciones IFS y genera al atractor unifractal es el siguiente:

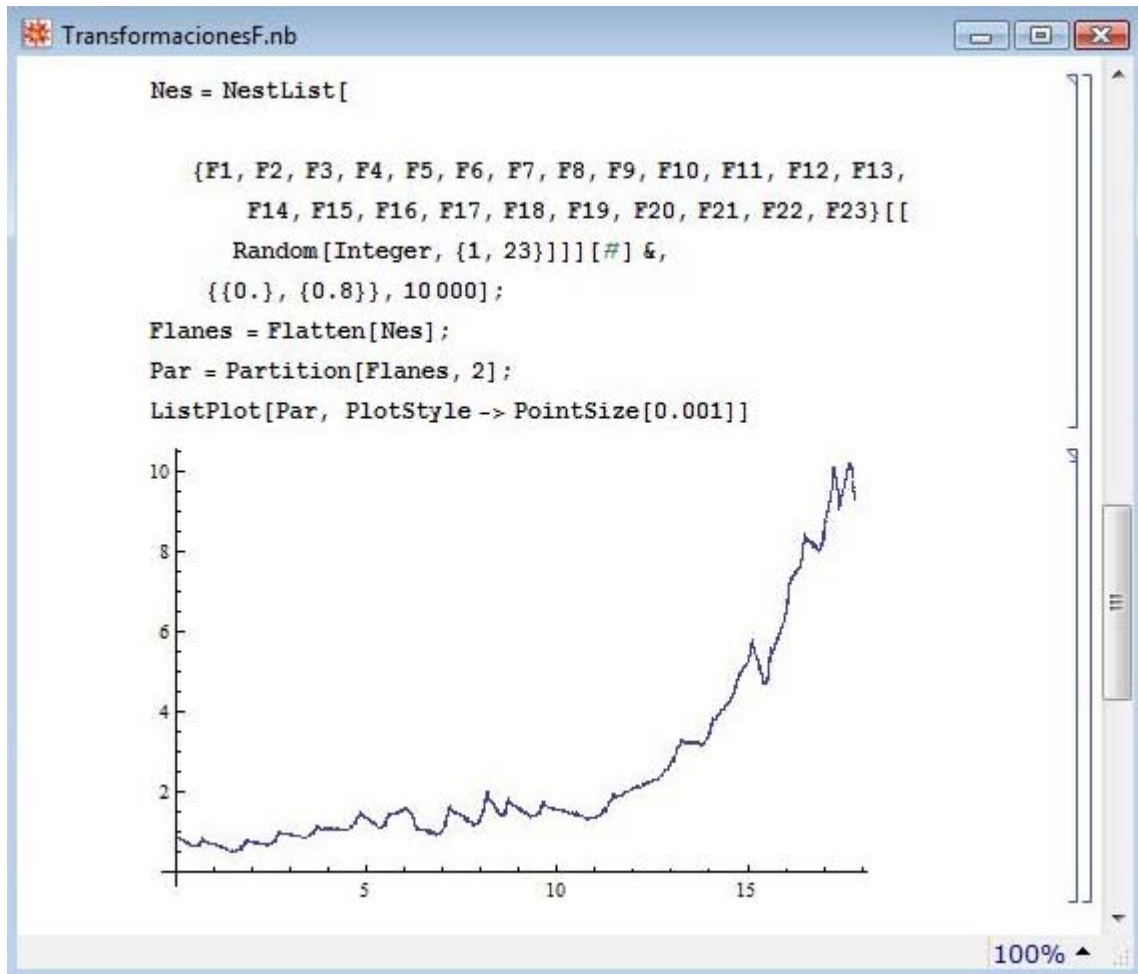


Figura 4.10 *Atractor Unifractal*
Fuente: *Elaboración propia*

El programa elige al azar una de las 23 transformaciones afines, la aplica a un punto de la gráfica, en este caso (0,0.8), e itera este proceso 10,000 veces, generando así el atractor que modela la gráfica de la serie mensual del IPC.

Es conveniente aclarar que la grafica a modelar es la de los cierres mensuales del IPC de 1994 a 2008. Los resultados fueron los siguientes:

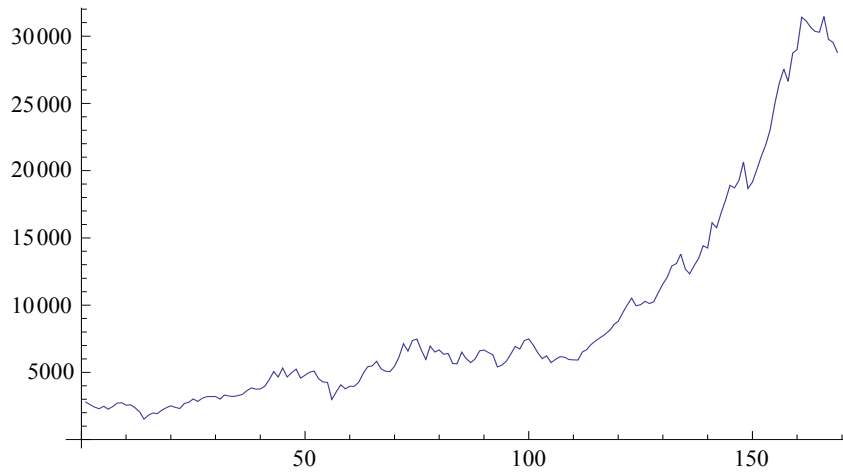


Figura 4.11 Serie de tiempo de los cierres mensuales del IPC de 1994 a 2008

Fuente: Elaboración propia

Datos: <http://mx.finance.yahoo.com>

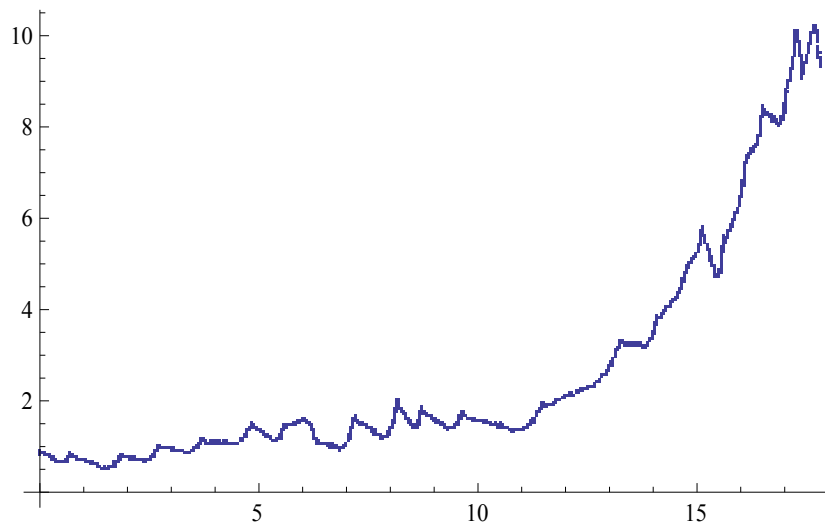


Figura 4.12 Atractor Unifractal generado IPC

Fuente: Elaboración propia

Como se puede ver a simple vista, la gráfica generada es prácticamente idéntica a la gráfica original. Se ve claramente cómo la tendencia de la curva del IPC, es decir la firma utilizada, se reproduce en cada generador y a su vez en cada sub-segmento de éste, tal y

como propuso Mandelbrot en su artículo “*A Multifractal Walk Down Wall Street*”. Presentando así la característica fractal de auto-similitud.

La curva unifractal generada, presenta una actividad que sigue siendo moderada en cuanto a la volatilidad, por lo que la propuesta de Mandelbrot fue agregar más transformaciones afines con el fin de darle al atractor un “barajeo” que le permita desarrollar mayor aleatoriedad y variabilidad.

En el siguiente capítulo se expondrá la propuesta de esta tesis y su objetivo principal: la modelación de la volatilidad del IPC por medio de los multifractales, a través de generadores más complejos que extienden los algoritmos ya existentes, a cuatro segmentos rectilíneos, es decir una firma más compleja.