

# ANÁLISIS DE LA DINÁMICA DE SERIES TEMPORALES DE VARIABLES METEOROLÓGICAS EN LA ESTACIÓN CLIMATOLÓGICA CHONE, ECUADOR

## ANALYSIS OF THE DYNAMICS OF TIME SERIES FROM METEOROLOGICAL VARIABLES IN THE CLIMATOLOGICAL STATION CHONE, ECUADOR

María Fernanda Ayala<sup>1</sup>, Alfonso Tierra<sup>2</sup>, David Carrera-Villacrés<sup>2,3</sup>

1 Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE. Av. General Rumiñahui s/n y Paseo Escénico Santa Clara, Sangolquí – Ecuador.

2 Centro Geoespacial. Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE. Av. General Rumiñahui s/n y Paseo Escénico Santa Clara, Sangolquí – Ecuador.

3 Universidad Central del Ecuador. Facultad de Ingeniería Geología Minas Petróleos y Ambiental FIGEMPA. Carrera de Ingeniería Ambiental.  
E-mail: mfayala@espe.edu.ec

### RESUMEN

Estudiar el clima ha sido de gran interés a lo largo de la historia, desde el siglo XVII con la creación de los primeros instrumentos de medición de variables meteorológicas, siendo el principal motivo realizar predicciones acertadas. Se suelen utilizar métodos matemáticos, estadísticos y programas informáticos los cuales la mayoría son de naturaleza lineal. Esto provoca que en muchos casos la información relevante y los componentes no lineales permanezcan escondidos. En el trabajo se analizó el comportamiento dinámico, mediante técnicas de análisis no lineal, de las siguientes variables meteorológicas: precipitación, evaporación, temperatura y velocidad del viento, de la estación climatológica principal de Chone (M0162), cuyos registros fueron proporcionados por el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI). Se utilizó el software Matlab para aplicar tres técnicas de medida del caos sobre las cuatro variables en estudio con el fin de buscar algún indicio de caos en las series. La primera técnica que se utilizó fue la distribución de probabilidades, seguida de la reconstrucción de diagramas de espacio de fases y finalmente se elaboraron mapas recurrentes. Se obtuvieron como resultados cuatro histogramas, cuatro diagramas de espacio de fases y cuatro mapas recurrentes correspondientes a las variables estudiadas. Los resultados fueron clasificados de acuerdo a su dinámica. Finalmente, mediante un test de sustitutos y el análisis de recurrencia cuantitativa, se pudo distinguir un leve grado de determinismo en las series, concluyendo así que las variables no son estocásticas.

**Palabras clave:** Caos, espacio de fases, mapas recurrentes, variables meteorológicas, test de los sustitutos.

### ABSTRACT

Climate studies have been a subject of great interest through history, since the XVII century with the creation of the first measurement instruments for meteorological variables, being the main reason the performance of accurate weather forecasts. Mathematical, statistical and computational methods are commonly used for this purpose but most of them are linear in nature. This causes relevant information and nonlinear components to remain hidden. In this study, the dynamic behavior of the meteorological variables rainfall, evaporation, temperature, and wind speed, at the climatological

station of Chone (M0162) were analyzed. Weather observations were provided by the Ecuadorian Institute for Meteorology and Hydrology (INAMHI). The Matlab software allowed us to perform three chaos measurement techniques on the four variables studied in order to seek some hints of chaos in the time series. The first technique used was the probability distribution, followed by the reconstruction of the phase space diagrams, and finally the recurrence plot of each variable was constructed. As a result, four histograms, four phase space diagrams and four recurrence plots of the variables were obtained. The results were classified according to their dynamics. Finally, using the recurrence quantification analysis and a surrogate test it was possible to distinguish a slight degree of determinism in the time series, concluding that the variables were not stochastic.

**Keywords:** Chaos, phase space, recurrence plots, meteorological variables, surrogate test.

## INTRODUCCIÓN

A lo largo de la historia ha sido de gran interés estudiar a los fenómenos y las variables atmosféricas, tales como la precipitación, presión y temperatura del aire, velocidad y dirección del viento, nubosidad, con la finalidad de realizar pronósticos del clima acertados (Espinosa, 2004; Inzunza, 2000). Las primeras mediciones de estas variables empezaron en el siglo XVII con la creación de los instrumentos para medir variables meteorológicas como el termómetro de Galileo, el barómetro de Torricelli y el anemómetro de Hooke (Palomares, 2015). Las variables meteorológicas suelen ser modeladas mediante técnicas computacionales, numéricas y estadísticas de las cuales la mayoría son de naturaleza lineal, lo que provoca que en muchos casos la información relevante y los componentes no lineales de las series, permanezcan escondidos (Millán et al., 2010). En los estudios meteorológicos es primordial realizar predicciones del clima para distintas escalas de tiempo, por lo que resulta de mucha utilidad estudiar la evolución de las variables meteorológicas, buscando así revelar algún patrón de comportamiento que se repita a lo largo de la línea del tiempo. El análisis del caos logra simplificar fenómenos muy complicados, sirve para demostrar cuantitativamente un orden en el comportamiento irregular de una variable que presenta una sucesión de números que parecen ser escogidos al azar. Con los estudios de la dinámica no-lineal se ha podido tener interpretación diferente del fenómeno que es bastante prometedora dando una nueva perspectiva acerca de su situación actual (Espinosa, 2004). Actualmente en el Ecuador, son escasos los estudios que contemplan el carácter caótico de la atmósfera y el comportamiento de las variables meteorológicas específicas para el país.

El agua es un recurso esencial para el desarrollo agrícola sustentable; su explotación, uso y conservación son elementos esenciales en cualquier estrategia de desarrollo. El estado ecuatoriano construyó el Proyecto Multipropósito de Chone (PPMCH) dentro del cual está inmersa la presa del Río Grande y un sistema de riego para abastecer aproximadamente a 2000 ha. del territorio, con el fin de evitar el exceso y escasez del recurso hídrico en la zona de Manabí (Carrera et al., 2015). Los conocimientos que se obtendrán en este estudio ayudarán a comprender de mejor manera el comportamiento de las variables meteorológicas de la zona de Chone. Se aportará de esta manera a la investigación realizada sobre la dinámica de los fenómenos atmosféricos desde el punto de vista de la teoría del caos que se está realizando en el Ecuador. Esto abrirá nuevas puertas para que, posteriormente se utilicen técnicas más acertadas para el modelado de la serie temporal. El objetivo planteado en esta investigación fue caracterizar cuantitativamente las series temporales de variables meteorológicas de la estación climatológica principal de Chone para determinar su comportamiento dinámico utilizando técnicas de análisis de dinámica no lineal.

## TÉCNICAS DE MEDIDAS DEL CAOS

La teoría del caos se define como “el estudio del comportamiento aperiódico en sistemas dinámicos no lineales” (Moore, 2006). Es un modelo teórico que intenta explicar el proceder de sistemas dinámicos que en un principio parecen desarrollarse aleatoriamente, proponiendo una nueva manera de estudiar y comprender la realidad (Coppo, 2010). Un beneficio de estudiar el caos, es la posibilidad de llegar a realizar predicciones a corto tiempo más acertadas, además de indicar la factibilidad de realizar predicciones a largo tiempo. El estudio del caos puede ayudar a mejorar el modelado de un sistema (Williams, 1997).

Según Espinosa (2004) la determinación del comportamiento dinámico, puede ser realizada mediante histogramas, espacio de fases, mapas recurrentes, y son mostradas visualmente en la Figura 1.

### Histogramas

La distribución de probabilidades de un punto fijo será un pico localizado en el valor del punto a lo largo de las abscisas y se extenderá verticalmente hasta la probabilidad de 1 o el máximo valor de frecuencias (Williams, 1997). Los histogramas de información periódica y cuasiperiódica tendrán bordes y puntas filosas (Espinosa, 2004; Aștefănoaei et al., 2013; Lan, 2005). Los datos caóticos tendrán histogramas con una serie de picos afilados, más o menos uniformemente espaciados (Rivera, 2004). Usualmente una distribución Maxwelliana es el resultado de datos aleatorios, pero también puede ser el caso para datos caóticos pertenecientes a sistemas muy complejos. Algunos sistemas caóticos son caracterizados por tener una distribución con una forma que sugiere una simetría repetitiva (fractal) (Aștefănoaei et al., 2013).

### Espacio de fases

El espacio de fases contiene a todos los posibles estados del sistema. Cada punto en el espacio de fases corresponde a un estado único y la evolución en el tiempo del sistema crea una trayectoria (Ivancevic y Ivancevic, 2007; Kliková y Raidl, 2011). Usualmente la observación de un proceso real no puede abarcar todas las posibles variables de estado del sistema, debido a que no todas son conocidas o no todas pueden ser medidas. Cada componente individual contiene información esencial sobre la dinámica de todo el sistema. Por lo tanto, se puede reconstruir una trayectoria de espacio de fases equivalente a la original que preserve la estructura topológica de la trayectoria de espacio de fases original utilizando únicamente una serie temporal (Marwan y Kurths, 2004). Uno de los métodos que se utilizan frecuentemente para la reconstrucción del espacio de fases es el método de retrasos en el tiempo (Time Delay) (Kliková y Raidl, 2011). Dicho método utiliza varias derivadas de los datos las cuales son graficadas contra los valores de los datos obteniendo una gráfica que revela la topología y evolución de la solución. Se utiliza la serie original y retrasos en tiempo de ésta (Espinosa, 2004). El vector de retraso en un instante  $t$  se puede determinar mediante la ecuación (1) (Carrión et al., 2014; Rong-Yi y Xiao-Jing, 2011).

$$\vec{x}_t = (x]_t, x_{t+\tau}, x_{t+2\tau}, \dots, x_{t+(m-1)\tau}) \quad \text{ec. (1)}$$

Donde:

$t = 1, 2, 3, \dots, N$ .

$N =$  Número de vectores. Es igual a  $N = L - (m-1)\tau$ , lo que quiere decir que existirán  $N$  puntos (estados) en el espacio de fases reconstruido.  $L$  es el número de observaciones o tamaño de la muestra.

$\tau =$  Tiempo de retraso (Time lag)

$m =$  Dimensión inmersa (Embedding dimension)

La tarea principal al utilizar este método es determinar apropiadamente los valores de  $\tau$  y  $m$  (Kliková y Raidl, 2011).

El espacio de fases de una constante será un punto en el espacio de fases (Espinosa, 2004; Rickles et al., 2007), una serie periódica mostrará una curva errada (Özer y Erhan, 2005). Cuando el sistema es cuasiperiódico genera un atractor similar al periódico, pero las trayectorias no siempre pasarán por los mismos puntos, mostrando un comportamiento no uniforme (Mouronte, 2004). Las series caóticas mostrarán curvas distintas con alejamientos y acercamientos de trayectorias, además muestran figuras discernibles (Espinosa, 2004; Özer y Erhan, 2005). Las series aleatorias presentaran espacios de fases con colecciones borrosas de trayectorias y patrones no discernibles.

### Mapas Recurrentes

Un mapa recurrente es una matriz de puntos  $(i, j)$  donde se dice que cada punto es recurrente y marcado si la distancia entre los vectores retardados  $\vec{x}_i$  y  $\vec{x}_j$  es menor a un umbral dado ( $\epsilon$ ); la distancia puede ser calculada mediante una norma  $\|\cdot\|$  entre todas las combinaciones de vectores de retraso. Cada coordenada  $i$  representa un punto en el tiempo por lo cual estos mapas proveen información sobre la correlación existente entre los puntos del espacio de fases. En efecto

cada coordenada horizontal  $i$ , en un mapa recurrente representa el estado del sistema en  $i$ , y cada coordenada vertical  $j$  se refiere al estado del sistema en  $j$ . Así que si el punto  $(i, j)$  está marcado como recurrente, el estado  $j$  pertenece al vecindario centrado en  $i$  de tamaño  $\varepsilon$ . Esto significa que el estado del sistema en el instante  $i$  tiene cierta "similitud" con el estado del sistema en  $j$ , en otras palabras, se puede decir que el sistema se mantiene en "órbitas" cercanas. La matriz de puntos del mapa recurrente ( $RP_{i,j}$ ) se determina mediante la ecuación (2) (Fabretti y Ausloos, 2005; Marwan et al., 2007).

$$RP_{i,j}(\varepsilon) = \Theta(\varepsilon - \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|), \quad i, j = 1, \dots, N \quad \text{ec. (2)}$$

Donde,

$\Theta(\cdot)$  es una función escalón unitario que toma los valores de 1 o de 0 de acuerdo a la siguiente ecuación (3):

$$RP_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{si } \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\| > \varepsilon \\ 1, & \text{si } \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\| < \varepsilon \end{cases} \quad \text{ec. (3)}$$

Existen herramientas que cuantifican las pequeñas estructuras halladas en los mapas recurrentes (diagonales, densidad de puntos, líneas verticales y horizontales, etc.). Algunas de las herramientas que se utilizan comúnmente son: Tasa de recurrencia (Recurrence rate,  $RR$ ), determinismo (Determinism,  $DET$ ), entropía (Entropy,  $ENTR$ ) (Marwan et al., 2007; Webber y Zbilut, 2005). A continuación, se describe a dos herramientas del análisis cuantitativo de recurrencia que se utilizaron en esta investigación:

Tasa de recurrencia ( $RR$ ): Es una medida de la densidad de puntos recurrentes en el mapa recurrente, se calcula mediante la ecuación (4) (Marwan et al., 2007).

$$RR(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N RP_{i,j}(\varepsilon) \quad \text{ec. (4)}$$

Determinismo ( $DET$ ): Mide la cantidad de puntos recurrentes que forman estructuras diagonales en el mapa recurrente, se calcula mediante la ecuación (5) (Marwan et al., 2007; Webber y Zbilut, 2005).

$$DET = \frac{\sum_{l=lmin}^N P(l)}{\sum_{i,j}^N RP_{i,j}} \quad \text{ec. (5)}$$

Donde,

$lmin$  = la longitud mínima de las diagonales.

$P(l) = \{l = 1, \dots, N_l\}$  es el histograma de longitudes ( $l$ ) de las líneas diagonales.

$N_l$  = la cantidad total de líneas diagonales.

En la Tabla 1, se muestra un resumen sobre la tipología y texturas, que se pueden encontrar en los mapas recurrentes, con una breve interpretación.

### Prueba de normalidad

La prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov o  $K-S$  test es definida por la ecuación (6):

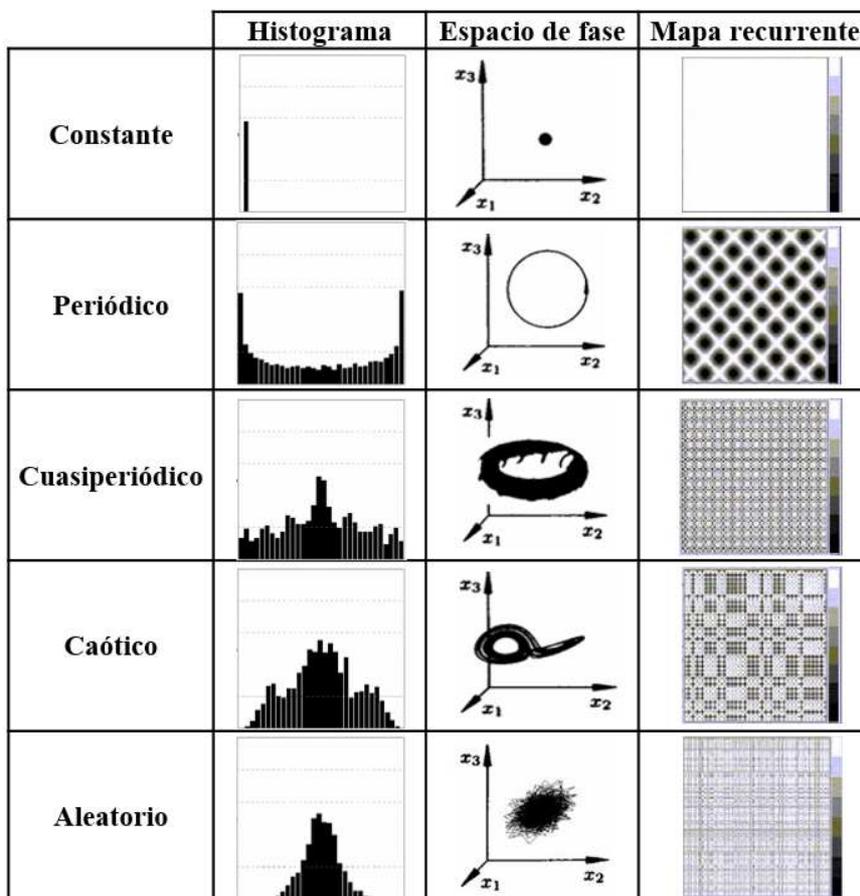
$$d = \text{Máx}|f_{\text{co}} - E_{\text{co}}| \quad \text{ec. (6)}$$

Donde,  $f_{\text{co}}$  es la función de distribución acumulada ( $cdf$ ) normal y  $E_{\text{co}}$  es la  $cdf$  empírica. Si la  $d$  máxima observada es mayor a un valor crítico ( $CV$ ), se prueba que  $E_{\text{co}}$  discrepa de la distribución teórica  $f_{\text{co}}$  con un nivel de significancia ( $\alpha$ ). Se establece una hipótesis nula  $H_0$ : Los datos tienen una distribución normal ( $d < CV_{(\alpha, L)}$ ), y  $H_A$ : Los datos no tienen una distribución normal ( $d \geq CV_{(\alpha, L)}$ ).

Patrón	Interpretación
Homogeneidad	El proceso es estacionario
Desvanecimiento en las esquinas superior izquierda e inferior derecha	Los datos no son estacionarios, tienen una tendencia
Interrupciones (Franjas de color blanco)	Los datos no son estacionarios, existen transiciones fuera de lo normal
Patrones periódicos/ cuasiperiódicos	Hay ciclicidades en el proceso
Puntos aislados	Fuerte fluctuación en el proceso, si solo se tiene puntos aislados el proceso puede ser aleatorio
Líneas diagonales (Paralelas a la diagonal principal)	La evolución de los estados es similar en diferentes épocas, el proceso puede ser determinista, si estas diagonales ocurren alado de puntos aislados el proceso puede ser caótico
Líneas diagonales (Ortogonales a la diagonal principal)	La evolución de los estados es similar pero con tiempo reverso, esto es un indicador de una mala inmersión
Líneas verticales y horizontales/ agrupaciones	Algunos estados no cambian o cambian lentamente durante un tiempo
Líneas arqueadas largas	La evolución de los estados es similar en diferentes épocas, pero con diferente velocidad.

**Tabla 1** Patrones en los mapas recurrentes. Fuente: (Marwan et al., 2007), modificado por los autores.  
**Table 1** Typical patterns in recurrence plots. Source: (Marwan et al., 2007), modified by the authors.

A continuación, en la Figura 1 se muestra visualmente la clasificación de Espinosa (2004):



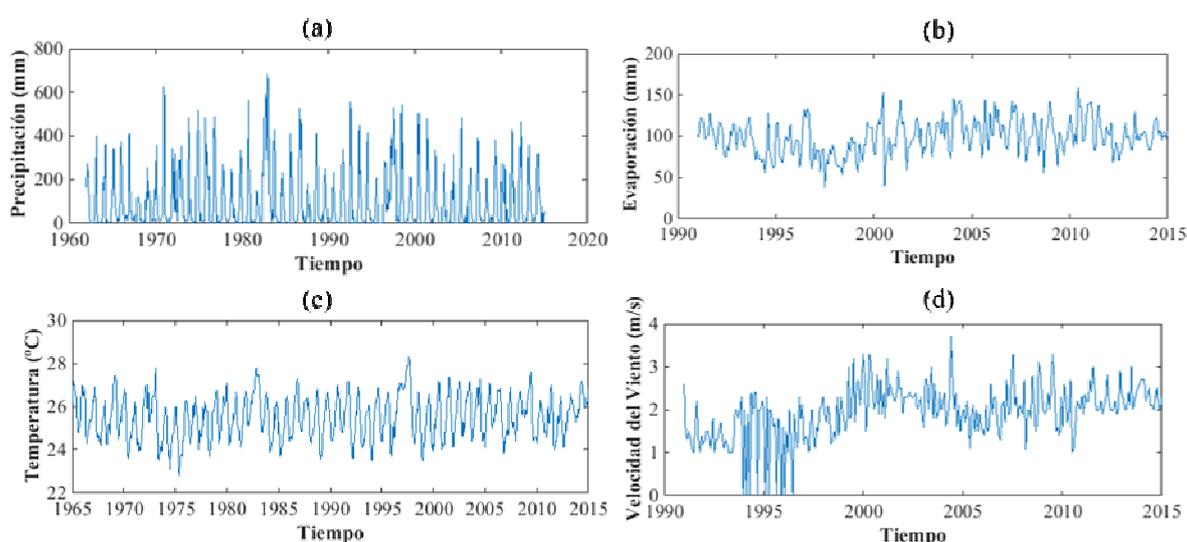
**Figura 1** Clasificación de histogramas, espacios de fase y mapas recurrentes de acuerdo a su dinámica. Fuente: (Espinosa, 2004), modificado por los autores.

**Figure 1** Classification of histograms, phase space and recurrence plots according to their dynamics. Source: (Espinosa, 2004), modified by the authors.



## Datos recopilados

En el estudio se utilizaron 595 datos mensuales de la precipitación media medida en milímetros (mm) desde el año 1962 hasta el año 2015, 253 datos mensuales de la evaporación media medida en milímetros (mm) desde el año 1991 hasta el año 2015, 544 datos mensuales de temperatura media medida en grados centígrados (°C) desde el año 1965 hasta el año 2015 y 288 datos mensuales de la velocidad del viento media medida en metros sobre segundos (m/s) desde el año 1991 hasta el año 2015. Los registros de estos datos fueron validados y entregados por el INAMHI. Sin embargo, existieron datos faltantes dentro de las series de tiempo. La investigación requirió trabajar con series continuas, por lo que se utilizó la metodología de regresión lineal simple debido a que es uno de los métodos que propone la Organización Meteorológica Mundial en la Guía de Prácticas Climatológicas OMM No. 100 para el relleno de datos faltantes, y es recomendado para la estimación de datos mensuales y anuales (Pizarro, et al., 2009 y OMM 2011), además de ser la mejor metodología para el relleno de datos en series temporales para la región andina y costera del Ecuador (Carrera, et al., 2016). El relleno de datos fue validado mediante una prueba de rachas y una curva doble de masa. Esto permitió trabajar finalmente con 648 datos de precipitación, 300 datos de evaporación, 612 datos de temperatura y 300 datos de velocidad del viento. Las series de tiempo completas de las variables se pueden ver en la Figura 3.



**Figura 3** Series completas de las variables: (a) precipitación, (b) evaporación, (c) temperatura y (d) velocidad del viento.

**Figure 3** Complete series for each variable: (a) rainfall, (b) evaporation, (c) temperature, and (d) wind speed.

## Desestacionalización de las series temporales

Antes de estimar los parámetros de inmersión ( $\tau$  – tiempo de retraso,  $m$ - dimensión inmersa), fue necesario remover el componente estacional de las series, debido a que la presencia de ciclos estacionales anuales, pueden conducir a conclusiones erróneas, ya que ésta eleva el valor de la información mutua y la autocorrelación en las series (Mokhov et al., 2011; Steinhäuser et al., 2011).

## Determinación de los parámetros de inmersión

El espacio de fases de cada variable se reconstruyó utilizando el método de los retrasos en el tiempo, utilizando la ecuación (1), para lo cual se estimaron  $\tau$  y  $m$  del espacio de reconstrucción utilizando dos técnicas, la primera se trata de dos de los métodos tradicionales para encontrar  $\tau$  y  $m$ : la función de autocorrelación y los falsos vecinos más cercanos, respectivamente. La segunda técnica utilizada es la región sensitiva de determinismo propuesta por Wendi et al. (2017), la cual sirvió para encontrar la combinación de parámetros de inmersión óptimos dentro de una zona segura libre de artificios. Finalmente se utilizó los parámetros resultantes en común de ambos métodos.

## Construcción de espacio de fases y mapas recurrentes

Para la construcción de espacios de fases y mapas recurrentes se utilizó la caja de herramientas desarrollada por Norbert Marwan en el año 2009: Cross Recurrence Plot Toolbox for Matlab, disponible en la página web: <http://tocsy.pik-potsdam.de/CRPtoolbox/>. Se definieron los parámetros de inmersión obtenidos en la Tabla 3. Se fijó una tasa de  $RR$  con la ecuación (4) correspondiente a 0,1 en lugar de fijar un umbral  $\epsilon$ , ya que así se tiene una manera más objetiva de comparar las propiedades topológicas obtenidas en los distintos mapas recurrentes (Mesin et al., 2014; Zou et al., 2010), además de que al preservar la densidad de puntos recurrentes no se necesita normalizar previamente a las series de tiempo. Se utilizó la norma  $L_\infty$  debido a que tarda menos tiempo en su procesamiento y permite estudiar analíticamente ciertas características propias de los mapas recurrentes (Marwan et al., 2007).

## RESULTADOS

### Histogramas

Se analizó los histogramas de las cuatro variables. En primera instancia, se identificó su forma, con el afán de compararlos con la clasificación de Espinosa (2004). Las variables evaporación, temperatura y velocidad del viento presentaron una forma simétrica correspondiente a la dinámica aleatoria según dicha clasificación. Luego se realizó la prueba de normalidad  $K-S$  test, mediante la cual se pudo demostrar si los datos eran o no provenientes de una distribución gaussiana. A continuación, en la Tabla 2 se muestran los resultados obtenidos para cada una de las variables.

Variable	Forma	$K-s$ test	Ho	Distribución
Precipitación	J invertida	$d= 0,22$ $CV= 0,05$	$d > CV$ $\alpha= 5\%$ Se rechazó	No gaussiana
Evaporación	Simétrica	$d= 0,03$ $CV= 0,07$	$d < CV$ $\alpha= 5\%$ No se rechazó	Gaussiana
Temperatura	Simétrica	$d= 0,06$ $CV= 0,05$	$d > CV$ Se rechazó	No gaussiana
Velocidad del viento	Simétrica	$d= 0,11$ $CV= 0,07$	$d > CV$ Se rechazó	No gaussiana

**Tabla 2** Resultados de la prueba de normalidad de cada una de las variables  
**Table 2** The results of the  $K-S$  test applied for each variable are shown

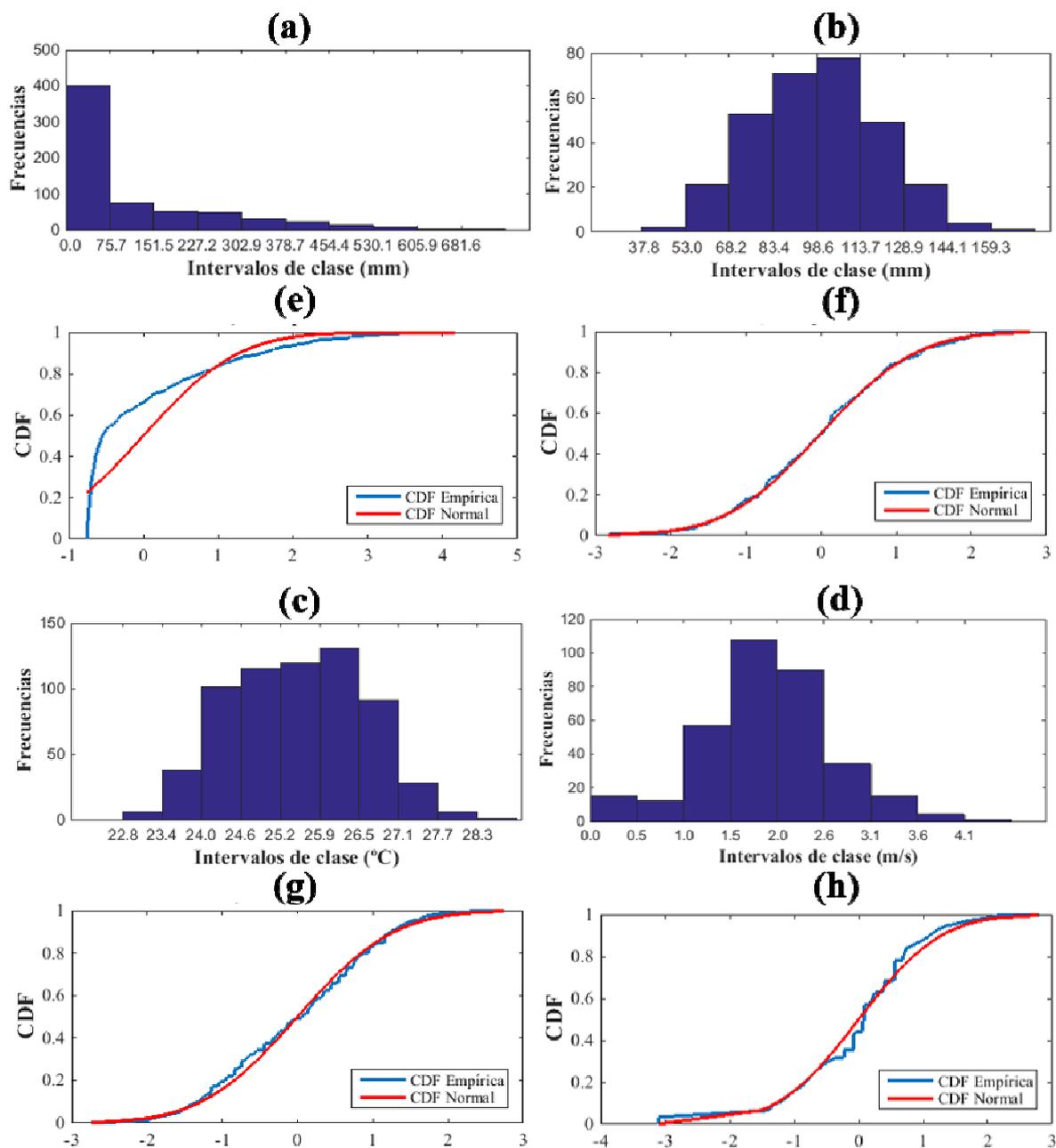
En la Figura 4, se muestran los histogramas obtenidos de las series de tiempo de las variables estudiadas y la comparación visual de la  $cdf$  de cada variable (empírica) con la  $cdf$  normal estándar proveniente de la prueba de normalidad.

### Parámetros de inmersión

Previo a la obtención de los diagramas de espacio de fases y mapas recurrentes, se presentan en la Tabla 3, los parámetros de inmersión resultantes para cada una de las variables.

Variable	Tiempo de retraso $\tau$	Dimensión inmersa $m$
Precipitación	2	3
Evaporación	3	5
Temperatura	7	7
Velocidad del viento	4	7

**Tabla 3** Tiempo de retraso y dimensión inmersa calculados para cada variable.  
**Table 3** Time delay and embedding dimension calculated for each variable.



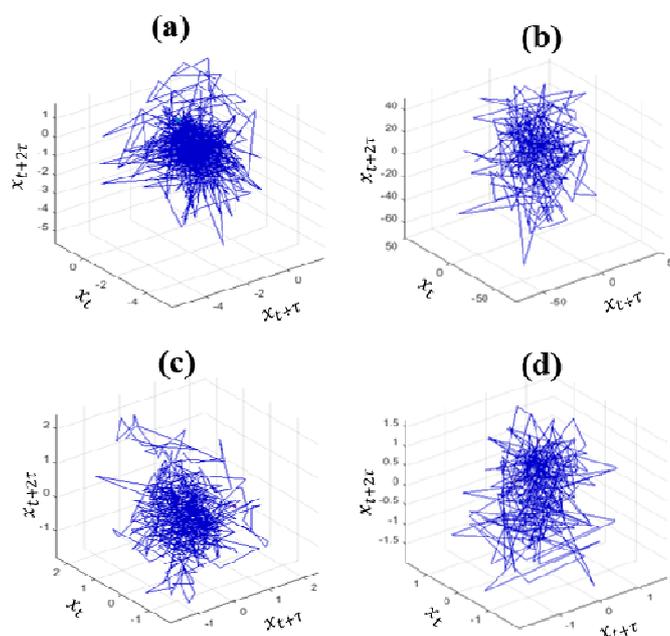
**Figura 4** Histogramas y función de distribución acumulada (*K-S test*) de: precipitación (a) y (e), evaporación (b) y (f), temperatura (c) y (g), velocidad del viento (d) y (h), respectivamente.  
**Figure 4** Histograms and cumulative distribution function (*K-S test*) for each variable respectively: rainfall (a) and (e), evaporation (b) and (f), temperature (c) and (g), wind speed (d) and (h).

### Espacios de fases

Una vez calculados los parámetros de inmersión, se obtuvo la reconstrucción de los diagramas de espacio de fases de las series de tiempo (Figura 5), los cuales presentaron una colección borrosa de trayectorias con patrones no discernibles, con un solo lugar de acumulación de trayectorias similar a la estructura de los espacios de fases correspondientes a datos aleatorios según la clasificación de Espinosa (2004).

## Mapas recurrentes

En el mapa recurrente de la variable precipitación mostrado en la Figura 6 (a), se distinguen interrupciones o franjas de color blanco, en donde no existen puntos recurrentes marcando así los eventos extremos en la serie, las franjas blancas que más se destacaron visualmente corresponden a aquellas de los años 1965, 1966, 1972, 1976, 1983, 1997, 1998 y 2006. Dichos años coinciden con eventos del fenómeno “El Niño”. En la Figura 6 (b) se puede apreciar un acercamiento del mapa recurrente donde se distinguieron líneas horizontales y puntos aislados. En un segundo acercamiento, mostrado en la Figura 6 (c), se distinguen líneas diagonales paralelas a la diagonal principal. En un tercer acercamiento mostrado en la Figura 6 (d), se encontró agrupaciones de líneas verticales y horizontales. Según la clasificación de Espinosa (2004), el mapa recurrente de la variable precipitación es caótico.

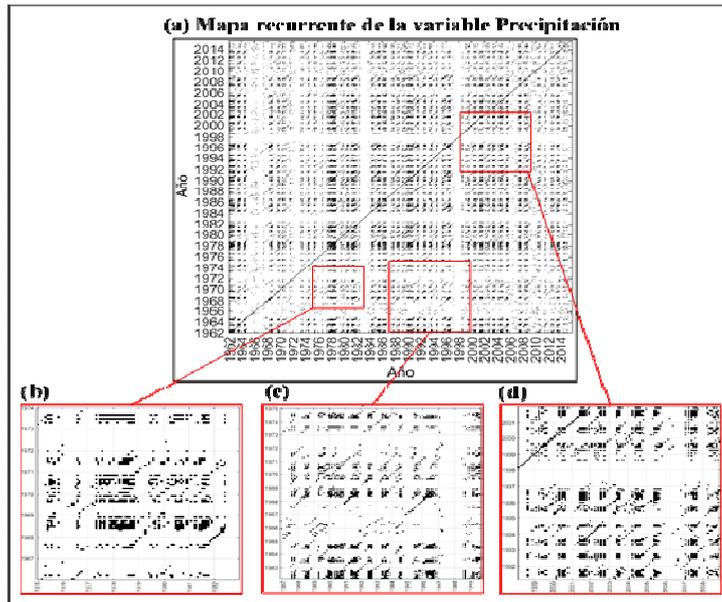


**Figura 5** Espacio de fases de las variables: (a) Precipitación, (b) Evaporación, (c) Temperatura y (d) Velocidad del viento.

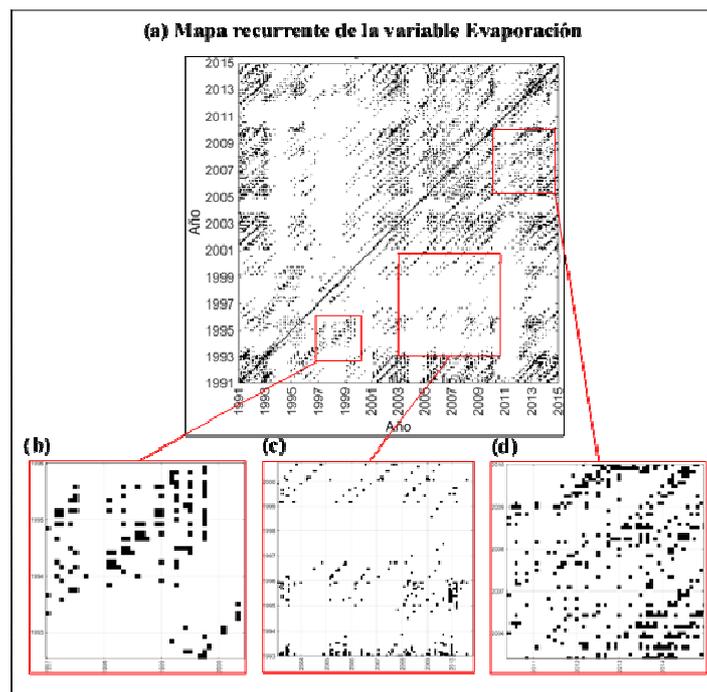
**Figure 5** Phase space diagram of the variable: (a) rainfall, (b) evaporation, (c) temperature, and (d) wind speed.

El mapa recurrente de la variable evaporación se puede visualizar en la Figura 7 (a), las franjas blancas que más se destacaron visualmente corresponden a aquellas de los años: 1994, 1997, 1998, 2000, 2004 y 2011. En la Figura 7 (b), se puede apreciar un acercamiento del mapa recurrente donde se distinguieron líneas verticales, horizontales y puntos aislados. En un segundo acercamiento mostrado en la Figura 7 (c), se encontraron líneas diagonales paralelas a la diagonal principal. En un tercer acercamiento mostrado en la Figura 7 (d), se distinguen agrupaciones de líneas verticales y horizontales. Según la clasificación de Espinosa (2004), el mapa recurrente de la variable evaporación es caótico.

En el mapa recurrente de la variable temperatura, mostrado en la Figura 8 (a), las franjas blancas que más se destacaron visualmente corresponden a aquellas de los años de 1980 a 1983 y de 1994 a 1998. Se observaron además patrones periódicos, en donde se tiene estructuras diagonales paralelas a la diagonal principal. En la Figura 8 (b), se pudo apreciar un acercamiento del mapa recurrente donde se distinguieron líneas horizontales y puntos formando agrupaciones. En un segundo acercamiento mostrado en la Figura 8 (c), existen franjas de color blanco lo que indica cambios de estado, sin embargo, en el período de 1979 a 1984 con 1994 al 1998 hay la presencia de una diagonal larga en medio de estas interrupciones, revelando épocas de evolución de estados similares. En un tercer acercamiento mostrado en la Figura 8 (d) se encontró una combinación de líneas verticales, horizontales y puntos aislados. De acuerdo a la Figura 1, el mapa recurrente de la variable temperatura es caótico.



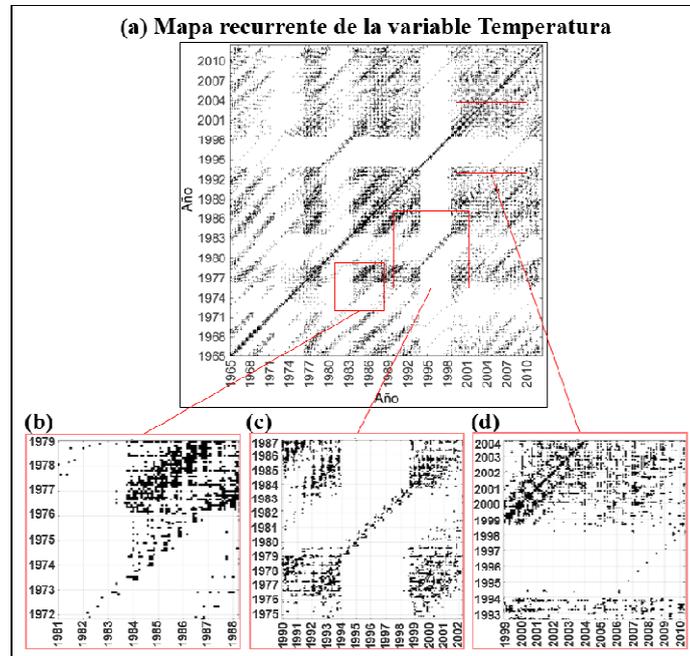
**Figura 6.** Se muestra en (a): el mapa recurrente de la variable precipitación. En (b), (c) y (d): se muestran las estructuras encontradas en tres acercamientos de distintas zonas del mapa recurrente.  
**Figure 6** In (a): recurrence plot of rainfall. In (b), (c) and (d): the structures found in three approaches of different areas of the recurrence plot are shown.



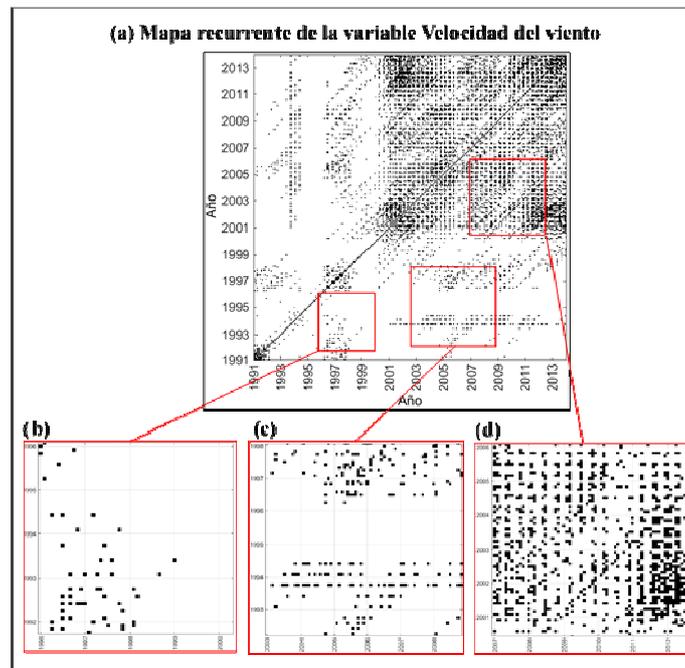
**Figura 7.** Se muestra en (a): el mapa recurrente de la variable evaporación. En (b), (c) y (d): se muestran las estructuras encontradas en tres acercamientos de distintas zonas del mapa recurrente.  
**Figure 7** In (a): recurrence plot of evaporation. In (b), (c) and (d): the structures found in three approaches of different areas of the recurrence plot are shown.

En el mapa recurrente de la variable velocidad del viento mostrado en la Figura 9 (a), las franjas blancas que más se destacaron visualmente corresponden a aquellas de los años de 1991 a 1993, 1995 y 1999. En la Figura 9 (b), se pudo apreciar un acercamiento del mapa recurrente donde se distinguieron pequeñas líneas horizontales y verticales, y algunos puntos aislados. En un segundo

acercamiento mostrado en la Figura 9 (c), se encontraron líneas horizontales en conjunto con puntos aislados. En un tercer acercamiento mostrado en la Figura 9 (d) se encontraron agrupaciones de líneas verticales, horizontales, líneas diagonales y líneas interrumpidas provocando puntos aislados. Según la clasificación de Espinosa (2004), el mapa recurrente de la variable velocidad del viento es caótico.



**Figura 8.** Se muestra en (a): el mapa recurrente de la variable temperatura. En (b), (c) y (d): se muestran las estructuras encontradas en tres acercamientos de distintas zonas del mapa recurrente.  
**Figure 8** In (a): recurrence plot of temperature. In (b), (c) and (d): the structures found in three approaches of different areas of the recurrence plot are shown.



**Figura 9-** Se muestra en (a): el mapa recurrente de la variable velocidad del viento. En (b), (c) y (d): se muestran las estructuras encontradas en tres acercamientos de distintas zonas del mapa recurrente.  
**Figure 9** In (a): recurrence plot of wind speed. In (b), (c) and (d): the structures found in three approaches of different areas of the recurrence plot are shown.

## Prueba de los sustitutos

La hipótesis de la investigación fue que las variables meteorológicas de la estación M0162 de Chone son estocásticas. Se crearon 100 aleatorizaciones ( $n=100$ ), a partir de un mezclado aleatorio de las series de tiempo de cada una de las variables por separado. Se utilizó como discriminante el valor del determinismo ( $DET$ ) de la serie de tiempo desestacionalizada y se la comparó con el valor  $DET$  en el percentil  $P95$  proveniente de las 100 series aleatorizadas generadas. El  $DET$  de la serie original y de las series aleatorizadas fue calculado utilizando los parámetros de inmersión obtenidos en la Tabla 3. El criterio utilizado para aceptar o rechazar la hipótesis nula fue el siguiente: Si el  $DET$  de la serie de tiempo de la variable desestacionalizada es mayor que el  $DET$  del percentil  $P95$  proveniente de las 100 versiones aleatorias generadas de la serie, se rechaza  $H_0$ . A continuación, se muestran como ejemplo los resultados obtenidos del test de los sustitutos para la variable precipitación.

### Prueba de los sustitutos para la variable precipitación

La hipótesis nula ( $H_0$ ) e hipótesis alternativa ( $H_A$ ), fueron planteadas de la siguiente manera,

$H_0$ : la variable precipitación es estocástica

$H_A$ : la variable precipitación no es estocástica

Se obtuvo un valor de determinismo de la serie de precipitación desestacionalizada correspondiente a  $DET_{(precipitación)} = 0,221$ . Se comparó dicho valor con el determinismo en el percentil  $P95$  de las 100 versiones aleatorias generadas de la serie de precipitación correspondiente a  $DET_{(P95)} = 0,176$ . Al ser  $DET_{(precipitación)} > DET_{(P95)}$ , se rechazó  $H_0$  y se aceptó  $H_A$  con un nivel de significancia del 5%.

De manera similar se aplicó la prueba de los sustitutos a las otras tres variables consideradas en esta investigación, cuyos resultados se visualizan resumidos en la Tabla 4.

Variable	Parámetros de inmersión		$DET$ ( $P95$ )	$DET$ (variable)	$H_0$
	$m$	$\tau$			
Precipitación	3	2	0,176	0,221	Se rechaza
Evaporación	5	3	0,213	0,364	Se rechaza
Temperatura	7	7	0,216	0,497	Se rechaza
Velocidad del viento	7	4	0,211	0,395	Se rechaza

**Tabla 4** Resultados de la prueba de los sustitutos aplicada a las variables estudiadas.

**Table 4** The results of the surrogate test applied for each variable are shown.

## DISCUSIÓN

Los histogramas de las variables evaporación, temperatura y velocidad del viento presentaron una distribución similar a la distribución gaussiana perteneciente a datos aleatorios según la clasificación de Espinosa (2004). Sin embargo, al realizar una prueba de normalidad sobre los datos, se pudo determinar que únicamente la distribución de la serie de tiempo de evaporación es coincidente con la distribución gaussiana (Figura 4). En un estudio realizado por Huth y Pokorna (2004) en Republica Checa se evaluó la normalidad de los promedios estacionales y anuales de 10 variables climáticas utilizando la prueba de normalidad de Kolmogorv-Smirnov, en donde la hipótesis nula no se puede rechazar en todos los casos, por lo tanto, todas las distribuciones fueron consideradas como normales. Sugieren que el estadístico del  $K-S$  test ( $d$ ) sea utilizado como una herramienta exploratoria y no afirmativa. Para este propósito se debe suponer que se tendrá mayor grado de normalidad cuando el valor estadístico  $d$  sea más bajo. En el presente estudio, se obtuvo el estadístico  $d$  con menor valor en la variable evaporación ( $d= 0,03$ ) y el estadístico con mayor valor fue la variable precipitación ( $d= 0,22$ ), demostrando así que la variable evaporación tiene el mayor grado de normalidad. Entre los diagramas de espacio de fases se observaron colecciones borrosas de trayectorias sin patrones discernibles (Figura 5). Espinosa (2004) clasifica a este tipo de trayectorias, mediante un análisis visual cualitativo, como diagramas de espacio de fases de datos aleatorios.

Varios autores sugieren que se ha podido diferenciar visualmente la dinámica de los diagramas de espacio de fases logrando hacer una clasificación (ej. periódicos, cuasiperiódicos, caóticos o aleatorios) (Carbajal, 2003; Echi et al., 2015; Espinosa, 2004; Özer y Erhan, 2005). Hay autores que utilizan otros métodos complementarios y derivados del espacio de fases para distinguir los distintos comportamientos. El Department of Control Systems and Mechatronics, Wroclaw University of Technology (2015) empleó el exponente de Lyapunov para diferenciar el comportamiento caótico del periódico, y el coeficiente de Hurst para diferenciar el comportamiento aleatorio del periódico. No obstante, concluyeron que no existió un método en común para diferenciar completamente los tres tipos de comportamientos: caótico, aleatorio y periódico. Suresh y Selvaraj (2017) aplicaron el mapa de Poincaré, proveniente de una sección del espacio de fases, para identificar la estructura fractal y así confirmar la dinámica caótica de las series de tiempo de temperatura y humedad en Chennai, India. Por otro lado, en un estudio desarrollado por Tsonis y Elsner (1989), se expuso que cuando se trabaja con variables climáticas, se tiene como limitación la disponibilidad de registros extensos, esto hace que se trabaje en una escala específica del tiempo, por lo cual existe la posibilidad de estar observando solamente una parte de un gran atractor.

Finalmente, al observar los mapas recurrentes de las cuatro variables, se pudo observar estructuras discernibles. Según la clasificación de Espinosa (2004), este tipo de mapas recurrentes corresponden a series caóticas. Al igual que los diagramas de espacio de fases, dicha clasificación es determinada mediante un análisis visual el cual ha sido utilizado por varios autores (Carrasco et al., 2015; Espinosa, 2004; García et al., 2013; Pecar, 2004). Según Marwan (2011), los mapas recurrentes pueden ser considerados como una herramienta no lineal para el análisis de datos. Sin embargo, es difícil o casi imposible identificar el tipo de dinámica que tienen los datos solamente viendo la apariencia de los mapas recurrentes. Sugiere que sólo es posible distinguir con cierta certeza a los procesos periódicos y al ruido blanco. Fabretti y Ausloos (2005) sugirieron que no se deben utilizar los mapas recurrentes y el análisis de recurrencia cuantitativa para probar la evidencia de caos, en lugar de eso, en su estudio utilizaron dichas técnicas para detectar cambios en el comportamiento de los datos, particularmente para detectar discontinuidades como transiciones de fases y para obtener información sobre otras propiedades dinámicas de las series de tiempo.

## CONCLUSIONES

Se realizó un análisis de la dinámica de cuatro variables meteorológicas de la estación climatológica de Chone (M0162) desde el punto de vista de la teoría del caos mediante un análisis cualitativo que involucró la representación de las series a través de histogramas, diagramas de espacio de fases y mapas recurrentes. Dicho análisis fue complementado mediante el cálculo del determinismo de las series proveniente del análisis cuantitativo de recurrencia de las series. Estas herramientas ayudaron a tener una mejor interpretación de la dinámica de las variables, debido a que revelaron comportamientos que no se pueden observar en la manera común de representar a las series de tiempo mediante diagramas magnitud vs. tiempo.

Sobre la base de datos de la serie de tiempo precipitación, se determinó que su función de distribución acumulada no siguió la forma de la distribución normal y a pesar de que su espacio de fases haya dado una pista de aleatoriedad, su mapa recurrente reveló la existencia de un cierto nivel de determinismo correspondiente a 0,22 probando que la variable no es estocástica.

Se observó además la existencia de líneas diagonales que en ciertos casos correspondieron a eventos del fenómeno de El Niño. En el caso de la variable evaporación, su función de distribución acumulada siguió la forma de la distribución normal y su espacio de fases dio pistas de aleatoriedad, y a pesar de que su mapa recurrente mostró la existencia de determinismo correspondiente a 0,36 se probó que la variable no es estocástica. En la serie de tiempo de temperatura su función de distribución acumulada no siguió la forma de la distribución normal y a pesar de que su espacio de fases haya dado una pista de aleatoriedad, su mapa recurrente reveló la existencia de un cierto nivel de determinismo correspondiente a 0,22, probando que la variable no es estocástica.

Finalmente, la variable velocidad del viento presentó una distribución acumulada que no siguió la forma de la distribución normal y aunque su espacio de fases dio pistas de aleatoriedad, su mapa recurrente mostró la existencia de determinismo correspondiente a 0,39, lo cual probó que la variable no es estocástica.

A pesar de que se obtuvo una primera pista de determinismo en las variables meteorológicas de la estación M0162 de Chone, no es acertado afirmar la existencia de caos en las series, debido a que las técnicas empleadas sirvieron para tener una idea más clara de las propiedades dinámicas de las series más no para probar su carácter caótico. Para realizar una afirmación sobre la presencia de

caos en las series, será necesario complementar al estudio con más herramientas de análisis (ej. exponente de Lyapunov). La recurrencia en las variables estudiadas sirvió para observar como ciertas condiciones y eventos en el clima de Chone, se repitieron a lo largo de la línea del tiempo. Esta propiedad podría ser utilizada para crear un modelo de predicción a corto plazo.

**Agradecimientos:** Los autores agradecen al INAMHI por proveer los datos meteorológicos necesarios para la realización de este estudio. Partes de esta investigación fueron escritas durante una visita en Potsdam Institute for Climate Impact Research (PIK). Los autores agradecen al Dr. Norbert Marwan y a M.Sc. Dadiyorto Wendi por las valiosas discusiones y las sugerencias realizadas durante la estancia de investigación. Finalmente, al Grupo Geoespacial de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE por el apoyo recibido en el desarrollo del proyecto de titulación el cuál aportó para la redacción de este artículo.

## REFERENCIAS

- Asesores y Consultores del Litoral Cia. Ltda. (ACOLIT), (2008). Actualización de los estudios definitivos del proyecto de propósito múltiple Chone. Estudio Hidrológico. Documento técnico de apoyo N° 9: Anexo 2.**
- Aștefănoaei, C., Pretegiani, E., Optican, L. M., Creangă, D., y Rufa, A. (2013). Eye movement recording and nonlinear dynamics analysis—the case of saccades. *Romanian Journal of Biophysics*, 23(1-2), 81.
- Carbajal, F. P. (2003). Búsqueda de atractores extraños en dinámica cardiaca durante el ciclo onírico. *Pro Mathematica*, 17(34), 129-141.
- Carrasco, R., Vargas, M., Soto, I., Fuertes, G., y Alfaro, M. (2015). Copper Metal Price Using Chaotic Time Series Forecasting. *IEEE Latin America Transactions*, 13(6), 1961-1965. doi: 10.1109/TLA.2015.7164223
- Carrera-Villacrés, D., Guevara-García, P., Maya-Carrillo, M., y Crisanto-Perrazo, T. (2015). Variations of Species Concentration in Inorganic Water Dam “Purpose Multiple Chone”, Ecuador Based on Precipitation, Evaporation and Evapotranspiration. *Procedia Earth and Planetary Science*, 15, 641-646. doi: 10.1016/j.proeps.2015.08.122
- Carrera, D., Guevara, P., Tamayo, L., Balarezo, A., Narváez, C., y Morocho, D. (2016). Relleno de series anuales de datos meteorológicos mediante métodos estadísticos en la zona costera e interandina del Ecuador, y cálculo de la precipitación media. *Idesia (Arica)*, 34(3), 81-90
- Carrión, A., Miralles, R., y Lara, G. (2014). Measuring predictability in ultrasonic signals: An application to scattering material characterization. *Ultrasonics*, 54(7), 1904-1911. doi: 10.1016/j.ultras.2014.05.008
- Coelho, M. C. S., Mendes, E. M. A. M., y Aguirre, L. A. (2008). Testing for intracycle determinism in pseudoperiodic time series. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 18(2), 023125. doi: 10.1063/1.2927388
- Coppo, J., (2010). Teoría del caos y método científico. *Revista Veterinaria*, 21(2).
- Department of Control Systems and Mechatronics, Wrocław University of Technology, Korus, Ł., Piórek, M., y Department of Computer Engineering, Wrocław University of Technology. (2015). Compound method of time series classification. *Nonlinear Analysis: Modelling and Control*, 20(4), 545-560. doi: 10.15388/NA.2015.4.6
- Dolan, K. T., y Spano, M. L. (2001). Surrogate for nonlinear time series analysis. *Physical Review E*, 64(4), 046128. doi: 10.1103/PhysRevE.64.046128
- Echi, I., Tikyaa, E. V., y Isikwue, B. C. (2015). Dynamics of daily rainfall and temperature in makurdi. *International Journal of Science and Research*, 4(7), 493-499.
- Espinosa, A. (2004). *El Caos y la Caracterización de Series de tiempo a través de técnicas de la dinámica no lineal* (Tesis que para obtener el título de Ingeniero en Computación). Universidad Autónoma de México, México D.F.
- Fabretti, A., y Ausloos, M. (2005). Recurrence plot and recurrence quantification analysis for detecting a critical regime: examples from financial market indices. *International Journal of Modern Physics C*, 16(05), 671-706. doi: 10.1142/S0129183105007492
- García, S., Romo, M., y Figueroa, J. (2013). Characterization of ground motions using recurrence plots. *Geofísica internacional*, 52(3), 209-227.
- Gutiérrez, L. y J. Mejía, (2012). Detección de la dinámica y la no linealidad en las señales de tiempo financieras a través del método de los datos sustitutos.**

- Huth, R., y Pokorná, L. (2004). Parametric versus non-parametric estimates of climatic trends. *Theoretical and Applied Climatology*, 77(1-2), 107-112. doi: 10.1007/s00704-003-0026-3
- Inzunza, J., (2000). Meteorología descriptiva y aplicaciones en Chile. Universidad de Concepción, Chile.**
- Ivancevic, V. y T. Ivancevic. (2007). *High-dimensional chaotic and attractor systems: a comprehensive introduction*. Dordrecht, The Netherlands: Springer.
- Kliková, B. y A. Raidl. (2011). *Reconstruction of phase space of dynamical systems using method of time delay*. En Proceedings of the 20th Annual Conference of Doctoral Students-WDS 2011 (pp. 83-87). Prague, Czech Republic.
- Lan, L. W., Lin, F.-Y., y Kuo, A. Y. (2005). Identification for chaotic phenomena in short-term traffic flows: a parsimony procedure with surrogate data. *Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 6, 1518- 1533. doi: 10.11175/easts.6.1518
- Marwan, N., y Kurths, J. (2004). Cross Recurrence Plots and Their Applications. En *Mathematical Physics Research at the Cutting Edge* (pp. 101-139) Hauppauge, USA: Nova Science Publishers.
- Marwan, N., Carmenromano, M., Thiel, M., y Kurths, J. (2007). Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, 438(5-6), 237-329. doi: 10.1016/j.physrep.2006.11.001
- Marwan, N. (2011). How to avoid potential pitfalls in recurrence plot based data analysis. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 21(04), 1003-1017. doi: 10.1142/S0218127411029008
- Mesin, L., Cattaneo, R., Monaco, A., y Pasero, E. (2014). Pupillometric Study of the Dysregulation of the Autonomous Nervous System by SVM Networks. En S. Bassis, A. Esposito, y F. C. Morabito (Eds.), *Recent Advances of Neural Network Models and Applications* (Vol. 26, pp. 107-115). Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-319-04129-2\_11
- Millán, H., Kalauzi, A., Cukic, M., y Biondi, R. (2010). Nonlinear dynamics of meteorological variables: Multifractality and chaotic invariants in daily records from Pastaza, Ecuador. *Theoretical and Applied Climatology*, 102(1-2), 75-85. doi: 10.1007/s00704-009-0242-6
- Mokhov, I. I., Smirnov, D. A., Nakonechny, P. I., Kozlenko, S. S., Seleznev, E. P., y Kurths, J. (2011). Alternating mutual influence of El-Niño/Southern Oscillation and Indian monsoon: Indian Monsoon-ENSO mutual influence. *Geophysical Research Letters*, 38(L00F04). doi: 10.1029/2010GL045932
- Moore, B. J. (2006). Chaos Theory: Unpredictable Order in Chaos. En B. J. Moore, *Shaking the Invisible Hand* (pp. 43-74). Palgrave Macmillan UK. doi: 10.1057/9780230512139\_3
- Mouronte López, M. L. (2004). *Caracterización y análisis de sistemas dinámicos no lineales mediante el estudio del mapa de frecuencias y espacio de fases*. (Tesis Doctoral). Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España.
- OMM. (2011). Guía de Prácticas Climatológicas. OMM- No. 100. Ginebra, Suiza: Organización Meteorológica Mundial (OMM).
- Özer, A. B. y, A. Erhan, (2005). Tools for detecting chaos. *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 9(1), 60-66.
- Palomares Calderón de la Barca, M. (2015). Breve historia de la Agencia Estatal de Meteorología AEMET: el servicio meteorológico español.**
- Pecar, B. (2004). Visual recurrence analysis as an alternative framework for time series characterization (pp. 241-251). En M. Costantino, y C. A. Brebbia (Eds.), *Computational Finance and its Applications*. Southhampton, UK: WIT Press.
- Pizarro, R., Ausensi, P., Aravena, D., Sangüesa, C., León, L., y F. Balocchi. (2009). Evaluación de métodos hidrológicos para la completación de datos faltantes de precipitación en estaciones de la región del Maule, Chile. *Aqua-LAC: revista del Programa Hidrológico Internacional para América Latina y el Caribe*, 1(2), 172-184.
- Rickles, D., Hawe, P., y Shiell, A. (2007). A simple guide to chaos and complexity. *Journal of Epidemiology & Community Health*, 61(11), 933-937. doi: 10.1136/jech.2006.054254
- Rivera, E. T. (2004). Group Chaos Theory (GCT) A research model and analysis of group process. *Journal of Social Complexity*, 2(1), 33-49.
- Rong Yi, Y. y H. Xiao-Jing, (2011). Phase space reconstruction of chaotic dynamical system based on wavelet decomposition. *Chinese Physics B*, 20(2), 020505.
- Secretaría nacional del agua (SENAGUA), (2015). Gobierno Nacional inaugura Proyecto Multipropósito Chone (PPMCH), cuyo objetivo es mitigar los efectos de las inundaciones. Recuperado de <http://www.agua.gob.ec/>
- Steinhaeuser, K., Chawla, N. V., y Ganguly, A. R. (2011). Complex networks as a unified framework for descriptive analysis and predictive modeling in climate science. *Statistical Analysis and Data Mining*, 4(5), 497-511. doi: 10.1002/sam.10100

- Suresh, A. y Selvaraj, R. (2017). A complete chaotic analysis on daily mean surface air temperature and humidity data of Chennai. *Journal of Indian Geophysical Union*, 21(4), 277-284.
- Tsonis, A. y J. Elsner, (1989). Chaos, strange attractors, and weather. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 70(1), 14-23.
- Webber, C. L., y Zbilut, J. P. (2005). *Recurrence Quantification Analysis of Nonlinear Dynamical Systems*. En M. Riley, y G. Van Orden. (Eds.), *Tutorials in Contemporary Nonlinear Methods for the Behavioral Sciences* (pp. 26-94). USA: National Science Foundation.
- Wendi, D., Marwan, N., y Merz, B. (2018). In Search of Determinism-Sensitive Region to Avoid Artefacts in Recurrence Plots. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 28(01), 1850007. doi: 10.1142/S0218127418500074
- Williams, G. (1997). *Chaos theory tamed*. Washington D.C., USA: Joseph Henry Press.
- Zou, Y., Donner, R. V., Donges, J. F., Marwan, N., y Kurths, J. (2010). Identifying complex periodic windows in continuous-time dynamical systems using recurrence-based methods. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 20(4), 043130. doi: 10.1063/1.3523304

Recibido: Noviembre, 2017

Aceptado: Junio, 2018