EXPLORACIÓN DEL CÓMPUTO CAÓTICO EN SISTEMAS COMPLEJOS

Ricardo Eliu Lozoya-Ponce
Tecnológico Nacional de México-Campus Chihuahua
ricardo.lp@chihuahua.tecnm.mx

Isidro Robledo-Vega
Tecnológico Nacional de México-Campus Chihuahua
isidro.rv@chihuahua.tecnm.mx

Eduardo Jiménez-López
Universidad Autónoma del Estado de México
ejimenezl@uaemex.mx

Resumen

El presente trabajo examina el cómputo caótico como una herramienta para abordar la complejidad de los sistemas dinámicos no lineales, destacando su aplicabilidad en contextos organizacionales que demandan adaptabilidad, diversidad de pensamiento y toma de decisiones en entornos inciertos. A partir de la simulación de sistemas caóticos, modelados mediante ecuaciones diferenciales y controlados por señales de conmutación, se identifican patrones dinámicos sensibles a las condiciones iniciales, analogables a escenarios de alta variabilidad en organizaciones contemporáneas. El análisis de atractores caóticos y redes neuronales artificiales pone de manifiesto la relevancia de estructuras descentralizadas y adaptativas, semejantes a equipos multidisciplinarios diversos. Desde esta perspectiva, la incorporación del caos como paradigma computacional resalta la importancia de integrar múltiples formas de talento, promoviendo la inclusión de perfiles heterogéneos capaces de interactuar con sistemas complejos. Asimismo, se argumenta que el cómputo caótico ofrece nuevas vías para la innovación organizacional al permitir la modelación

y simulación de situaciones no lineales, reflejo de la dinámica social, cultural y funcional de las organizaciones modernas. Así, el enfoque caótico proporciona no solo soluciones técnicas, sino también fundamentos teóricos útiles para comprender y gestionar la diversidad en los entornos laborales actuales.
Palabras clave: Cómputo caótico, sistemas dinámicos, diversidad, innovación organizacional.

Introducción

El problema de manipular material desordenado, planteado por la segunda ley de la termodinámica, es usualmente la principal limitante para las capacidades de cómputo de las máquinas actuales (Bastida y Hernández, 2015). Modelos computacionales teóricos propuestos por Alan Turing (máquinas de Turing) y los dispositivos finitos en general, que evidencian una simplicidad comparable con la de cualquier sistema físico, son capaces de emular cualquier comportamiento matemáticamente describible, pero de manera muy diferente a los sistemas físicos complejos. Esto lleva a la búsqueda de similitudes formales entre sistemas físicos y modelos matemáticos que resultan interesantes (Baños, 2024).

Existe un patrón en las máquinas de Turing. Es un modelo de cómputo equivalente a cada uno de un número infinito de modelos. No solo es que un modelo universal pueda en realidad representar numerosos comportamientos físicos, sino que incluso se puede comprobar que los modelos de cómputo pueden variar de un campo a otro. Los sistemas caóticos son prototipos de comportamiento que pueden ser simulados mediante un modelo de cómputo, a menudo en la forma de una red o un sistema de ecuaciones diferenciales (Guerrero, 2024).

Los modelos y sistemas reales resolverán de manera equivalente el problema de cómputo en la simulación con modelos computacionales, con retroalimentación que sincronizan las secuencias predeterminadas con el tiempo recurrente. En modelos de computación más concretos, el ciclo tal vez sea más difícil de racionalizar o especificar es conocido exactamente solo en sistemas físicos asociados. La mezcla de modelado con simulaciones convencionales y la ocasional implementación de un espectro altamente eficiente de métodos de cómputo de tipo análogo ha resultado ser muy eficiente (Jiménez-López, 2023).

Los conceptos de Caos y Sistemas Complejos hacen referencia al desorden y la dificultad de predicción, aunque en realidad implican estructuras subyacentes organizadas. Los avances en el campo de la dinámica de sistemas han dado lugar a la formulación de modelos matemáticos en los que el grado de desorden o imprevisibilidad que manifiesta la evolución de estos sistemas depende de las condiciones iniciales (Yates, 1994). El concepto de sistema complejo como aquel que está compuesto por un gran número de unidades elementales del mismo tipo en interacción (Corning, 1995), donde las interacciones son locales si el estado de cada una de las unidades solo influye en las interacciones y estados de un número finito de ellas. Además, sus unidades elementales interactúan intercambiando materia o energía, dando lugar potencialmente a fenómenos fácilmente identificables. Los sistemas complejos siguen las leyes generales que rigen el comportamiento caótico en los sistemas clásicos y su extrapolación al cómputo caótico, cuyas particularidades permiten estudiar el comportamiento de sistemas reales y teóricamente óptimos para el procesamiento de la información (Chen et al., 2024).

El cómputo caótico se basa en la propagación de una onda caótica generada espontáneamente a partir de un evento puntual. La evolución discreta es la secuencia de potencias de Lyapunov generada para un sistema. Emiten órbitas que comienzan a partir de algún punto inicial que convergen al punto fijo característico del atractor caótico de la dinámica de Lyapunov, es decir, el tiempo de correlación se acerca a un disparo. Otra posibilidad es que la señal que se acerca al disparo realimente el mecanismo subyacente, tras un aceleramiento, comience a diverger, generando un nuevo atractor que reproducirá en nuevas correlaciones la dinámica del mecanismo original. Eso es un aumento de una variable (Etapa Activa) que modifica las variables con las que comunica en función del propio estado de dichas variables y descargándose en otra (Etapa Pasiva) de manera que pueda computarse (Ontañón-García et al., 2012).

En el contexto de la gestión del talento, los modelos caóticos permiten simular escenarios donde múltiples variables–como competencias individuales, estilos de liderazgo, y condiciones organizacionales–interactúan de forma no lineal. Este enfoque puede ser útil para diseñar estrategias de inclusión que reconozcan la riqueza de aportaciones provenientes de equipos diversos. Así, el cómputo caótico contribuye a entender mejor cómo la heterogeneidad de perfiles incide en la creatividad, la resiliencia y la innovación organizacional.

Modelado y simulación de sistemas caóticos

Es natural considerar inicialmente el modelo de Lorenz para explorar la computación en sistemas en estado caótico. Sabemos que el sistema parte de un estado inicial que se encuentra lejos de un punto inestable. La evolución del sistema en el espacio de estados puede ser atractiva y mostrar un comportamiento recurrente. Tal atractor puede mostrar bifurcaciones abruptas en donde el atractor cambia de forma abrupta dependiendo de un pequeño cambio en alguna de las variables alrededor de una de las trayectorias inestables del sistema (Teuscher, 2022; Mora et al., 2024).

La existencia del atractor puede variar según la forma en que se generen las trayectorias y el espacio de estados representado. El sistema de Lorenz representado como un simple flujo tridimensional que muestran la riqueza estructural del sistema al ser atravesados por conos invariantes asociados al flujo, con eso el fluir no termina en un atractor en la superficie invariante (Montbrió et al., 2015).

La relación entre este flujo y el atractor se manifiesta en una densidad estructural asintótica dentro del espacio de estados del sistema. Las variables de estado del sistema caótico tienen una sensibilidad pronunciada a posibles incertidumbres en el problema y es relativamente común que se presente un comportamiento recurrente, dado que la dependencia entre las variables permite que soluciones cercanas a la trayectoria inestable visiten áreas del espacio con baja densidad en el atractor. En cuanto a esto, los detalles del contenido geométrico de los conjuntos invariantes y del sistema de Lorenz dependen nuevamente de las variables utilizadas para representar el sistema en el espacio de fase, las propiedades que exhiba la superficie extendida donde los puntos inician su recorrido. En cuanto a la forma de generar la secuencia de vectores de estado a partir del estado inicial, se consideran como las aproximaciones a la solución a partir de vectores, los cuales dependen únicamente de los parámetros que forman parte del flujo determinístico del sistema (Zong et al., 2023).

El fenómeno del caos en estos sistemas representa un reto tanto experimental como computacional. Si un sistema no presenta caos, su resolución suele ser más sencilla. Han sido muchos los métodos para el estudio del comportamiento caótico que se han aplicado en la teoría de sistemas y control: mapeos adicionados, secuenciales y convertidores de régimen variable, así como diferentes enfoques para la generación de conjuntos caóticos en diferentes modelos de sistemas continuos, bien sea mediante la modificación de características físicas de los dispositivos, mediante circuitos electrónicos o electrónicos-mecánicos acoplados, entre muchos otros (Boccaletti et al., 2000).

Si la ecuación que modela al sistema es no lineal y las aproximaciones lineales son suficientemente buenas, el sistema puede oscilar de modo anormal y comportarse de un modo diferente a lo que la teoría lineal diría. En electromagnetismo, los modelos propuestos para los osciladores, los elementos pasivos y activos, los circuitos o aún en problemas más concretos, mientras que las propiedades fractales y topológicas de espacios como el de las fases de un sistema tan claramente distintos y estándares como un mapa logístico, generalmente el desarrollo teórico versará sobre un sistema que viva en para discretizarse posteriormente a la hora de la simulación. Entonces, patrones a los que tienden ciertos sistemas caóticos con el tiempo llamados atractores caóticos, conducen sus trayectorias, no a un punto, sino a una región de espacio n-dimensional. Es decir, a un conjunto, siendo una de sus características el ser un conjunto compacto de dimensión fraccional (Farmer, 1982).

El objetivo de este trabajo es simular un sistema dinámico no lineal y mostrar algunas de las características más interesantes de este tipo de sistemas. Se presenta un sistema dinámico no lineal por medio de ecuaciones diferenciales. Existen numerosos métodos para la resolución de sistemas de ecuaciones diferenciales no lineales. Utilizamos uno de los métodos más útiles y sencillos para problemas de dinámica no lineal: el método de Runge-Kutta de cuarto orden es un método numérico que se utiliza para resolver ecuaciones diferenciales ordinarias, es reconocido como una valiosa herramienta de cálculo, por la buena aproximación que produce. Las Ecuaciones en sistema (1) describen el atractor caótico.

$$
\begin{aligned}
(\dot{x}_1 &= x_2 \\
\dot{x}_2 &= x_{-3} \\
\dot{x}_3 &= -\alpha_1 x_1 - \alpha_2 x_2 - \alpha_3 x_3 + \beta
\end{aligned}
\qquad (1)
$$

Aquí los coeficientes α_1, α_2, $\alpha_3 \in R$ pueden ser cualquier escala arbitraria que asegure el sistema sea lineal por partes. Los exponentes de Lyapunov presenta una raíz real negativa y dos raíces complejas con su parte real positiva. Para esto establecemos los coeficientes como $\alpha_1=1.5$, $\alpha_2=1$, $\alpha_3=1$, a menos que se indique lo contrario. Como podemos ver, el sistema describe una solución que no es un punto de equilibrio ni una órbita cerrada (Ontañón-García et al., 2012).

Utilizamos una señal de control de conmutación β esta señal hace que el sistema en la ecuación (1) presente dos equilibrios y se produce un atractor caótico de doble enroscado. Esta señal se define como una función lineal por partes (Campos-Cantón et al., 2010). Con la señal de control $[0,0,\beta]^{T,}$ es posible producir un atractor caótico con múltiples enroscados al proporcionar el número de señales. Una señal de control de conmutación se da en términos de un solo estado, que define los límites de los dominios como hiperplanos paralelos a un eje (Ontañón-García et al., 2012). Las señales de control se muestran en la Ecuación (2) que muestra la señal para un sistema caótico de dos enroscados en el plano (x_1, x_2), (figura 1a).

$$
\beta = \begin{cases} S_1 = 1.2, \ \textit{si} \ x_1 \geq 0.3; \\ S_2 = -0.5, \ \textit{otro caso} \end{cases} \qquad (2)
$$

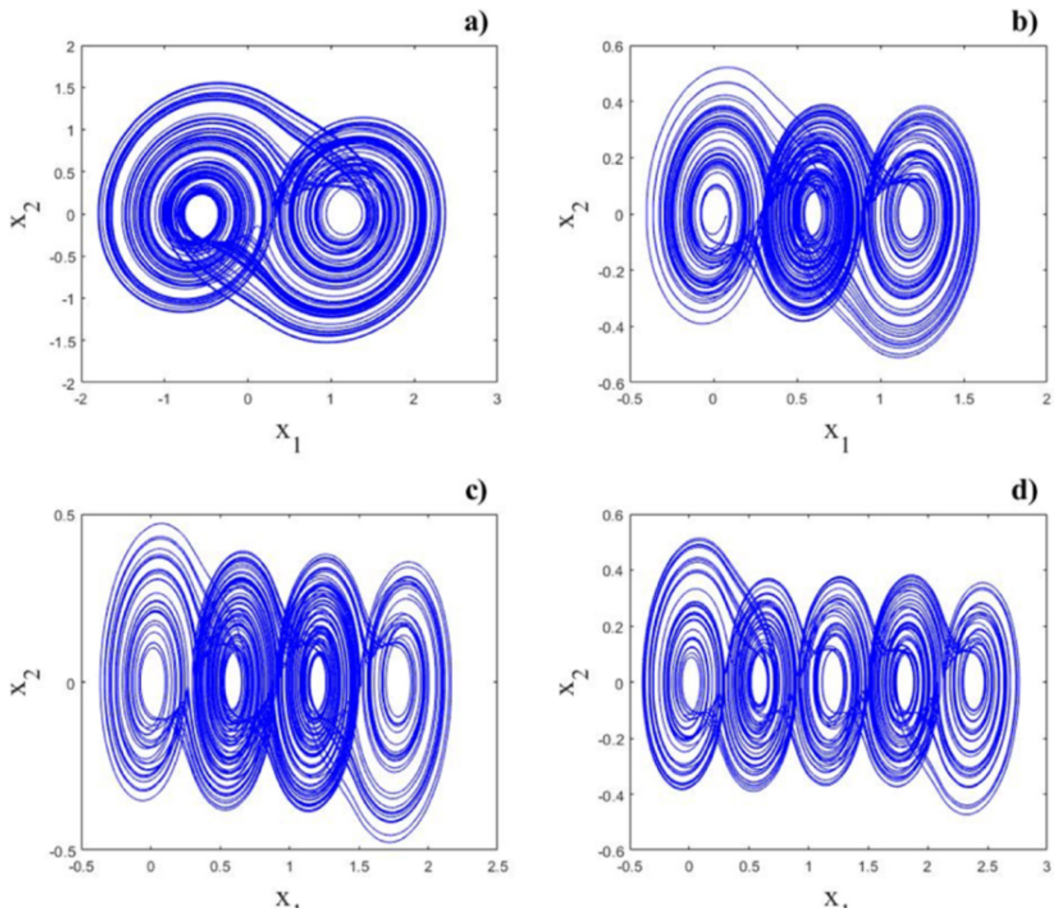
La señal de control de conmutación β conmutada en dos valores, S_1 y S_2, hace que el sistema en la Ecuación (1) presente dos puntos de equilibrio y se produce un doble enroscado. Al agregar más funciones a la función lineal por partes del control para β es posible producir un desplazamiento múltiple proporcional al número de señales o enroscados que se desee. La figura 1b muestra la proyección del atractor caótico de tres enroscados sobre el plano (x_1, x_2) generado por la señal de control de conmutación de la Ecuación (3) en combinación con la Ecuación (1).

$$\beta= \begin{cases} S_1=1.2,\ si\ x_1 \geq 0.3; \\ S_2=-0.6,\ si\ 0.3 < x1 < 0.9 \\ S_3=0,\ si\ x_1 \geq 0.3; \end{cases} \tag{3}$$

De esta manera, en las Ecuaciones (4) y (5) se obtienen atractores caóticos con cuádruple y quíntuple enroscado respectivamente, controlando la señal de conmutación como se muestra a continuación.

$$\beta= \begin{cases} S_1=1.8,\ si\ x_1 \geq 1.5; \\ S_2=-1.2,\ si\ 0.9 \geq x1 < 1.5; \\ S_3=-0.6,\ si\ 0.3 < x1 < 0.9; \\ S_4=0,\ si\ x_1 \geq 0.3; \end{cases} \tag{4}$$

$$\beta= \begin{cases} S_1=2.4\ si\ x_1 \geq 2.1; \\ S_2=-1.8,\ si\ 1.5 \geq x1 < 2.1; \\ S_3=-1.2,\ si\ 0.9 < x1 < 0.9; \\ S_4=0,\ si\ x_1 \geq 0.3; \end{cases} \tag{5}$$



Aplicaciones del Cómputo Caótico en Diversos Campos

En lo concerniente a la simulación de sistemas, los atractores caóticos poseen un cierto número de propiedades: a) a cortas distancias, las dinámicas son indistinguibles de las dinámicas aperiódicas, no se observa ninguna característica a escala menor que la escala espacial del atractor o de la órbita. b) A escalas mayores que la longitud de correlación, los objetos no se perciben de manera reiterada en el espacio-tiempo y el sistema exhibe un cierto tipo de atractor, relacionada con el aumento de la complejidad reactivando las fronteras que permiten un aumento en la transferencia de energía y un nivel global de perturbación y caos (Galton, 2004).

Existen también aplicaciones biomédicas, como la detección de epilepsia analizando el comportamiento caótico de las ondas electroencefálicas previas a una crisis convulsiva, e incluso su prevención. También se intenta caracterizar la actividad cardíaca con base en este comportamiento. Hoy, se investiga en este campo con el desarrollo de un marcapasos artificial capaz de prevenir fibrilaciones ventriculares, las más letales. En la ingeniería, el caos se explora en la síntesis de circuitos electrónicos complejos y como herramienta de control de osciladores en diversas situaciones (Chau y Wang, 2011).

Un intento de predecir el clima se basó en un estudio donde se identificaron posibles regiones de estabilidad (puntos fijos o cíclicos) de los valores horarios de los geopotenciales como vectores de memoria del patrón global de circulación (Neale y Slingo, 2003). Se utilizó como valores de los nodos la distancia atmosférica entre los patrones referentes alrededor de una cuenca estable de aire en cada punto del espacio a considerar. Se diseñó la red para tener unos valores de atracción que permitan que los vectores que tengan posibilidades de atraerse lo hagan, pero sin crear puntos de inestabilidad, permitiendo formar cuencas (Demongeot et al., 2010).

Para ver la evolución del clima se busca un valor de estabilidad sobre un punto, debido al comportamiento fractal; estos puntos se buscan geográficamente en la vecindad. Se calculan las distancias de estos puntos y se asignan unos pesos según un estudio estadístico. El recorrido óptimo por la red donde entren los puntos, en el caso de que los patrones de vecinos contribuyan, debería seguir las estructuras de circulación e inicializar la red con estos valores de las distancias para llegar al punto buscado (Rojo-Garibaldi y Contreras-López, 2020).

Para la región de Quebec, Canadá, se realizó una prueba que pretendía predecir la climatología hasta el verano del 2074. Dicha programación para un futuro de tan largo plazo tiene, o en teoría debería tener, el valor de una aplicación científica pura, pues los conocimientos teóricos utilizados pueden ser aplicados inmediatamente en la predicción en una escala temporal de cerca de un siglo. Un investigador propuso el uso de la computación caótica para realizar evaluaciones a largo plazo del campo geofísico de la Tierra (Galushko y Gamtessa, 2022).

Con los avances en el campo de la inteligencia artificial, especialmente en las redes neuronales, que son un modelo simplificado de la conducta humana, se han intentado usar en los últimos 30 años una enorme cantidad de elementos, desde los valores del mercado de valores, en meteorología, la biología y la medicina. Los motivos para la adopción de las herramientas del Caos y Dinámica de Sistemas, que pasan del enfoque dinámico y estático en función de la conceptualización son, a menudo, las limitaciones de los enfoques tradicionales. En Biología, las matemáticas clásicas han resultado ser de poca ayuda debido a la gran cantidad de variables del sistema, a la complejidad de las ecuaciones empleadas, o por la imposibilidad de obtener medidas precisas de algunas magnitudes (Tran et al., 2018).

Las metodologías que surgieron en el desarrollo de la teoría no son las únicas que toman el caos como base, aunque sí las que más se utilizan en la actualidad para estudiar este fenómeno. Uno de los métodos matemáticos mencionados es el de la lógica difusa que supuso una alternativa al problema de la interpretación de lo numérico, de lectura de las ecuaciones diferenciales o matriciales clásicas planteadas en campos difusos. Su aplicación se ha extendido, tanto en el tratamiento de la señal compleja en un campo determinista, como el de la simulación de las redes neuronales de acuerdo con el modelo. Del estudio de la teoría del caos surgen numerosas aplicaciones entre las que podemos distinguir: enfermedades y terapéutica, enfermedades paradójicas, situaciones inmunológicas, cardiología, neurobiología y en farmacología (Dokoumetzidis et al., 2001).

Además, otra aplicación es el cifrado generado a partir de la teoría del caos, las ecuaciones diferenciales no generan una clave segura y confiable para proteger la información enviada entre los dos nodos de la red. Esta seguridad se basa especialmente en la sensibilidad a las condiciones iniciales del sistema. En muchos algoritmos criptográficos clásicos, la seguridad de las claves o contraseñas se basa en la complicación que implica encontrar un error en las matemáticas subyacentes o en la dificultad del algoritmo específico. Del mismo modo, la seguridad caótica deriva de la sensibilidad exponencial en el tiempo de su dinámica respecto a las perturbaciones en las condiciones iniciales, lo que hace improbable reproducir o analizar las secuencias de clave apropiadas (Kocarev, 2001).

La protección de la información es una de las principales preocupaciones en los sistemas de comunicación actuales, particularmente en las redes inalámbricas y móviles, cuyas comunicaciones, en muchos casos, viajan sobre canales de comunicación inalámbricos compartidos, a menudo implementados utilizando equipos que corresponden a la capa física, con componentes y sistemas de bajo costo para ser fácilmente accesibles, permitiendo así el acceso no autorizado con múltiples técnicas de fácil implementación. El avance constante en hardware y software influye en estas actividades. Los algoritmos del caos se han convertido en una solución popular y atractiva para el aseguramiento de la información, debido a sus propiedades de bajos niveles de predicción y alta robustez frente al ruido y los errores. Las técnicas clásicas de cifrado simétrico o asimétrico se han utilizado con éxitos masivos en los sistemas de comunicación para garantizar la confidencialidad, integridad y autenticación a través del envío seguro de las claves criptográficas (Zhang et al., 2017; Banoth y Regar, 2023).

En la gestión del talento organizacional, los modelos caóticos permiten una comprensión más realista de la toma de decisiones en contextos inciertos, donde múltiples factores interactúan simultáneamente. Así como un sistema caótico responde de forma altamente sensible a sus condiciones iniciales, las organizaciones deben reconocer la influencia de las trayectorias individuales en los resultados colectivos. Esto refuerza la necesidad de políticas inclusivas que valoren la unicidad de cada colaborador y fomenten una cultura capaz de adaptarse a configuraciones cambiantes de talento.

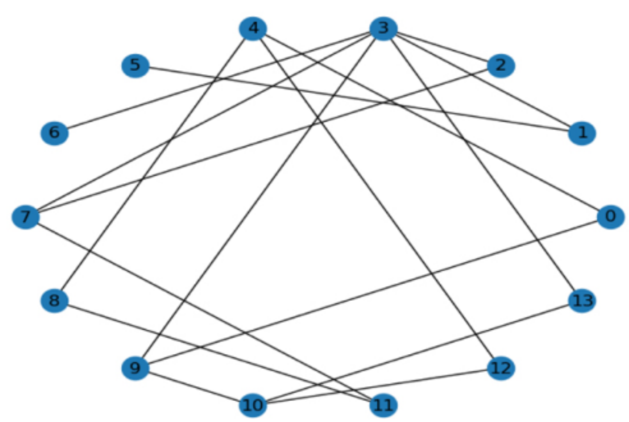
Análisis de redes complejas y sincronización de caos

Las Redes Neuronales Artificiales son una representación artificial de un conjunto de células nerviosas que forman una red. Modelo simple del cerebro, con asociación síncrona de caos en escala completa o por medio de acoplamiento local. En particular, la transición de fase entre desorden y sincronización exhibida por redes de elementos oscilatorios con acoplamiento. El problema de transmisión de información en la corteza visual se reduce a encontrar el camino neuronal más corto entre dos regiones. Entonces, se construye una red a partir de la región activa dependiendo de las condiciones del estímulo (Krenker et al., 2011; Jiménez-López y López-Rivera, 2023).

Los nodos son unidades independientes, pero con conexiones adyacentes en la corteza cerebral. Idealmente, una columna de nodos debería tener entre 300 y 1000 neuronas para formar autoorganización y realizar excepciones en las redes. Cada nodo representa una célula nerviosa y cada enlace recíproco de transferencia sináptica entre células cercanas es representado por la fuerza del acoplamiento. Las redes neuronales artificiales se caracterizan por tener una estructura a pequeña escala definida por el número, distribución y conectividad de sus vecinos más cercanos (Poulton, 2002).

En la teoría de grafos, un grafo es un conjunto formado por vértices o nodos y aristas. Mientras que la red es sistema o conjunto de nodos y aristas con determinada topología. En particular, las redes complejas hacen referencia a conjuntos de nodos y aristas con determinada topología compleja. Las redes de mundo pequeño muestran una alta localidad e interconectividad entre los nodos. Por otro lado, las redes libres de escala, además de demostrar una alta conexión entre nodos, el grado de conexión de casi todos los nodos es bastante bajo, ver figura 2 (Van Steen, 2010).

Figura 2 Red de escala libre



En computación y sistemas dinámicos no es común operar directamente con sistemas caóticos, sino con sistemas que presentan características caóticas. El término 'maestro-esclavo' se utiliza para describir la sincronización de dos sistemas caóticos mediante diversas técnicas que inducen una dinámica caótica. El más simple de los casos es la sincronización de dos sistemas caóticos idénticos. Recientemente, este tema ha alcanzado popularidad con fuertes implicaciones teóricas y prácticas en campos como las comunicaciones y el procesamiento de señales (Boccaletti et al., 2002). Un reporte de que es posible sincronizar dos sistemas caóticos en condiciones no triviales, asume que los atractores correspondientes a los distintos sistemas poseen características iguales o similares y es posible «forzar» una respuesta violenta mediante la modulación de un comportamiento más suave denominada «respuesta». Entonces, la noción de sincronización requiere como primer paso identificar la topología y similitud subyacente de dos sistemas o atractores no iguales (Donges et al., 2009).

El término «maestro-esclavo» es utilizado cuando sincronizamos dos sistemas caóticos por diferentes técnicas que nos llevan a tener una dinámica caótica (Jiménez-López et al., 2012). En un rango de direcciones ip que forma parte de una red más grande, anteriores y otras posteriores a la región excitada provocan el proceso de sincronización de un conjunto pequeño de neuronas. En este contexto, se ha utilizado el término de sincronización para indicar que se activan por medio del Maestro, que reciben una región muy limitada del espacio colaborativo que operará como esclavo, generando las salidas opuestas (Lu et al., 2021).

Las redes complejas, como las redes neuronales artificiales que operan bajo principios caóticos, pueden compararse con equipos organizacionales conformados por individuos con distintos saberes, perspectivas y estilos cognitivos. La sincronización de sistemas caóticos mediante acoplamientos estructurados es análoga a la necesidad de establecer mecanismos organizacionales que, sin uniformar, logren coordinar la diversidad de talentos. En este sentido, el caos no representa desorden improductivo, sino un orden emergente que depende de la interacción contextual y la comunicación entre nodos diversos.

Hardware y software especializado para cómputo caótico

El rápido crecimiento en la potencia de cálculo de las computadoras ha sido explicado principalmente por las contribuciones provenientes de la creciente integración de un gran número de elementos de cómputo en circuitos integrados. Acompañado por la aparición de la computadora digital como tecnología dominante, ha mantenido sus beneficios en los últimos años. Sin embargo, la necesidad de sistemas que requieran bajas potencias de cálculo, asociada a la creciente conciencia de la existencia de límites fundamentales en la reducción del tamaño de los dispositivos requeridos para un progreso sin fin, induce al desarrollo de dispositivos alternativos a la computadora convencional (Palem, 2005).

Al frente de estos sistemas alternativos se sitúan los basados en el paradigma del cómputo caótico. La viabilidad de aplicar la dinámica de un sistema caótico para realizar un procesamiento, que las propiedades de las trayectorias evolutivas del sistema caótico sean las adecuadas para llevar a buen término la tarea de procesamiento deseada. En principio, este tipo de sistemas permite superar las barreras impuestas y permite incrementar la capacidad de cómputo, a costa de distintas contrapartidas como puede ser, en algunos casos, la necesidad de relajar las condiciones de sincronización existentes (Tetenbaum, 1998).

Para el caso de los sistemas caóticos conmutados pueden referirse a sistemas eléctricos, redes de comunicación o sistemas de análisis y control. Surge de la necesidad de analizar señales analógicas, con un rango dinámico limitado, que deban ser convertidas a resultados numéricos. Este problema aparece en la práctica en contra el interés de observar lo máximo de la potencialidad de la dinámica caótica que puede disponer de un número infinito de estados, pero también obliga a diseñar sistemas con comunicaciones digitales que no pueden competir en cuanto a velocidad, accesibilidad e integralidad con la de sus partes opuestas análogas. Estas ventajas están detrás de la fiebre de diseñar circuitos nuevos que operan con señales de menor energía, incrementan con cada nuevo ciclo de diseño y escalan mejor en cuanto se reduce la longitud y la masa de las interconexiones (McComas et al., 2016).

Hasta ahora se han presentado de forma general los modelos de hardware para los algoritmos de caos más representativos. Sin embargo, en el contexto de los sistemas embebidos (i.e. son sistemas de computación diseñados para realizar funciones específicas dentro de un dispositivo mayor), se debe contar con plataformas de desarrollo que faciliten la programación y depuración de hardware. La selección de la plataforma depende de las características de los dispositivos que se desean programar.

El ambiente de desarrollo integra el compilador, lo cual permite compilar y depurar los programas, tiene soporte para un emulador depurador y ejecutor del programa, conectados mediante un puerto. Adicionalmente, cuenta con un simulador que permite simular el funcionamiento del procesador. Solo tiene soporte para dispositivos de la misma compañía. Es un compilador que provee soporte para los microcontroladores que tiene un conjunto de herramientas de compilación, un emulador y depurador, también cuenta con un simulador. Para la implementación de los algoritmos de caos se hace uso de una plataforma para los diferentes escenarios presentados. Dicha plataforma se implementa a través de una tarjeta de desarrollo (Akgul et al., 2016).

A menudo, matemáticos y físicos se centran en demostrar propiedades o comportamientos mediante herramientas abstractas, alejándose de aplicaciones prácticas a las que los experimentadores y los programadores no pueden acceder. Si bien esto puede ser cierto y necesario a veces, no siempre es el caso. Un ejemplo es el desarrollo de comportamientos caóticos aplicado a la biología, en el estudio de comportamientos dinámicos de células, que utiliza técnicas abstractas en su núcleo para determinar la dinámica de los comportamientos para finalmente realizar simulaciones que luego se podrán contrastar con datos experimentales. Con esto se pretende demostrar que, si se tiene un modelo de un sistema determinado, este debe considerar las variables más significativas, representando a las demás como valores constantes; de más está decir que las interrelaciones con los demás sistemas circunstantes no faltan (Buckley, 2017).

Para incluir los sistemas determinados se ignora la rica dinámica en busca de simplicidad. Es la suposición de que la dinámica de variables de un sistema que depende fuertemente de otros sistemas es tan compleja que virtualmente es imposible comprenderla en su totalidad. Esto permite englobar múltiples sistemas en uno, facilitando la investigación simultánea de variables, posteriormente, la obtención de expresiones matemáticas del nuevo sistema, aunque con cierto margen de error con comportamientos estables, organizados según un patrón lógico conocido y fácilmente comprensibles (Buckley, 2017).

El diseño de hardware y software para cómputo caótico requiere enfoques abiertos, interdisciplinares y adaptativos, los cuales también son esenciales para gestionar equipos humanos diversos. Así como el desarrollo de plataformas embebidas demanda flexibilidad para múltiples escenarios, las organizaciones deben cultivar entornos que permitan la expresión de talentos variados. Este paralelismo técnico-organizacional sugiere que la diversidad no solo es deseable, sino necesaria para responder a desafíos complejos con soluciones innovadoras.

Cómputo caótico

A pesar de los esfuerzos para resolver numerosas dificultades y limitantes en la simulación de sistemas complejos o caóticos, existen desafíos importantes que debieran resolverse en el futuro, en el ámbito del cómputo caótico. En general, es posible asegurar que el campo se encuentra aún en desarrollo, en comparación con la robustez lograda en otras áreas de cómputo y las dificultades mencionadas todavía exhiben limitantes para la práctica profesional si se trata de contrastar las soluciones obtenidas con problemas reales o tomar como hipótesis estas soluciones para adquisición de conocimientos científicos.

Se hace referencia a la inexistencia de propuestas experimentales como modo de validación de los modelos en los reportes provenientes de la teoría de los estudios analizados. En los trabajos pueden encontrarse solo intuiciones en favor de la fidelidad de la aproximación propuesta. Otros describen problemas de acceso a las áreas reales, que es la razón por la cual los investigadores describen teoría en lugar de describir experimentalmente la estructura hipotética o la validez de la hipótesis real. La implementación experimental suele no ser documentada ni replicada con facilidad, lo que dificulta aún más la aceptación o rechazo de las propuestas. Por esa dificultad y porque mayormente no se trata de propuestas experimentales validadas, conocidas como únicas, los modelos y teorías propuestas son, en vastas áreas aún, propuestas únicas, solo expresión, idea o hipótesis.

La dinámica caótica es una subdisciplina del comportamiento no lineal que se ha consolidado como un nuevo campo de estudio en el terreno de la teoría no lineal y de las ciencias de los sistemas complejos. El auge de este campo se establece a partir del aporte de la teoría del caos y la amplia difusión dada por científicos de todo tipo de disciplinas. La atención a la posibilidad de utilizar el caos con fines determinados, como es el control de sistemas caóticos, que es un método para influir en el comportamiento de sistemas caóticos y hacerlos predecibles dentro de ciertos límites. Por el contrario, existen otros sistemas donde interesa explotar las propiedades del caos. Entre ellos, sobresalen los sistemas de cómputo. Durante algún tiempo, potenciales aplicaciones físicas relacionadas con los sistemas caóticos se encontraban veladas por la inexistencia de la tecnología necesaria para medir el estado de los sistemas caóticos en forma práctica y económica.

De esta manera, la única manifestación experimental de los sistemas caóticos eran sus explosiones a un estado de indeterminación debido al ruido en los observables del sistema, dominadas como ruido blanco, si se estaba en situaciones complejas. Sin embargo, el caos continuó su desarrollo pese a esa situación aparente. Su identificación en una amplia cantidad de sistemas como el péndulo doble, el oscilador cóncavo, los modelos matemáticos usado para describir poblaciones y otros sistemas dinámicos caóticos puede ser los mapas de logística de alto orden, las corrientes en convección turbulentas, las estructuras de Langmuir y los láseres de estado sólido, por citar solo algunos, impartieron una dosis de realidad no solo no discutible, sino necesaria a su estudio detallado, dejando de manifiesto sus principales características, entre las cuales se encuentran la sensibilidad a las condiciones iniciales, la presencia de trayectorias irregulares en la colección experimental llamada atractor y la existencia de datos reales ocultos dentro de un régimen de aparente indeterminación, llamados órbitas y causas determinantes.

Un argumento recurrente para justificar el uso de la computación caótica como solución a los problemas encontrados en la optimización, modelación o simulación de sistemas complejos, es justamente la complejidad misma de los sistemas. Este argumento se concreta en afirmaciones de que un pseudoaleatorio caótico cubrirá un conjunto de condiciones de manera más parecidas que al elegir otro esquema de uniformidad disponible. El problema de números aleatorios redundará en reducir la generación cada vez más adelantada de ciclos. La computación caótica con un trazador de órbitas que describa el caos. Incluso la precisión en la generación es de menor calidad en comparación con la monoestable.

Desafíos en la implementación de un cpu caótico: tecnológicamente, diseñar e implementar el cpu asociado a un suc supone un desafío técnico importante, ya que no se cuenta con las ventajas estructurales inherentes a las cpu que implementan el modelo de computación convencionalmente utilizado: el modelo de computación que tiene memoria y procesador.

Conclusiones

Estudios recientes muestran cómo la aplicación del cómputo caótico ha impulsado avances en diversos campos disciplinarios y tecnológicos, donde, en varios casos, el impacto ha sido menor, mediano o alto, dependiendo del que hacer o de la naturaleza del problema. En tales disciplinas o tecnologías llama la atención sobre nuevos problemas a los que se acerca, aunque la mayoría de las veces se haga sin haber estudiado a fondo ese nuevo problema o se anticipe en debatir sus bondades y sobre todo sus limitaciones.

Uno de los aspectos que más resalta hasta ahora es la posibilidad de encontrar nuevas alternativas o soluciones a problemas específicos que han sido de interés común para disciplinas o gente que se desenvuelve en un campo del saber. Nos referimos a la opción dada al sujeto antes de confrontar un problema asociado, a cómo acercarse a él con base en las diversas opciones y oportunidades que le brinda un paradigma nuevo. Más todavía, si nos proyectamos a la cotidianidad del sujeto que se ubica en un campo de saber en el contexto sociocultural. Ahora bien, es importante señalar que tales aproximaciones han sido diversas, pues el ser humano es naturalmente creativo y curioso, lo que le posibilita enfrentar los problemas con las alternativas u oportunidades que el mismo ser humano selecciona o busca, la cual es el reflejo de su necesidad personal como miembro de una sociedad concreta.

En este trabajo se han explorado los puntos en común entre diversos pensadores, las formas explícitas e implícitas en que abordaron los problemas. Se pretende crear un puente entre avances científicos y diversos autores. Se ha indagado en la complejidad de la realidad, el dinamismo que comparten los sistemas y la relación espacio-tiempo que establecen.

La implementación del caos y la complejidad en la ciencia muestra una conciencia de lo imprevisto, de lo invisible. En muchas explicaciones no está presente la situación social caótica, sino las grandes tendencias, estructuras que oscurecen, a su manera, el comportamiento humano. El análisis de sistemas más pequeños, desde lo atómico hasta los seres vivos, parece conducir invariablemente a no linealidades y detonantes. A estructuras de las que surgen comportamientos que no se derivan simplemente de su estructura. Esto ocurre solo con algún tipo de interacción externa o variación interna. Por tanto, no es de extrañar que la realidad social desarrolle procesos evolutivos que no son estancados, esto sucede a través de una interacción entre los componentes que los mantienen activos.

A lo largo del capítulo se ha argumentado que los sistemas caóticos ofrecen no solo herramientas matemáticas o computacionales, sino también metáforas operativas potentes para comprender fenómenos organizacionales. En particular, la inclusión del talento puede beneficiarse de un enfoque que acepte la no linealidad de las trayectorias profesionales, la sensibilidad a las condiciones contextuales y la riqueza emergente de la interacción entre diferencias. El cómputo caótico permite entonces visibilizar que, en lugar de eliminar el desorden, las organizaciones exitosas aprenden a estructurarlo productivamente.

Finalmente, este estudio destaca que la implementación de herramientas como el cómputo caótico no solo es relevante en campos técnicos, sino que también proporciona nuevas perspectivas para la gestión organizacional. En particular, su capacidad para representar dinámicas complejas ofrece un marco conceptual útil para reflexionar sobre la inclusión del talento en contextos laborales diversos. Promover el pensamiento no lineal y la adaptación a lo impredecible es clave para organizaciones que valoran la diversidad como un recurso estratégico.

Referencias

Akgul, A., Calgan, H., Koyuncu, I., Pehlivan, I. y Istanbullu, A. (2016). Chaos-based Engineering Applications with a 3D Chaotic System

Without Equilibrium Points. *Nonlinear Dynamics*, *84*, 481-495.

Banoth, R. y Regar, R. (2023). Asymmetric Key Cryptography. In *Classical and Modern Cryptography for Beginners* (pp. 109-165). Springer Nature Switzerland.

Baños, G. (2024). *El sueño de la Inteligencia Artificial: el proyecto de construir máquinas pensantes: una historia de la IA*. Shackleton Books.

Bastida, J. y Hernández, D. (2015). *El fotón de Asclepio.* Fondo de Cultura Económica.

Boccaletti, S., Grebogi, C., Lai, Y., Mancini, H. y Maza, D. (2000). The Control of Chaos: Theory and Applications. *Physics Reports*, *329* (3), 103-197.

Boccaletti, S., Kurths, J., Osipov, G., Valladares, D. y Zhou, C. (2002). The Synchronization of Chaotic Systems. *Physics Reports*, *366* (1-2), 1-101.

Buckley, W. (2017). Society as a complex Adaptive System. In *Systems Research for Behavioral Science* (pp. 490-513). Routledge.

Campos-Cantón, E., Barajas-Ramirez, J., Solís-Perales, G. y Femat, R. (2010). Multiscroll Attractors by Switching Systems. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, *20* (1).

Chau, K. y Wang, Z. (2011). *Chaos in Electric Drive Systems: Analysis, Control and Application*. John Wiley & Sons.

Chen, X., Han, D. y Molchanov, S. (2024). Phase Transitions in the Non-stationary Lattice Anderson Model. *Journal of Mathematical Physics*, *65* (12).

Corning, P. A. (1995). Synergy and Self-organization in the Evolution of Complex Systems. *Systems Research*, *12* (2), 89-121.

Demongeot, J., Goles, E., Morvan, M., Noual, M., and Sené, S. (2010). Attraction Basins as Gauges of Robustness Against Boundary Conditions in Biological Complex Systems. *Plos One, 5* (8), e 11793.

Donges, J. F., Zou, Y., Marwan, N., and Kurths, J. (2009). Complex Networks in Climate Dynamics: Comparing Linear and Nonlinear Network Construction Methods. *The European Physical Journal Special Topics*, *174* (1), 157-179.

Dokoumetzidis, A., Iliadis, A., and Macheras, P. (2001). Nonlinear Dynamics and Chaos Theory: Concepts and Applications Relevant

to Pharmacodynamics. *Pharmaceutical Research*, *18*, 415-426.
Farmer, J. (1982). Chaotic Attractors of an Infinite-Dimensional Dynamical System. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, *4* (3), 366-393.
Galton, A. (2004). Fields and Objects in Space, Time, and Space-Time. *Spatial Cognition and Computation*, *4* (1), 39-68.
Galushko, V., and Gamtessa, S. (2022). Impact of Climate Change on Productivity and Technical Efficiency in Canadian Crop Production. *Sustainability*, *14* (7), 4241.
Guerrero Barberán, J. (2024). Reducción de complejidad computacional en simulaciones de dinámica de fluidos mediante aprendizaje profundo y representación simbólica.
Jiménez-López, E., Murguía, J. y Campos Cantón, E. (2012). Análisis de una familia de osciladores con múltiples enroscados. *Revista Mexicana de Física E*, *1* (58), 44-47.
Jiménez-López, E. (2023). Deep Learning in the Expansion of the Urban Spot. In *Study of Complex Systems and their Applications Conference* (pp. 3751). Springer Nature Switzerland.
Jiménez-López, E. y López-Rivera, L. (2023). Artificial Neural Networks in the Application of the Growth of the Urban Sprawl. *Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI*, *11* (21), 109-119.
Kocarev, L. (2001). Chaos-based Cryptography: a Brief Overview. *IEEE Circuits and Systems Magazine*, *1* (3), 6-21.
Krenker, A., Bešter, J. y Kos, A. (2011). Introduction to the Artificial Neural Networks. *Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications. InTech*, 1-18.
Lu, X., Lai, J., and Liu, G. P. (2021). Master-slave Cooperation For Multi-dc-mgs Via Variable Cyber Networks. *IEEE Transactions on Cybernetics*, *52* (8), 84258438.
McComas, D., Alexander, N., Angold, N., Bale, S., Beebe, C., Birdwell, B.,… y Wilson, P. (2016). Integrated Science Investigation of the Sun (ISIS): Design of the Energetic Particle Investigation. *Space Science Reviews*, *204*, 187-256.
Montbrió, E., Pazó, D. y Roxin, A. (2015). Macroscopic Description for Networks of Spiking Neurons. *Physical Review X*, *5* (2), 021028.

Mora, T., Pastor, D., Jiménez-Rodríguez, M., y Gómez, O. (2024). Desarrollo de una aplicación web para la graficación de atractores caóticos utilizando la metodología Scrum. *Revista Perspectivas*, *6* (1).

Neale, R. y Slingo, J. (2003). The Maritime Continent and its Role in the Global Climate: A gcm Study. *Journal of Climate, 16* (5), 834-848.

Ontañón-García, L., Jiménez-López, E., and Campos-Cantón, E. (2012). Generation of Multiscroll Attractors by Controlling the Equilibria. *IFAC Proceedings Volumes*, *45* (12), 111-114.

Palem, K. (2005). Energy Aware Computing Through Probabilistic Switching: a Study of Limits. *IEEE Transactions on Computers*, *54* (9), 1123-1137.

Poulton, M. (2002). Neural Networks as an Intelligence Amplification Tool: a Review of Applications. *Geophysics*, *67* (3), 979-993.

Rojo-Garibaldi, B. y Contreras-López, M. (2020). Fundamentos de la utilidad de un análisis no-lineal en el sistema climático. *Revista Estudios Hemisféricos y Polares*, *11* (2), 89-115.

Tetenbaum, T. (1998). Shifting Paradigms: From Newton to Chaos. *Organizational Dynamics, 26* (4), 21-32.

Teuscher, C. (2022). Revisiting the Edge of Chaos: Again? *Biosystems*, *218*, 104693.

Tran, D., Iosifidis, A., Kanniainen, J., and Gabbouj, M. (2018). Temporal Attention-Augmented Bilinear Network for Financial Time-Series Data Analysis. *IEEE transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *30* (5), 1407-1418.

Van Steen, M. (2010). Graph Theory and Complex Networks. an Introduction, 144 (1).

Yates, F. (1994). Order and Complexity in Dynamical Systems: Homeodynamics as a Generalized Mechanics for Biology. *Mathematical and Computer Modelling*, *19* (6-8), 49-74.

Zhang, J., Duong, T., Woods, R., and Marshall, A. (2017). Securing Wireless Communications of the Internet of Things from The Physical Layer, An Overview. *Entropy*, *19* (8), 420.

Zong, Q., Yao, W., Zhou, H., Zhao, H., Wen, J., and Cheng, S. (2023). Transient Stability Assessment of Large-Scale Power System Using Predictive Maximal Lyapunov Exponent Approach. *IEEE Transactions on Power Systems*, *39* (3), 5163-5176.