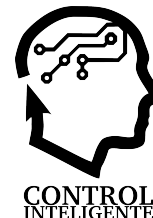




## XVII Simposio CEA de Control Inteligente

27-29 de junio de 2022, León



### Modelado de series temporales mediante echo state networks para aplicaciones de analítica visual

Díaz, I.<sup>a,\*</sup>, Enguita, J. M.<sup>a</sup>, García, D.<sup>a</sup>, Cuadrado, A.A.<sup>a</sup>, González, A.<sup>a</sup>, Domínguez, M.<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Área de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Oviedo, Edificio Torres Quevedo (Departamental Oeste), bloque 2 Campus Universitario, 33204 Gijón, España (Spain)

<sup>b</sup>Escuela de Ingenierías, Campus de Vegazana, León, España (Spain)

**To cite this article:** Díaz, I., Enguita, J.M., García D. Cuadrado, A.A., González A. Domínguez, M. 2022. "Modelado de series temporales mediante echo state networks para aplicaciones de analítica visual". XVII Simposio CEA de Control Inteligente.

#### Resumen

En este artículo se presenta un trabajo en curso dentro del proyecto *Herramientas de analítica visual para el estudio de problemas complejos en ingeniería y biomedicina* (PID2020-115401GB-I00), para la representación de series temporales en aplicaciones de analítica visual. Se parte de una técnica propuesta recientemente, que es utilizada para la caracterización de series temporales de procesos mediante *Echo State Networks* (ESN), y se propone a partir de ella un método de visualización basado en reducción de la dimensionalidad, que puede ser empleado para el análisis exploratorio de procesos con dinámica, así como para la monitorización de la condición. El método propuesto se aplica a un conjunto de datos sintético y a un conjunto de datos reales de vibración de un motor de inducción sometido a desequilibrios mecánicos y eléctricos graduales.

**Palabras clave:** Modelado de series temporales, monitorización de la condición, redes neuronales en control de procesos, monitorización de salud y diagnóstico.

#### Time Series Modeling by means of Echo State Networks for Visual Analysis Applications

#### Abstract

This paper presents a work in progress within the project *Visual analytics tools for the study of complex problems in engineering and biomedicine* (PID2020-115401GB-I00), for the representation of time series in visual analytics applications. We start from a recently proposed technique, which is used for the characterization of process time series by means of *Echo State Networks* (ESN), and propose a visualization method based on dimensionality reduction, which can be used for the exploratory analysis of processes with dynamics, as well as for condition monitoring. The proposed method is applied to a synthetic data set and to a real vibration data set of an induction motor subjected to gradual mechanical and electrical unbalance.

**Keywords:** Time series modelling, condition monitoring, neural networks in process control, health monitoring and diagnosis.

#### 1. Introducción

El modelado y caracterización de series temporales constituye un área de gran interés en numerosos problemas de ciencia e ingeniería. En general, las series temporales son respuestas de un proceso o sistema que portan información relacionada con la naturaleza y condición de funcionamiento del mismo. Por tanto, su modelado, caracterización y representación son de gran interés en aplicaciones de analítica de datos de procesos y sistemas con dinámica, para el descubrimiento de conocimiento útil

que permita su optimización, mejora de la eficiencia, o para la determinación de la condición de funcionamiento, detección y diagnóstico de fallos.

Muchos de los enfoques para la caracterización de la dinámica se basan en la elaboración de modelos del proceso, o partes de él, a partir de señales de excitación y de respuesta, que pueden ser utilizados como gemelos digitales de las partes del proceso modeladas en esquemas de redundancia analítica para la detección y diagnóstico de fallos, o para generar visua-

\*Autor para correspondencia: idiaz@uniovi.es

lizaciones de datos mediante simulación en distintos escenarios que permitan al usuario interpretar el comportamiento del proceso y obtener conocimiento útil del mismo.

Sin embargo, a menudo la única información disponible para la determinación del estado dinámico del proceso viene dada en términos de series temporales generadas por uno o más sensores del proceso. Existen numerosos enfoques en la literatura para la comparación y caracterización de series temporales. Los más habituales se basan en el cálculo de descriptores frecuenciales, tales como energías en bandas en frecuencia, usando técnicas de Fourier (FFT); otros enfoques clásicos se basan en la obtención de modelos generativos lineales de la serie temporal, tales como los autorregresivos (AR). Aunque estas técnicas son efectivas y han sido (y son) muy empleadas, se basan en modelos lineales y tienen una capacidad limitada para describir series complejas. Más recientemente han surgido numerosos enfoques basados en técnicas de *deep learning*, tales como el uso de capas convolucionales 1D (Ismail Fawaz et al., 2019; Zhao et al., 2017); también se ha planteado con éxito la caracterización de series temporales mediante imágenes (Wang and Oates, 2015), que permiten usar posteriormente redes convolucionales 2D, muy eficientes en clasificación de imágenes. La alternativa a las arquitecturas convolucionales es el empleo de redes recurrentes (especialmente las redes *Long-Short Term Memory*, LSTM (Hochreiter and Schmidhuber, 1997; Ismail Fawaz et al., 2019) o las *Gated Recurrent Units* (GRU) (Cho et al., 2014)), algoritmos no lineales recursivos con estados internos, que pueden ser integrados como capas en arquitecturas deep learning, y cuyos parámetros pueden ser entrenados mediante *Back Propagation Through Time* (BPTT).

Aunque las técnicas deep learning descritas son muy eficaces en tareas de clasificación y predicción de series temporales, en general implican arquitecturas complejas y con muchos parámetros, lo que hace difícil diseñarlas y lento entrenarlas. En (Jaeger, 2001), Jaeger propuso las *Echo State Networks* (ESN), enmarcadas en el paradigma *reservoir computing*, con un enfoque diferente: generar una expansión no lineal de la serie en cientos de modos transitorios mediante un modelo no lineal recursivo con pesos semialeatorios (fijos, no entrenados); posteriormente, se pueden combinar estos modos transitorios para estimar la salida (que puede ser una estimación, predicción o clase) utilizando técnicas de regresión estándar. Las ESN producen resultados competitivos –en algunos problemas, hasta tres ordenes de magnitud superiores a otras técnicas (Jaeger and Haas, 2004)– con arquitecturas profundas, pero su entrenamiento es casi inmediato (una regresión lineal), haciéndolas muy versátiles para algoritmos adaptativos, o incluso para formar arquitecturas tipo *ensemble* o profundas (Gallicchio et al., 2018).

En este artículo se presentan resultados preliminares de un método para la visualización de series temporales basado en el modelado mediante ESN, del que se puede obtener un vector de características representativo de la serie temporal, y posterior reducción de la dimensión en un espacio latente de baja dimensión (2D) que permite una representación visual de las series

temporales útil para el análisis exploratorio de los distintos estados dinámicos del proceso, así como para la monitorización de la condición. El método propuesto se aplica a un conjunto de datos sintético y a un conjunto de datos reales de vibración de un motor de inducción sometido a desequilibrios mecánicos y eléctricos graduales.

## 2. Metodos y técnicas

### 2.1. Echo State Networks

Las *Echo State Networks* (ESN) (Jaeger, 2001; Jaeger and Haas, 2004) son un tipo de red neuronal recurrente que, en su forma básica, permite modelar sistemas no lineales mediante aprendizaje supervisado. El modelo general en espacio de estados de un sistema dinámico no lineal, produce un vector de salidas  $\mathbf{y}(k) \in \mathbb{R}^q$  a partir de un vector de entradas  $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^p$  y de un vector de estados  $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$  mediante un sistema de ecuaciones diferenciales de primer orden, de acuerdo con la siguiente expresión:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k+1) &= f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \\ \mathbf{y}(k) &= g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))\end{aligned}\quad (1)$$

donde las funciones  $f$  y  $g$  son, en general, no lineales. Las ESN (Jaeger, 2001, 2007; Lukoševičius and Jaeger, 2009) son un caso particular de (1), basado en el concepto de *expansión no lineal* (Lukoševičius and Jaeger, 2009), en el que se considera un vector de estados  $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$ , de muy alta dimensión, un modelo no lineal en la ecuación de estado y un modelo lineal de la salida a partir del estado <sup>1</sup>:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k) &= \sigma(\mathbf{W}_{res}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{W}_{in}\mathbf{u}(k)) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{W}_{out}\mathbf{x}(k)\end{aligned}\quad (2)$$

El modelo (2) es un caso particular de (1) que tiene como parámetros la matriz de reservorio  $\mathbf{W}_{res} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , una matriz de entradas  $\mathbf{W}_{in} \in \mathbb{R}^{n \times p}$  y una matriz de salidas  $\mathbf{W}_{out} \in \mathbb{R}^{q \times n}$ , en el que se utiliza una función no lineal  $\sigma(\cdot)$  típicamente sigmoideal en la ecuación de estado, donde las matrices  $\mathbf{W}_{res}$ ,  $\mathbf{W}_{in}$  son generadas a partir de valores aleatorios, con algunas modificaciones que permitan llevar al sistema al borde de la estabilidad.

### 2.2. Recolección de estados del reservorio

Aplicándolo recursivamente, el modelo (2) permite generar, a partir de una secuencia de entrada o excitación  $\{\mathbf{u}(k)\}$  una secuencia de vectores de estado,  $\{\mathbf{x}(k)\}$  de dimensión  $n$  que, para el caso de  $N$  muestras, pueden agruparse en una matriz:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(N)) \in \mathbb{R}^{n \times N}$$

Las filas de la matriz  $\mathbf{X}$  contienen la evolución temporal de cada uno de los  $n$  estados de  $\mathbf{x}(k)$ , constituyendo un *reservorio* de  $n$  modos dinámicos transitorios  $x_i(k)$ , que con una adecuada elección de los parámetros  $\mathbf{W}_{res}$ ,  $\mathbf{W}_{in}$  contiene una gran riqueza y variedad de comportamientos dinámicos. En la aplicación más habitual de las ESN, el modelado no lineal de sistemas dinámicos, los  $n$  modos dinámicos del reservorio se combinan

<sup>1</sup>Se indica aquí la versión original. Existen numerosas variantes en la literatura que incorporan, por ejemplo, término de *bias* añadido a  $\mathbf{u}(k)$ , efecto directo de  $\mathbf{u}(k)$  en la salida, término de feedback (inclusión de  $\mathbf{y}(k)$ ) en la ecuación de estado, aplicación de un filtro pasabajos a los estados, uso de modelos de regresión no lineal para obtener  $\mathbf{y}(k)$  a partir de  $\mathbf{x}(k)$ , etc. En Lukoševičius (2012) puede encontrarse una descripción detallada de muchas de esas variantes.

linealmente para estimar la salida. Definiendo la matriz de salidas  $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(N)) \in \mathbb{R}^{q \times N}$  la ecuación de salidas de (2) conduce a un problema de regresión lineal  $\mathbf{Y} = \mathbf{W}_{out}\mathbf{X}$  que puede resolverse usando técnicas de mínimos cuadrados estándar —suelen utilizarse técnicas con regularización, tales como *ridge regression* o *lasso*—, o mediante técnicas de regresión no lineal —ej. redes neuronales, regresión de vectores de soporte, etc.

### 2.3. Caracterización de series temporales

Sin embargo, el uso de las ESN para la caracterización de series temporales es menos frecuente. Aunque en el análisis de series temporales no existe una excitación de forma explícita, es posible aprovechar la capacidad del modelo ESN de generar un reservorio con enorme riqueza en dinámica para caracterizar series temporales. Dada una serie temporal  $\mathbf{s}(k)$ , en (Bianchi et al., 2020) se propone generar un reservorio utilizando la propia serie temporal como excitación, a la que se ha añadido un filtro de primer orden (*leaky-integrator*) (4) como se sugiere en (Lukoševičius, 2012):

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = \sigma(\mathbf{W}_{res}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{W}_{in}\mathbf{s}(k)) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}(k) = (1 - \alpha)\mathbf{x}(k-1) + \alpha\tilde{\mathbf{x}}(k) \quad (4)$$

El reservorio resultante, contiene  $n$  modos transitorios no lineales generados a partir de la excitación  $\mathbf{s}(k)$ , donde el vector de estados  $\mathbf{x}(k)$  puede verse como un conjunto expandido de descriptores de la dinámica de la serie en el instante  $k$ . Puede deducirse que la relación entre dos vectores de estados consecutivos,  $\mathbf{x}(k)$  y  $\mathbf{x}(k+1)$ , depende de la naturaleza de la excitación, que en este caso es la serie temporal. Así, los parámetros de un modelo lineal  $\mathbf{A}$ , que permita predecir  $\mathbf{x}(k+1)$  a partir de  $\mathbf{x}(k)$  constituyen una caracterización aproximada de la serie en torno a la muestra  $k$ :

$$\mathbf{x}(k+1) \approx \mathbf{A}\mathbf{x}(k) \quad (5)$$

El modelo lineal  $\mathbf{A}$  es un modelo generativo, que permite predecir el siguiente estado dinámico del reservorio que produciría la serie temporal, a partir del actual. El modelo, además, se basa en todos los modos dinámicos generados por el modelo no lineal (3), y por tanto constituye una caracterización detallada de la serie temporal  $\mathbf{y}(k)$ .

Asumiendo que la dinámica de la serie temporal es invariante a lo largo de una ventana de datos de longitud  $L$ , el modelo  $\mathbf{A}$  puede estimarse para dicha ventana, utilizando técnicas estándar de regresión multivariable (ej. *ridge regression*) para predecir  $\mathbf{x}(k+1)$  a partir de  $\mathbf{x}(k)$ . Siendo

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(k), \dots, \mathbf{x}(k+L-1)] \quad (6)$$

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{x}(k+1), \dots, \mathbf{x}(k+L)] \quad (7)$$

la matriz  $\mathbf{A}$  que minimiza  $\|\mathbf{x}(k+1) - \mathbf{A}\mathbf{x}(k)\|^2 + \lambda\|\mathbf{A}\|^2$ , se puede estimar mediante

$$\mathbf{A} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}\mathbf{Y}^T \quad (8)$$

donde  $\lambda$  es el regularizador de Tikhonov. Aunque  $\mathbf{A}$  tiene un número elevado de parámetros ( $n^2$ ), se propone en este trabajo

una descomposición en valores singulares (SVD) de la matriz  $\mathbf{A}$

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V} = \sigma_1\mathbf{u}_1\mathbf{v}_1^T + \dots + \sigma_n\mathbf{u}_n\mathbf{v}_n^T \quad (9)$$

Los valores singulares  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$  representan los pesos de los modos principales de  $\mathbf{A}$  y pueden utilizarse como descriptores de la serie temporal.

### 2.4. Aplicación en series temporales variantes

El método descrito en apartados anteriores presupone que la serie temporal  $\mathbf{s}(k)$ , aunque posea una dinámica no lineal, es invariante en el tiempo. Un procedimiento básico para abordar la caracterización de sistemas cambiantes es el *enventanado*<sup>2</sup>. Para los resultados de este trabajo, el método propuesto se aplica a las series analizadas, en ventanas de tamaño  $L$ , con desplazamientos  $D$  entre ellas,

$$\begin{aligned} &\mathbf{x}(k), \mathbf{x}(k+1), \dots, \mathbf{x}(k+L-1) \\ &\mathbf{x}(k+D), \mathbf{x}(k+1+D), \dots, \mathbf{x}(k+L-1+D) \\ &\vdots \end{aligned}$$

### 2.5. Visualización de las series en espacios latentes

El procedimiento anterior permite caracterizar la serie temporal para una ventana de tamaño  $L$  en torno a un instante  $k$ , mediante un vector de valores singulares  $\sigma(k) = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)^T$  del modelo lineal  $\mathbf{A}$ . Así, podemos hablar de un *espacio de series temporales*  $\mathcal{S}$ , de dimensión  $n$ , integrado por los vectores de valores singulares, cada uno de los cuales representa una serie temporal.

En aplicaciones de analítica visual resulta de enorme interés poder representar visualmente las series temporales de una forma intuitiva y que permita de una manera natural la interacción para operaciones de análisis. Un enfoque muy utilizado en analítica visual consiste en el uso de un mapeo de reducción de la dimensión  $\varphi: \mathcal{S} \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathcal{L} \subset \mathbb{R}^2$  para representar en un *espacio latente*  $\mathcal{L}$  de dimensión 2 —y por tanto fácilmente visualizable—, las series temporales de forma que series similares (con similares valores singulares) aparezcan juntas, y series diferentes aparezcan lejos en la representación. Aunque existen numerosas técnicas para estimar el mapeo  $\varphi$  a partir de datos —por ejemplo, *t-Stochastic Neighbor Embedding* (t-SNE) (Van der Maaten and Hinton, 2008) o el *Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction* (UMAP) (McInnes et al., 2018), ambas muy relevantes en los últimos años—, en los resultados presentados en este trabajo se utiliza el análisis de componentes principales (PCA) (Hotelling, 1933; Jolliffe, 2002), que permite ilustrar de forma sencilla el potencial de representatividad del método propuesto.

<sup>2</sup>El uso de ventanas deslizantes es la base de una de las técnicas más populares de análisis tiempo-frecuencia, la *Short Time Fourier Transform*, STFT, utilizada para la representación de espectrogramas.

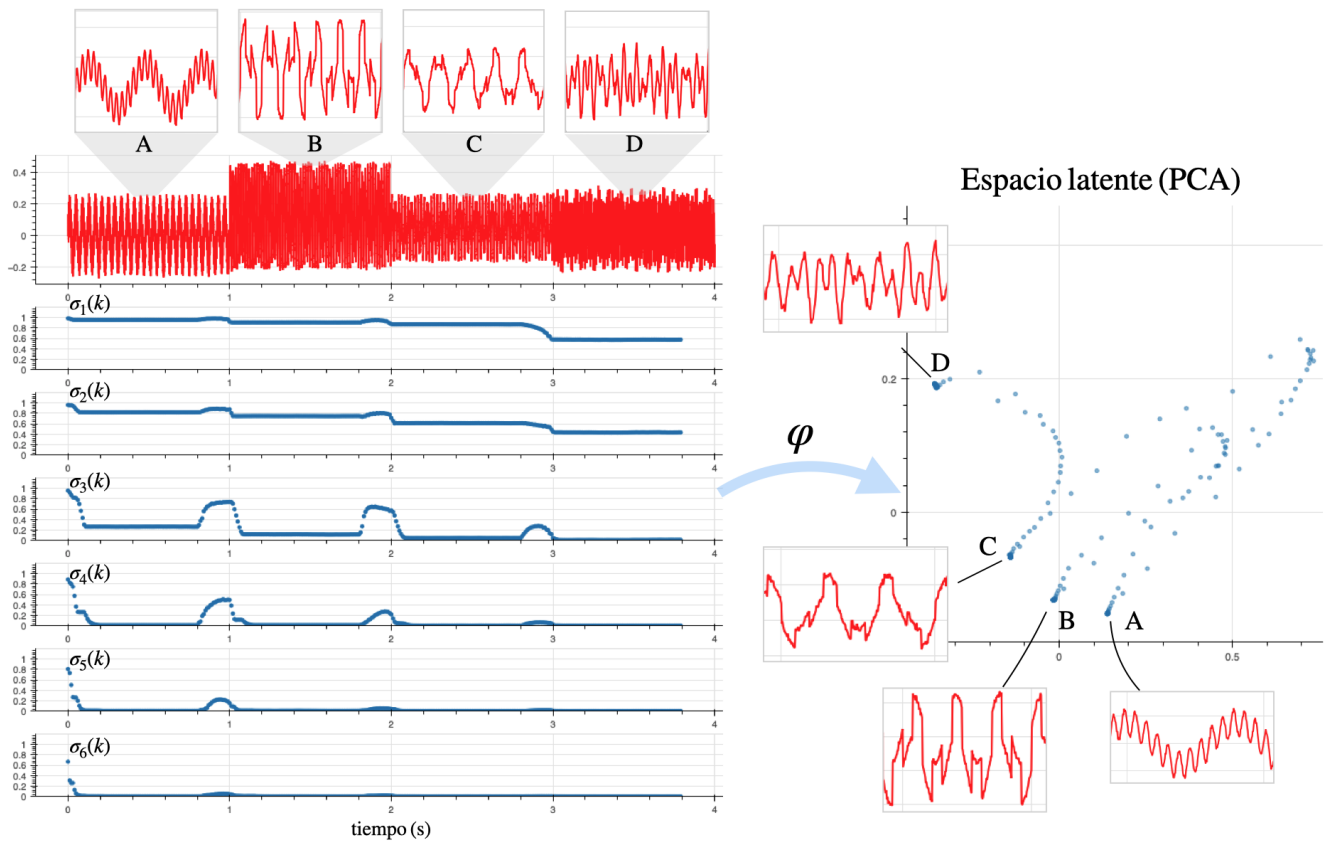


Figura 1: Izquierda arriba: secuencia de 4 series temporales (vistas de detalle arriba). Izquierda medio y abajo, valores singulares. Derecha: proyección en el espacio latente de las series temporales (PCA de sus valores singulares).

### 3. Experimentos

En esta sección se aplican los métodos y técnicas descritos en la sección 2 en dos casos de estudio: un primer caso con series temporales, generadas sintéticamente; y un caso con datos reales de vibración de un motor de inducción, sometido a distintas condiciones de funcionamiento mediante desequilibrios mecánicos y eléctricos en distintos grados.

En cuanto a la parametrización, se utilizó el modelo ESN descrito en Lukoševičius (2012)<sup>3</sup>.

#### 3.1. Datos sintéticos

Para el primer caso se generó, de forma sintética, una serie temporal con 4 tramos de dinámicas diferentes mediante combinaciones de señales senoidales y cuadradas a distintas frecuencias, de las que resultan series temporales con dinámicas complejas. Se aplicaron los métodos y técnicas descritos en la sección 2, que incluyen la caracterización de series temporales mediante ESN expuesta en 2.3, con una longitud de ventana de  $L = 1000$  y un desplazamiento  $D = 100$  entre ventanas. Para cada ventana se obtuvo el modelo lineal (5), empleando mínimos cuadrados según (8), para un valor de  $\lambda = 10$ . Los resultados se pueden ver en la Figura 1. La figura muestra la serie temporal, y debajo de ella la evolución de los mayores valores singulares,  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_6$ , de la matriz  $\mathbf{A}$ , calculados para

las ventanas que recorren la serie temporal. Como es esperable, los valores singulares tienen transitorios en los cambios de un tramo de la serie a otro, al coincidir ambos en una misma ventana. Sin embargo, se aprecia que en los intervalos en los que la ventana ocupa íntegramente cada uno de los 4 tramos de la serie, los valores singulares muestran combinaciones diferentes y estables para las distintas series, revelando una capacidad de diferenciación clara de las dinámicas.

#### 3.2. Vibraciones en un motor de inducción

La técnica se experimentó también con datos reales de un motor de inducción —datos abiertos, publicados por el grupo GSDPI, disponibles en (Díaz Blanco et al., 2019). Concretamente, se analizó la serie temporal de vibraciones (acelerómetro ubicado en el estátor, orientado en la dirección  $x$ ), de un motor de inducción de 4 kW, de dos pares de polos y 1500 rpm, sometido a distintos estados de funcionamiento, consistentes en combinaciones de asimetría mecánica (masa excéntrica en la polea) y desequilibrio eléctrico (carga resistiva variable en una de las fases). En particular, se consideraron los siguientes estados de funcionamiento:

- 1: asimetría mecánica (masa excéntrica en polea)
- 2: asimetría eléctrica y mecánica
- 3: normal
- 4: asimetría eléctrica (10 ohm)

<sup>3</sup>Se utilizaron los siguientes parámetros —ver (Lukoševičius, 2012)—, ajustados empíricamente: se tomaron  $n = 300$  estados; los pesos de  $\mathbf{W}_{res}$  y de  $\mathbf{W}_{in}$  fueron generados aleatoriamente con una distribución uniforme; el 99% de los elementos de  $\mathbf{W}_{res}$  fueron puestos a cero ( $sparsity = 0,01$ ), y finalmente la matriz resultante fue reescalada para un radio espectral  $\rho = 1,1$  (valor del mayor valor propio [polo] del reservorio). El valor de  $\alpha$  del filtro se fijó en 0,025 (polo en  $z = 0,975$ ).

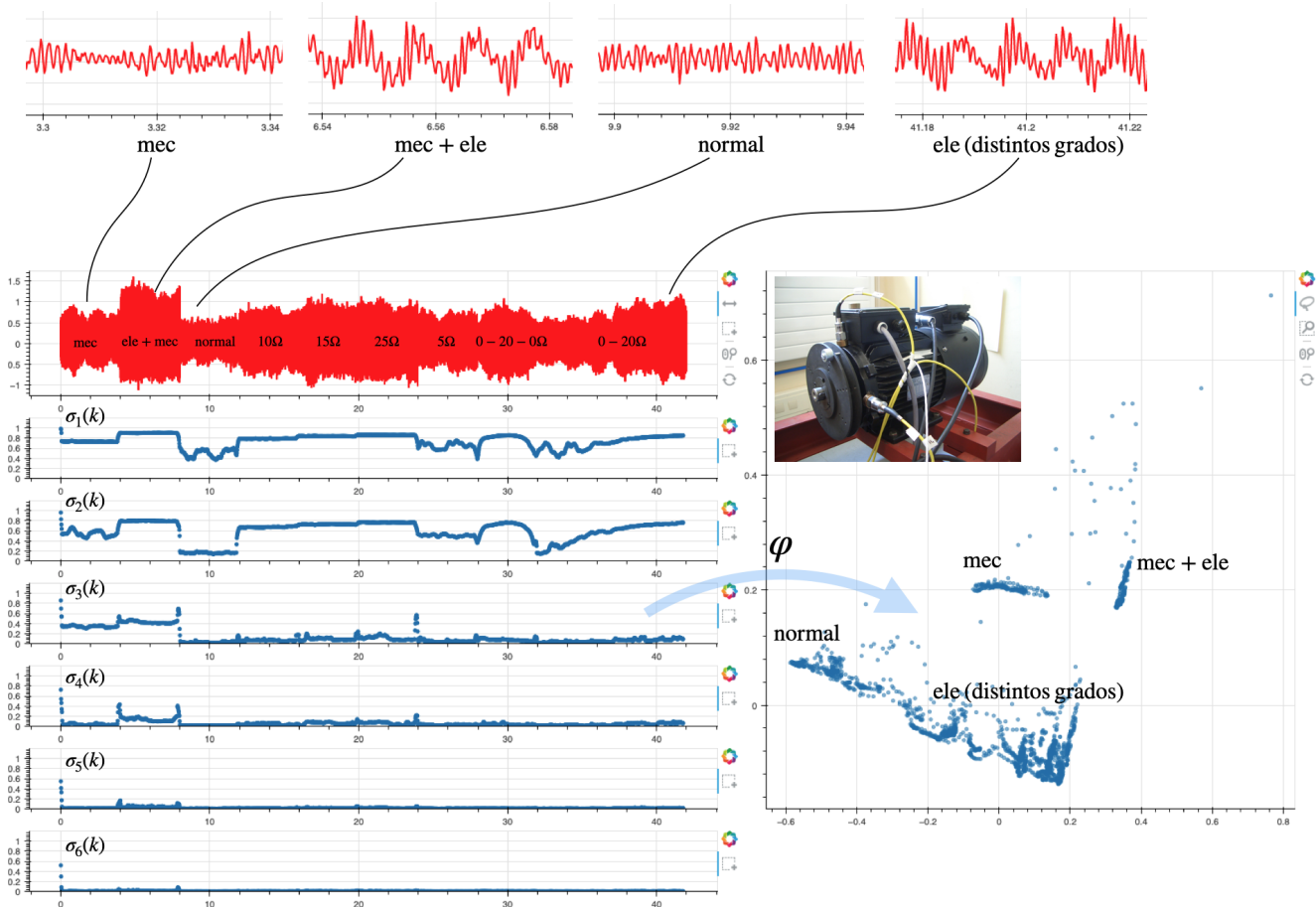


Figura 2: Izquierda arriba: serie temporal de vibraciones del motor atravesando distintas condiciones. Izquierda centro y abajo: valores singulares del modelo. Derecha: la proyección PCA de los valores singulares define un mapa visual de las series temporales, reflejando los distintos estados de operación del motor.

- 5: asimetría eléctrica (15 ohm)
- 6: asimetría eléctrica (20 ohm)
- 7: asimetría eléctrica (5 ohm)
- 8: asimetría eléctrica variable (0-20-0 ohm)
- 9: asimetría eléctrica variable (0-20 ohm)

Los resultados se muestran en la Figura 2. En la parte superior y a la izquierda se pueden observar detalles de la serie temporal en las distintas condiciones del motor. Más abajo, también a la izquierda, en azul, puede verse la evolución de los 6 mayores valores singulares. Puede comprobarse que los valores singulares son consistentes con los grados de asimetría inducidos. En particular, se aprecia la capacidad de recoger las variaciones graduales en los ensayos 8 y 9, así como con los niveles de desequilibrio eléctrico de 5, 10, 15, 20  $\Omega$  cuyas intensidades son coherentes con los cambios mostrados en los dos valores singulares más importantes,  $\sigma_1(k)$ ,  $\sigma_2(k)$ .

En el espacio latente, generado mediante una proyección de análisis de componentes principales (*Principal Component Analysis*, PCA) (Jolliffe, 2002; Hotelling, 1933) de los vectores de valores singulares, las series temporales correspondientes a los distintos estados cumplen el principio de similitud, de forma que puntos cercanos representan estados y series temporales similares. El resultado es un *mapa de estados dinámicos*, que resulta interpretable al estar los estados organizados espacialmente con arreglo a la dinámica.

#### 4. Conclusiones

En este trabajo se ha propuesto una técnica para la caracterización y visualización de series temporales, basada en *echo state networks*. La idea, basada en (Bianchi et al., 2020), se basa en generar mediante el modelo generativo no lineal de la ESN un reservorio con un número elevado de estados dinámicos, utilizando la serie temporal a analizar como excitación; a partir de los estados del reservorio, la serie temporal es caracterizada mediante los parámetros de un modelo lineal que predice el vector de estados una muestra hacia adelante. Finalmente, dicho modelo se representa de forma reducida mediante un vector con sus valores singulares.

De cara al uso en aplicaciones de analítica visual para el descubrimiento de conocimiento relacionado con la dinámica de procesos y sistemas, se propone en este trabajo una reducción de la dimensionalidad de los vectores de valores singulares y la visualización de las proyecciones en el espacio latente. Dado que la caracterización empleada explota el concepto de expansión no lineal descrito en (Lukoševičius and Jaeger, 2009), es capaz de captar aspectos dinámicos complejos de la serie temporal, lo que permite que la diferenciación entre series temporales con geometrías complejas sea precisa.

La metodología (caracterización, proyección y visualización) se aplicó en dos experimentos: uno con datos sintéticos y otro con datos reales de vibraciones de un motor de inducción

en distintas condiciones de funcionamiento consistentes en desequilibrios inducidos de tipo mecánico y eléctrico. En ambos casos, aunque las series temporales analizadas son complejas, la capacidad mostrada por la metodología para captar, caracterizar y visualizar las dinámicas mostrada por la ESN ha sido satisfactoria.

Los resultados obtenidos son prometedores y abren vías interesantes para futuro trabajo. Algunas posibilidades son la combinación con otras técnicas de reducción de la dimensión (tales como t-SNE o UMAP, mencionados anteriormente), la caracterización de estados recursiva –dato a dato, por *streaming*– para la monitorización de la condición en tiempo real de procesos, o la integración de esta representación en interfaces de analítica visual avanzada.

## 5. Reconocimientos

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i PID2020-115401GB-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033/

## Referencias

- Bianchi, F. M., Scardapane, S., Løkse, S., Jenssen, R., 2020. Reservoir computing approaches for representation and classification of multivariate time series. *IEEE transactions on neural networks and learning systems* 32 (5), 2169–2179.
- Cho, K., Van Merriënboer, B., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., Bengio, Y., 2014. Learning phrase representations using rnn encoder-decoder for statistical machine translation. *arXiv preprint arXiv:1406.1078*.
- Díaz Blanco, I., Cuadrado Vega, A. A., González Muñoz, A., García Pérez, D., 2019. Datacann: datos de vibración y corriente de un motor de inducción. <https://digibuo.uniovi.es/dspace/handle/10651/53461>.
- Gallicchio, C., Micheli, A., Pedrelli, L., 2018. Design of deep echo state networks. *Neural Networks* 108, 33–47.
- Hochreiter, S., Schmidhuber, J., 1997. Long short-term memory. *Neural computation* 9 (8), 1735–1780.
- Hotelling, H., 1933. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of educational psychology* 24 (6), 417.
- Ismail Fawaz, H., Forestier, G., Weber, J., Idoumghar, L., Muller, P.-A., 2019. Deep learning for time series classification: a review. *Data mining and knowledge discovery* 33 (4), 917–963.
- Jaeger, H., 2001. The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks—with an erratum note. Bonn, Germany: German National Research Center for Information Technology GMD Technical Report 148 (34), 13.
- Jaeger, H., 2007. Echo state network. *Scholarpedia* 2 (9), 2330.
- Jaeger, H., Haas, H., 2004. Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *science*.
- Jolliffe, I. T., 2002. *Principal component analysis for special types of data*. Springer.
- Lukoševičius, M., 2012. A practical guide to applying echo state networks. In: *Neural networks: Tricks of the trade*. Springer, pp. 659–686.
- Lukoševičius, M., Jaeger, H., 2009. Reservoir computing approaches to recurrent neural network training. *Computer Science Review* 3 (3), 127–149.
- McInnes, L., Healy, J., Melville, J., 2018. Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction. *arXiv preprint arXiv:1802.03426*.
- Van der Maaten, L., Hinton, G., 2008. Visualizing data using t-sne. *Journal of machine learning research* 9 (11).
- Wang, Z., Oates, T., 2015. Imaging time-series to improve classification and imputation. In: *Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence*.
- Zhao, B., Lu, H., Chen, S., Liu, J., Wu, D., 2017. Convolutional neural networks for time series classification. *Journal of Systems Engineering and Electronics* 28 (1), 162–169.