

# Inteligencia Artificial

Dr. Luis Gerardo de la Fraga

Correo-e: fraga@cs.cinvestav.mx

Página personal: <https://cs.cinvestav.mx/~fraga>

Departamento de Computación  
Cinvestav Zacatenco

19 de agosto, 2023

## Contenido

1. El área de inteligencia artificial
2. Aprendizaje de máquina
3. Visión
4. Logros importantes de la IA
5. Un algoritmo de aprendizaje de máquina: redes neuronales echo para predicción y clasificación

## ¿Qué es la inteligencia artificial?

Es agregar comportamiento inteligente, como sería percepción, síntesis o inferencia de información, a máquinas.

[https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial\\_intelligence](https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence)

Una charla sobre inteligencia artificial desde el punto de vista histórica pueden verla en:

- ▶ Dr. Carlos A. Coello Coello
- ▶ Del asombro al miedo: pasado, presente y futuro de la Inteligencia Artificial
- ▶ [https://www.youtube.com/watch?v=4R3kSc\\_RPs0](https://www.youtube.com/watch?v=4R3kSc_RPs0)

## Área de inteligencia artificial (1/2)

En la página de la ACM <https://dl.acm.org/ccs> (computing classification system) se definen las siguientes doce áreas en computación:

1. Hardware
2. Organización de sistemas de computadoras
3. Redes
4. Software y su ingeniería
5. Teoría de la computación
6. Matemáticas de la computación
7. Sistemas de información
8. Seguridad y privacidad
9. Computación centrada en el humano
10. Metodología de la computación
11. Computación aplicada
12. Tópicos sociales y profesionales

About Computing Classification System The ACM Full-Text Collection Access Recommend ACM DL For Consortia Administrators

## ACM Computing Classification System

The 2012 ACM Computing Classification System has been developed as a poly-hierarchical ontology that can be utilized in semantic web applications. It replaces the traditional 1998 version of the ACM Computing Classification System (CCS), which has served as the de facto standard classification system for the computing field. It is being integrated into the search capabilities and visual topic displays of the [Digital Library](#). It relies on a semantic vocabulary as the single source of categories and concepts that reflect the state of the art of the computing discipline and is receptive to structural change as it evolves in the future. ACM provides a [tool within the visual display](#) format to facilitate the application of CCS categories to forthcoming papers and a process to ensure that the CCS stays ... (More)

CCS → Computing methodologies + Assign this CCS Concept

CCS RECENT PAPERS

Interactive View ▾

Symbolic and algebraic manipulation

Parallel computing methodologies

Artificial intelligence

Machine learning

Modeling and simulation

Distributed computing methodologies

Concurrent computing methodologies

CCS Concept

You haven't added any CCS Concept yet.

Artificial intelligence

- Natural language processing
- Knowledge representation and reasoning
- Planning and scheduling
- Search methodologies
- Control methods
- Philosophical/theoretical foundations of artificial intelligence
- Distributed artificial Intelligence
- Computer vision

Show all

This screenshot shows the ACM Computing Classification System (CCS) interface. At the top, there's a navigation bar with links like 'About', 'Computing Classification System', 'The ACM Full-Text Collection', 'Access', 'Recommend ACM DL', and 'For Consortia Administrators'. Below that is a main heading 'ACM Computing Classification System' with a brief description of its purpose. A search bar at the top says 'CCS → Computing methodologies + Assign this CCS Concept'. Below the search bar, there's a section titled 'CCS RECENT PAPERS' with a dropdown menu set to 'Interactive View'. The main content area displays several categories in boxes: 'Symbolic and algebraic manipulation', 'Parallel computing methodologies', 'Artificial intelligence', 'Machine learning', 'Modeling and simulation', 'Distributed computing methodologies', and 'Concurrent computing methodologies'. The 'Artificial intelligence' box is currently expanded, showing a list of sub-topics: Natural language processing, Knowledge representation and reasoning, Planning and scheduling, Search methodologies, Control methods, Philosophical/theoretical foundations of artificial intelligence, Distributed artificial Intelligence, and Computer vision. On the right side, there's a sidebar with a 'Records' button and a vertical scroll bar. At the bottom, there's a toolbar with various icons and a page number '6/42'.

## Área de inteligencia artificial (2/2)

Inteligencia artificial está dentro del área de **metodología de la computación**:

### 1. Inteligencia artificial

- 1.1 Procesamiento de lenguaje natural
- 1.2 Representación del conocimiento y razonamiento
- 1.3 Planeación y despacho
- 1.4 Metodologías de búsqueda
- 1.5 Métodos de control
- 1.6 Orígenes filosóficos o teóricos de la inteligencia artificial
- 1.7 Inteligencia artificial distribuida
- 1.8 Visión por computadora

### 2. Aprendizaje automático

## Aprendizaje automático

1. Paradigmas de aprendizaje
2. Ambientes de aprendizaje
3. Aproximaciones de aprendizaje automático
4. **Algoritmos de aprendizaje automático**
5. Validación cruzada

## Visión por computadora

1. Tareas de visión por computadora
2. Adquisición de imagen y video
3. Representaciones en visión por computadora
4. **Problemas de visión por computadora**

## Problemas de visión por computadora

1. Detección de puntos de interés y regiones destacadas
2. Segmentación de imágenes
3. Segmentación de video
4. Inferencia de formas
5. Detección de objetos
6. Reconocimiento de objetos
7. Identificación de objetos
8. Rastreo
9. Reconstrucción
10. Emparejamiento

## Logros de la inteligencia artificial

1. Reconocimiento de voz usando redes profundas
2. Entendimiento de los juegos de estrategias
3. El ensamble de proteínas
4. ChatGPT

Estos logros de la inteligencia artificial se han debido a:

1. Al actual mayor poder de cómputo
2. A internet, donde hemos puesto miles de imágenes y videos

## Reconocimiento de voz

- ▶ Se usan un tipo de redes profundas llamadas
- ▶ memorias de corto término largas
- ▶ Estas también son un tipo de redes neuronales recurrentes
- ▶ Sepp Hochreiter; J. Schmidhuber (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. 9 (8): 1735–1780. doi:10.1162/neco.1997.9.8.1735.

## Entendimiento de los juegos de estrategia

- ▶ En 1997, Deep Blue se convirtió en la primera computadora en vencer al campeón mundial, Garry Kasparov.
- ▶ AlphaZero es un programa que aprendió por sí solo a jugar ajedrez. La evaluación de las posiciones la realiza una red neuronal.
- ▶ D. Silver, T. Hubert, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, M. Lai, A. Guez, M. Lanctot, L. Sifre, D. Kumaran, T. Graepel, T. Lillicrap, K. Simonyan, D. Hassabis, (December 7, 2018). A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and go through self-play. *Science*. 362 (6419): 1140–1144.  
[doi:10.1126/science.aar6404](https://doi.org/10.1126/science.aar6404).

## El ensamble de proteínas

- ▶ En 2020, un grupo de científicos de la compañía DeepMind crearon AlphaFold, un programa de IA que predice mucho mejor que cualquier otro grupo de investigación como se pliega una proteína a partir de su secuencia de aminoácidos.
- ▶ Robert F. Service, The game has changed. AI triumphs at solving protein structures, Science, 30 November 2020

## ChatGPT

- ▶ Es un chatbot desarrollado por OpenAI (google) basado en un gran modelo de lenguaje. Se lanzó el 30 de noviembre de 2022.
- ▶ Permite a los usuarios refinar y dirigir una conversación para realizar un documento de un largo, con un formato, estilo, nivel de detalle y lenguaje deseados.

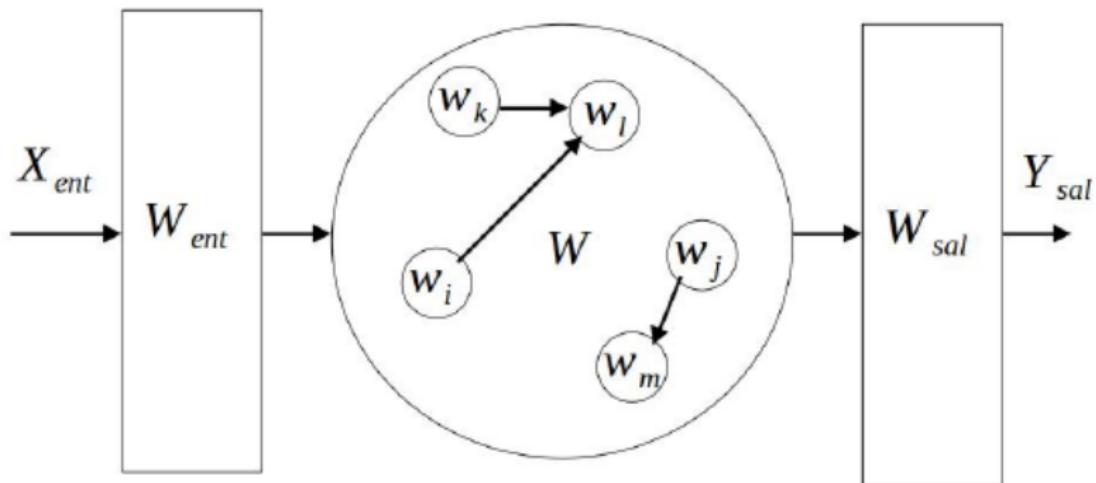
## Dos áreas de IA que desarrollo

1. Algoritmos de aprendizaje automático
2. Resolución de problemas de visión

## Redes Neuronales de Estado Eco

- ▶ Las redes neuronales de estado eco son otra herramienta más con la que se puede contar en aprendizaje automático.
- ▶ Su ventaja es que son computacionalmente más baratas de entrenar.
- ▶ Hemos utilizado estas redes para
  1. predecir señales caóticas,
  2. para resolver problemas de clasificación y
  3. para realizar nuevos diseños en hardware.

## Redes neuronales de estado echo



Una red neuronal de estado echo (RNEE) tiene

1. Una capa de entrada
2. Una capa oculta, o **contenedor**
3. Una capa de salida
4. Los pesos de las capa de entrada y del contenedor se inicializan **aleatoriamente**.
5. Los pesos de la capa de salida se tienen que entrenar.

## Las RNEE se usan para

- ▶ Aprender sistemas dinámicos para predecir señales temporales
- ▶ Resolver problemas de clasificación de datos estáticos

## Aprender sistemas dinámicos para predecir señales temporales

A.M. González-Zapata, E. Tlelo-Cuautle, B. Ovilla-Martinez, I. Cruz-Vega, and **L.G. de la Fraga**, Optimizing Echo State Networks for Enhancing Large Prediction Horizons of Chaotic Time Series, 2022, Mathematics, Vol. 10, Num. 20, 3886, DOI: 10.3390/math10203886.

1. Echo State Network Implementation for Chaotic Time Series Prediction, Luis Gerardo de la Fraga, Brisbane Ovilla Martínez and Esteban Tlelo-Cuautle, Microprocessors and Microsystems, 2023 (Summited).
2. Echo State Networks to Solve Classification Tasks, Luis Gerardo de la Fraga, Andres Cureño Ramírez, Book Chapter in Complex and Unmanned Systems, CRC Press, 2023.

## Predicción de señales caóticas

Se tienen dos clases de entidades caóticas:

1. Mapas, que son señales discretas, y
2. osciladores, que generan señales continuas

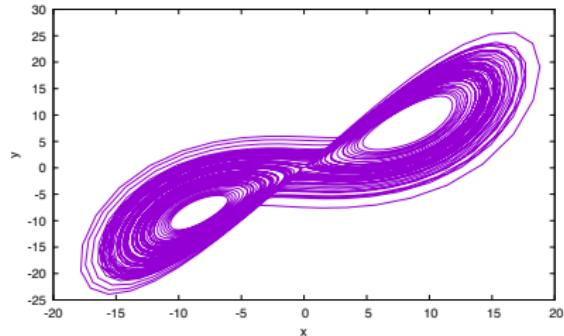
El sistema de Lorenz es un ejemplo de oscilador caótico y está descrito por las ecuaciones diferenciales:

$$\begin{aligned}\dot{x} &= \sigma(y - x), \\ \dot{y} &= x(\rho - z/k) - y, \\ \dot{z} &= xy/k - \beta z,\end{aligned}$$

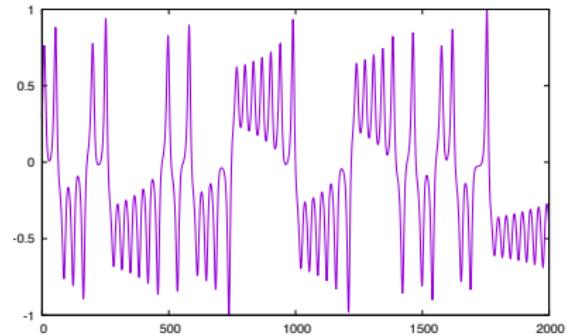
donde  $k$  es una constante para escalar las señales,  $x$ ,  $y$  y  $z$ .

- ▶ Se puede simular fácilmente con el punto inicial
- ▶  $(x_0, y_0, z_0) = (5, 10, 15)$  y
- ▶  $\sigma = 10$ ,  $\rho = 28$ ,  $\beta = 2.6667$

- ▶ Se debe escoger un método de integración, el más simple es el método de Euler
- ▶ Se debe escoger el paso de tiempo para la integración
- ▶ Se debe escoger el paso de muestreo de la señal integrada
- ▶ En el artículo se propone usar un paso de muestreo en que las medias de cada una de las tres señales estén dentro del intervalo  $[0.7, 3.0]$ .
- ▶ Usando Runge-Kutta de cuarto orden,  $h = 0.01$ ,  $s \cdot h = 0.02$ , y  $s = 2$ .



4000 muestras



2000 muestras

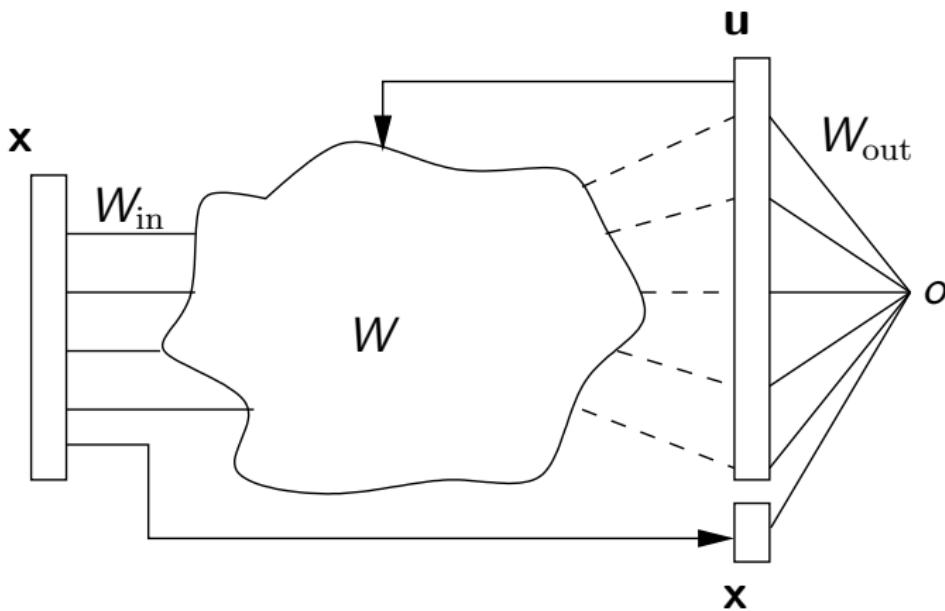
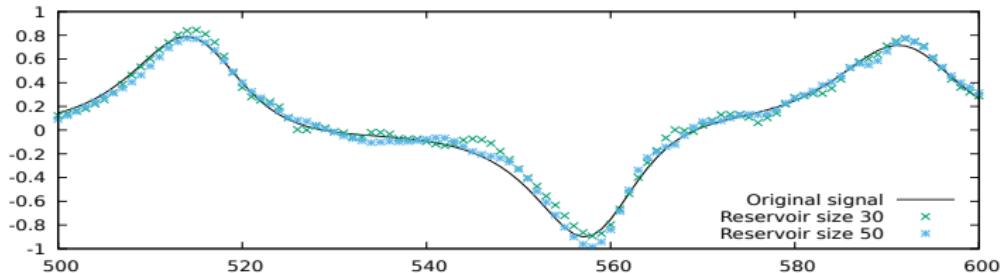


Diagrama de la RNEE para predecir señales caóticas

$$\begin{aligned}\mathbf{u}_{t+1} &= \tanh \left( W_{\text{in}} \cdot [1, \mathbf{x}^T]^T + W \mathbf{u}_t \right), \\ o &= [1, \mathbf{x}^T, \mathbf{u}_{t+1}^T] \cdot W_{\text{out}},\end{aligned}$$

Error RMS en la predicción (en %) obtenidas para los cuatro osciladores con 1 a 10 pasos hacia adelante con 30 y 50 neuronas en el contenedor.

Oscilador	Tamaño de 30		Tamaño de 50	
Paso predicción	1	10	1	10
Lorenz	0.0076 %	5.39 %	0.0022 %	2.40 %
Chua	0.1655 %	7.22 %	0.1181 %	5.54 %
Lü	0.0020 %	0.97 %	0.0018 %	0.80 %
Rossler	0.0172 %	1.23 %	0.0087 %	0.80 %



Un ejemplo de la señal predecida para el sistema de Lorenz

Se usaron 5605 muestras para el entrenamiento y 1605 para la prueba (78 % para entrenamiento y 22 % para prueba)

## Clasificación de señales atemporales

**Require:** A trained ESN: input, reservoir, and output weights, in matrices  $W_{\text{in}}$ ,  $W$ , and  $W_{\text{out}}$  respectively.

**Require:** Input vector  $\mathbf{x}$  with  $n$  features.

**Ensure:** The class in  $[0, 1, \dots, n - 1]$  to which  $\mathbf{x}$  belongs

```
1: procedure DECISION( $\mathbf{x}$ )
2:    $V \leftarrow \text{zeros}(1 + n\_input + m, n)$                                  $\triangleright n\_input = 1$ 
3:    $\mathbf{v} \leftarrow [0]$                                                   $\triangleright \mathbf{v} \in R^m$ 
4:   for  $i = 0 : n - 1$  do
5:      $u \leftarrow \mathbf{x}[i, 0]$ 
6:      $\mathbf{v} \leftarrow \tanh(W_{\text{in}}[1, u]^T + W\mathbf{v})$ 
7:      $V[:, i] \leftarrow [1, u, \mathbf{v}^T]^T$ 
8:   end for
9:    $Y = W_{\text{out}}V$                                                $\triangleright Y \in R^{n \times n}$ 
10:   $z = \text{mean}(Y, 1)$   $\triangleright z$  is a vector with the mean by each row of  $Y$ 
11:  return  $\text{argmax}(z)$ 
12: end procedure
```

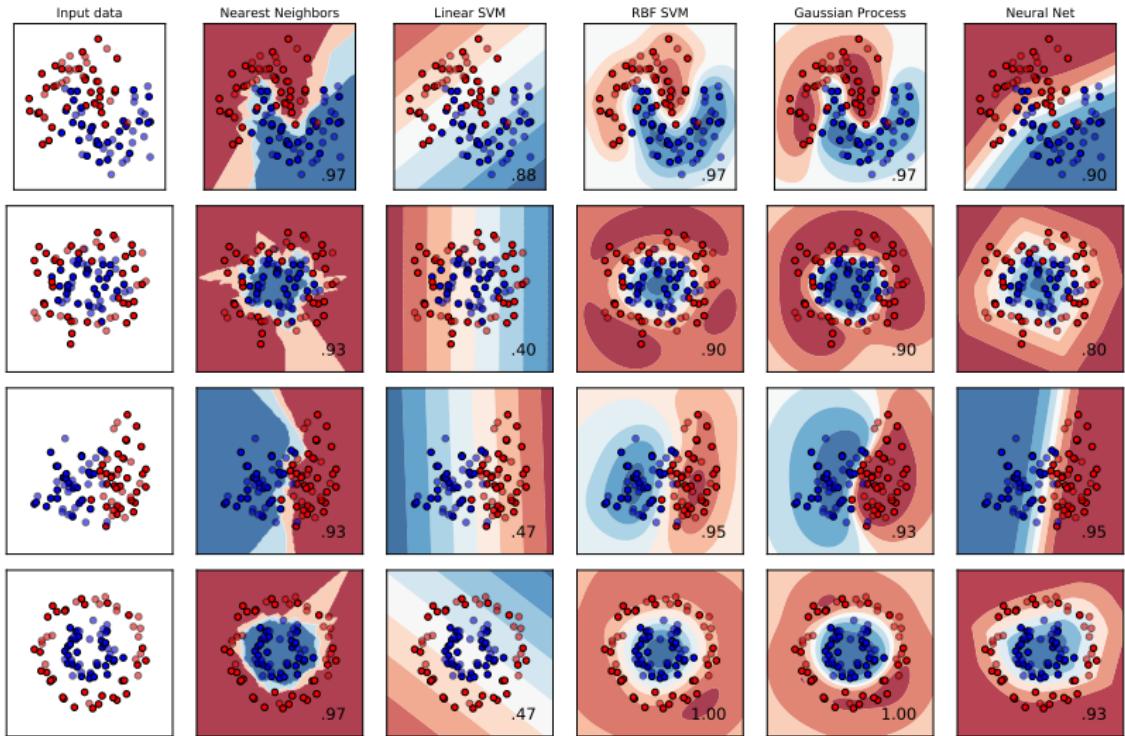
An ESN to solve a classification task. The reservoir matrix is of size  $m \times m$ .

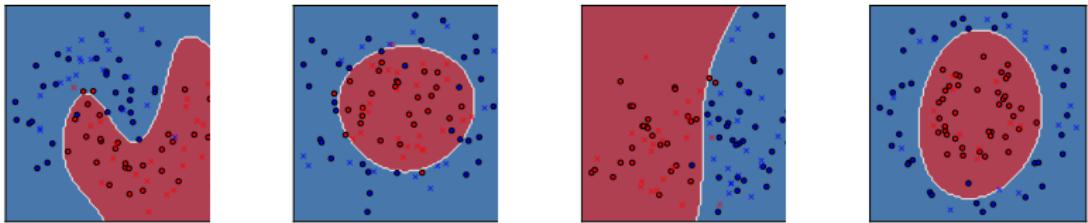
**Require:** Input matrix  $X$  of size  $s \times n$ , for  $s$  samples, and the vector  $\mathbf{y}$  of target classes for each sample.

**Require:** Input and reservoir matrices  $W_{\text{in}}$ , and  $W$ , already initialized.

**Ensure:** The weights of output matrix  $W_{\text{out}}$ .

```
1: procedure FIT(  $X$ ,  $\mathbf{y}$  )
2:    $\mathbf{v} \leftarrow [0]$                                       $\triangleright \mathbf{v} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 
3:    $V = [0]$                                       $\triangleright V \in \mathbb{R}^{1+n\_input+m \times s \cdot n}$ 
4:    $Y_{\text{target}} = [0]$                           $\triangleright Y_{\text{target}} \in \mathbb{R}^{o \times s \cdot n}$ 
5:   for  $i = 0 : s - 1$  do                    $\triangleright s$  samples
6:      $\mathbf{v} = [0]$                                       $\triangleright$  Clean vector  $\mathbf{v}$ 
7:     for  $j = 0 : n - 1$  do
8:        $u \leftarrow X[i, j]$ 
9:        $\mathbf{v} \leftarrow \tanh(W_{\text{in}}[1, u]^T + W\mathbf{v})$ 
10:       $V[:, i \cdot n + j] = [1, u, \mathbf{v}^T]^T$ 
11:       $\triangleright$  Set the target values:
12:       $Y_{\text{target}}[:, i \cdot n + j] = \text{inverse\_activation}(\mathbf{y}[i, :])^T$ 
13:    end for
14:  end for
15:   $W_{\text{out}} = Y_{\text{target}} V^{-1}$ 
16:  return  $W_{\text{out}}$ 
17: end procedure
```





Set 1

Set 2

Set 3

Set 4

The surface of decision obtained with the ESN on the four synthetic data sets. Training samples for each class are represented with solid circles, and testing samples are marked with 'x'.

Used values in reservoir size and training and test accuracy for each synthetic data set with a 5-fold cross validation.

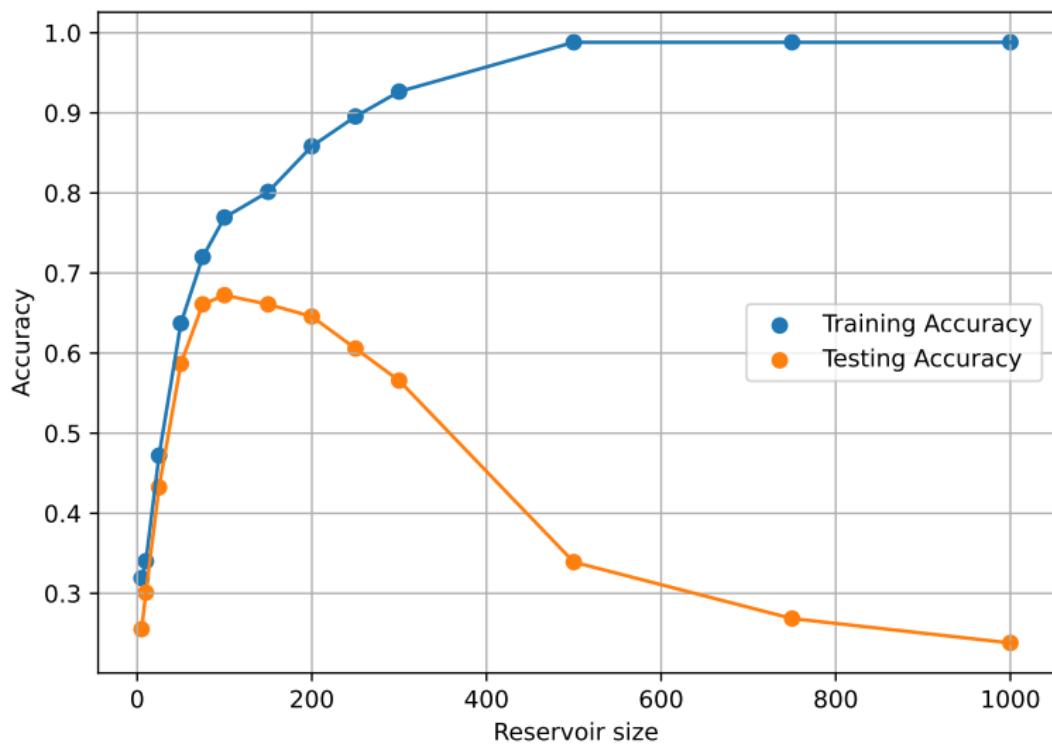
Data set	Reservoir size	Training accuracy	Test accuracy
1	20	94.72 %	92.53 %
2	5	87.50 %	87.80 %
3	10	95.04 %	94.99 %
4	5	98.83 %	99.00 %

Results to apply ESN to ten real classification problems. F represents the number of features, C the number of classes, S the number of samples in the database, Tr is the training accuracy, Te is the test accuracy. Res is the obtained reservoir size. In bold is marked the best testing accuracy in comparison with [1].

Dataset	F	C	S	Tr [1]	Te [1]	Tr	Te	Res
Image Segmentation	19	7	2315	95.87	<b>89.50</b>	89.60	88.90	1000
Pima Indian Diabetes	8	2	762	84.23	<b>77.79</b>	73.13	70.20	300
Wine	13	3	178	100.00	<b>97.44</b>	62.50	40.20	300
Breast Tissue	9	6	106	93.65	22.43	76.80	<b>67.10</b>	100
Cardiotocography	22	3	2126	95.90	<b>92.89</b>	89.20	84.54	1000
Seeds	7	3	210	99.40	93.33	94.65	<b>93.47</b>	50
Banknote authentication	4	2	1372	100.00	<b>100.00</b>	99.47	99.34	250
Balance scale	4	3	625	94.72	89.76	90.91	<b>90.93</b>	150
Banana	2	2	5300	90.86	<b>84.32</b>	74.50	74.52	10
Diabetic retinopathy	19	2	1151	79.39	73.35	80.25	<b>77.70</b>	1000

- Ertuğrul, O.F., A novel randomized machine learning approach: Reservoir computing extreme learning machine, Applied Soft Computing, 94 (2020) DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106433.

Dataset Breast Tissue



# ¡Gracias!

# ¡Gracias!