

## **Diseño de un perceptrón multidimensional y multicapa para la clasificación de Curvas de Luz termoluminiscentes obtenidas en servicios en rutina. Sistemas basados en Inteligencia Artificial**

JF. Benavente <sup>(1)</sup>,

<sup>(1)</sup> Ciemat – Laboratorio de Dosimetría Retrospectiva.

**RESUMEN:** El uso de métodos numéricos basados en inteligencia artificial, está hoy en día ampliamente generalizado, con el fin de abordar problemas tanto técnicos como científicos, debido a la capacidad de estos para gestionar un volumen considerable de datos. Además, existen un amplio conjunto de herramientas de software libre, al alcance de los desarrolladores, que permiten implementar estos métodos numéricos en sus códigos de análisis de datos, especialmente destacable son las librerías en lenguaje Python. El principal objetivo de esta presentación es mostrar los trabajos desarrollados para implementar un conjunto de métodos numéricos, basada en herramientas de clasificación automatizada de curvas de luz termoluminiscentes obtenidas en rutina, convirtiéndose en una mejora para los sistemas de control de calidad, ya que detectara datos anómalos, mediante una acción independizada de la supervisión humana, solo basado en los histórico de datos experimentales previamente obtenidos.

### **1. INTRODUCCION.**

Debido a su equivalencia a tejido biológico, los materiales termoluminiscentes basados en Litio son la base de la mayoría de los dosímetros actualmente utilizados (o TLD) por los servicios de dosimetría, por ello existe una amplia industria capaz de producir un volumen elevado, tanto de TLDs como de sistemas lectores de estos, por emisión de luz termoluminiscente. Este desarrollo industrial, permite a las empresas que prestan servicios de dosimetría, gestionar un volumen elevado de dosímetros, midiendo miles de ellos en su rutina diaria, alcanzando un nivel de tecnificación tal, que pueden reutilizar dichos TLD sin necesidad de tratamientos técnicos entre medidas. Este logro tecnológico alcanzado por esta industria, se traduce en la posibilidad de gestionar un elevado volumen de datos y entre ellos los anómalos, que pueden ser debidos tanto al deterioro del TLD como a las deficiencias del sistema lector, detectar estas anomalías es incompatible con la capacidad humana, pero además no existe una expresión matemática capaz de determinar la bondad o no de la medida realizada.

Por ello se ha desarrollado un sistema clasificador automatizado de curvas TL, usando un conjunto de datos experimentales obtenidos en rutina. Dicho sistema implementa un conjunto de métodos numéricos basados en inteligencia artificial, más concretamente dos perceptrones multidimensionales multicapas [1,2] (o MLP), cuyas variables de entrada son unos parámetros generalizadores obtenidos de las curvas de luz TL obtenidas en rutina.

### **2. DESARROLLO/DESCRIPCIÓN**

La idea fundamental del trabajo presentado, es obtener un clasificador de curvas de luz TL generalizado y automatizado, para ello se ha usado un conjunto representativo de medidas obtenidas en la rutina de un servicio de dosimetría, que no han tenido supervisión previa. Esta clasificación se basa dos parámetros generalizadores, denominados criterios generalizadores A y B, medidos de dichas curvas TL, definidos a partir del comportamiento teórico de estos materiales, descrito numéricamente por Benavente [3].

Métodos Materiales:

Este estudio se realizó utilizando 220 curvas de luz TL obtenidas de modelos de TLD Harshaw TLD-100H de dos elementos, medidas en lectores Thermo/Harshaw modelos 8800, 6600 y 6600 Lite, utilizando una velocidad de calentamiento de  $7^{\circ}\text{C}\cdot\text{s}^{-1}$  hasta  $280^{\circ}\text{C}$  manteniéndose constante hasta el final del ciclo. Las áreas de la curva de brillo integrada se calibraron en términos de cantidades  $H_p(10)$  y  $H_p(0,07)$ .

Métodos Numéricos:

El comportamiento teórico de los materiales TL, se ha estudiado resolviendo numéricamente el siguiente sistema de ecuaciones diferenciales, mediante un algoritmo de paso variable basado en el método de Runge - Kutta – Fehlberg [4]:

$$\begin{aligned} \frac{dn_c}{dt} &= \sum_{i=1}^{N_{\text{peak}}} n_i \times p_i - n_c \times \left[ \sum_{k=NR;R} k_{A_{mn}} \times k_m + \sum_{i=1}^{N_{\text{peak}}} A_i \times (N_i - n_i) \right] \\ \frac{dn_i}{dt} &= -n_i \times p_i + A_i \times (N_i - n_i) \times n_c \\ \frac{dk_m}{dt} &= -k_{p_h} \times k_m + k_{A_h} \times (k_M - k_m) \times n_h - k_{A_{mn}} \times k_m \times n_c \\ \frac{dn_h}{dt} &= \sum_{k=NR;R} [k_{p_h} \times k_m - k_{A_h} \times (k_M - k_m) \times n_h] \end{aligned} \tag{1}$$

Sistemas de Inteligencia Artificial:

Teniendo en cuenta los parámetros generalizadores obtenidos de cada curva de luz TL experimental, se utilizará métodos matemáticos basados en algoritmos de IA e implementados mediante código Python, esquematizados en la **Fig 1** para clasificar de la forma:

- a) Algoritmo DBSCAN: Método de análisis de datos no supervisados, centrado en la búsqueda de cluster de datos, mediante el agrupamiento en función de la distancia euclídea usando los parámetros generalizadores.
- b) Redes Neuronales completamente conectadas: Establecerá una relación entre las curvas experimentales y los parámetros generalizadores.
- c) Perceptrones multidimensionales y multicapa: Mecanismo de clasificación de los parámetros generalizadores.

Cada red neuronal (incluido MLP) se definen en función de: i) Variables de entrada. ii) Dimensiones de la capa oculta. iii) Funciones de salida. iv) la función de pérdida, utilizada para la optimización de dichas redes, que se harán mediante un método numérico iterativo de minimización, denominado reducción del gradiente, que proporcionará los óptimos valores de los pesos  $^{(k)}W_{ij}$  de la red.

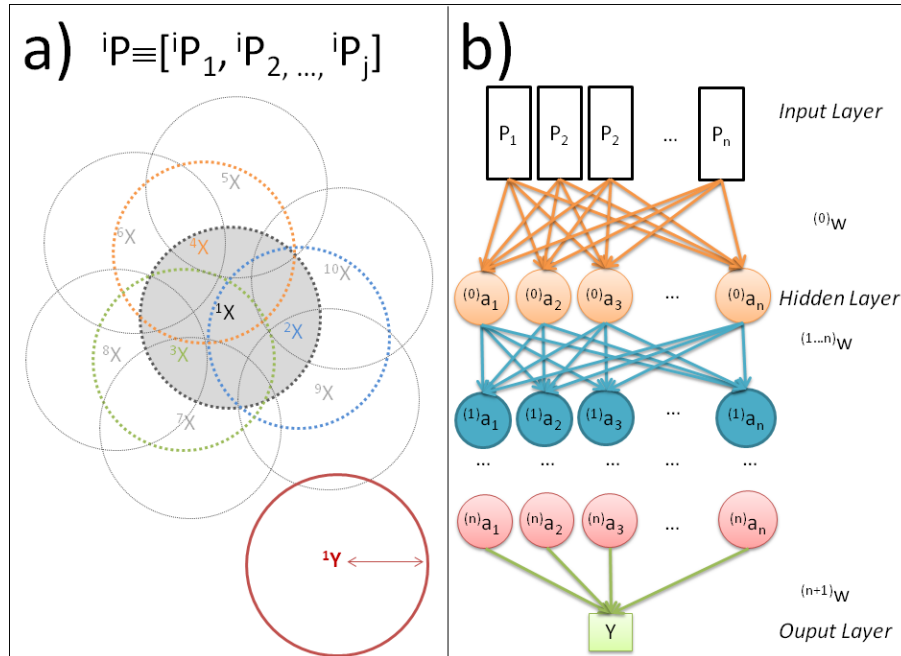


Fig 1. Métodos Numéricos basadas en IA a) BDSCAN algoritmo. b) Red Neuronal convolucionadas

### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

En la tabla 1 se muestran los resultados obtenidos:

Redes Neuronales	Variables Independientes	Capa Ocultas	Funcion de Salida	Funcion de Perdias
Regresión (Filtro Convolutivo)	$\left[ \frac{TL_{I_{122}}}{TL_{I_{max}}}, \frac{TL_{I_{123}}}{TL_{I_{max}}}, \dots, \frac{TL_{I_{198}}}{TL_{I_{max}}} \right]$	2 × 50	1 Sigmoid	$\sum_{i=1}^{x \cdot N} \frac{1}{2} \times (Y - A \text{ Criteia})^2$
Perceptron (A Criteria)	Criterio A	2 × 50	5 Softmax	$\sum_{i=1}^{x \cdot N} \frac{1}{2} \times \sum_{i=-1}^3 (Y - S_i)^2$
Regresión (Filtro Convolutivo)	$[TL_{I_{179}}, TL_{I_{180}}, \dots, TL_{I_{198}}]$	1 × 500	1 Linear	$\sum_{i=1}^{x \cdot N} \frac{1}{2} \times (Y - B \text{ Criteia})^2$
Perceptron (B Criteria)	Criterio B	2 × 25	5 Softmax	$\sum_{i=1}^{x \cdot N} \frac{1}{2} \times \sum_{i=-1}^3 (Y - S_i)^2$

Tabla 1. Resultados.

#### 4. CONCLUSIONES

Tras un ejercicio inicial para determinar cómo se agrupan un conjunto de datos experimentales representativos, se ha desarrollado una herramienta que implementa métodos numéricos basados en IA, la cual permite clasificar de forma automática, medidas futuras a partir de las curvas de luz obtenidas en rutina.

La heterogeneidad de los datos expresados en 200 canales que representan las curvas de luz TL, hace que sea necesario encontrar parámetros generalizadores del comportamiento de los materiales TL. Estos se han definido a través de los datos obtenidos de los modelos teóricos.

Finalmente, esta contribución muestra una herramienta útil para el control de calidad basada en Inteligencia Artificial diseñada para los Servicios de Dosimetría con capacidad para gestionar miles de dosímetros todos los días, con alta portabilidad, debido a que fue desarrollada con software libre (Codigo Pyrhon)

#### 5. REFERENCIAS

- [1] Vapnik, V. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. Springer, New York.
- [2] Schölkopf, B., Burges, C. J. C., and Smola, A. J., editors (1998). Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning. MIT Press, Cambridge, MA.
- [3] Benavente, J.F., Gomez-Ros, J.M., Romero, A.M., 2020. Numerical analysis of the irradiation and heating processes of thermoluminescent materials. Radiat. Phys. Chem. 170, 108671.
- [4] Cheney, W., Kincaid, D., 2002. Numerical Analysis: Mathematics of Scientific Computing. Texas University.