

## Clasificación de escenarios termo-hidraulicos mediante uso de técnicas no paramétricas

\*M. Villamizar, S. Martorell, F. Sanchez-Saez, J.F. Villanueva, S. Carlos, A. Sánchez .

Universidad Politécnica de Valencia

(\*)[marville@doctor.upv.es](mailto:marville@doctor.upv.es)

**Resumen** – La utilización de herramientas de cálculo realistas con estimación de las incertidumbres asociadas para la simulación y posterior análisis de escenarios accidentales, en ingles conocido como BE+U (Best Estimate + Uncertainties), es de gran interés para la diagnosis y prognosis del efecto de las incertidumbres en la estimación de la PCT (peaking clad temperature). En determinados casos resulta conveniente, dada la complejidad de la simulación y el tiempo de computación exigido, sustituir los modelos realistas por los denominados modelos subrogados o meta-modelos. Dicha sustitución requiere caracterizar correctamente las condiciones de utilización de cada meta-modelo, lo que requiere una labor de clasificación previa de modelos apropiados a los diferentes patrones de comportamiento de la planta ante un mismo escenario accidental bajo diferentes condiciones de contorno, tales como podría ser el tamaño de la rotura en caso de un LOCA grande. El objetivo del trabajo que se presenta en la ponencia es aplicar una **Red Neuronal Probabilística (PNN)** que permita clasificar la trayectoria de la temperatura de Vaina desde el inicio del accidente hasta la estabilización de la planta a partir de unos determinados “inputs” y a partir de dichas agrupaciones establecer modelos que permitan predecir la PCT.

La ponencia forma parte del trabajo de colaboración enmarcado en el proyecto de investigación financiado por el Consejo de Seguridad Nuclear.

### 1. INTRODUCCIÓN

El uso de códigos termohidráulicos BE (Best estimate) está siendo ampliamente utilizado en el análisis de seguridad nuclear con el objetivo de estudiar la respuesta de los sistemas nucleares en operación y accidente. Uno de los problemas derivados del uso de estos códigos termohidraulicos es el elevado coste computacional. La mayoría de los códigos emplean en la simulación del comportamiento de la planta ante un determinado accidente, tiempos computacionales muy elevados, incluso de varios días. Como consecuencia de ello resulta interesante la aplicación de métodos de clasificación, tales como las Redes Neuronales Artificiales, RNA, que permitan clasificar la temperatura de vaina por su comportamiento durante el transitorio para unas determinadas condiciones iniciales para posteriormente construir meta-modelos con los cuales se puedan predecir las variables de interés.

El caso abordado en la presente ponencia, es la simulación de los fenómenos más relevantes durante un escenario de accidente LBLOCA. El accidente tipo LBLOCA corresponde a una “gran rotura” (a partir de 6” hasta Doble guillotina) en la barrera de presión del refrigerante del reactor PWR que provoca una tasa de pérdida de refrigerante,

por unidad de tiempo, superior a la capacidad total de los sistemas de aporte en operación normal. Dicho accidente se caracteriza por el comportamiento de la Temperatura de Vaina, durante todo el transitorio LBLOCA.

A la hora de estudiar estos transitorios es importante integrar las incertidumbres aleatorias y epistémicas, propias del sistema, las cuales están asociadas a los modelos y parámetros de los códigos deterministas y probabilistas usados para simular el comportamiento del sistema. Este procedimiento permite obtener mediante simulación soluciones físicamente reales y una mejor descripción de las interacciones en sistemas complejos, permitiendo modelizar los parámetros de entrada en todo su espectro de variación. Por tanto, sus soluciones pueden ser utilizadas en construcción de modelos predictivos, que permitan estimar comportamientos de los parámetros comparables con los obtenidos mediante la simulación, con un adecuado equilibrio entre precisión y esfuerzo computacional.

En esta ponencia el LBLOCA es simulado utilizando el código TRACE, con muestras que cubren la variación de los parámetros de entrada, obteniéndose mediante sucesivas simulaciones una muestra representativa de los posibles comportamientos de la temperatura dadas unas condiciones iniciales.

El objetivo del trabajo que se presenta en la ponencia es aplicar una **Red Neuronal Probabilística (PNN)** que permita clasificar a partir de las distintas variables de entrada "inputs", la trayectoria de la temperatura de Vaina desde el inicio del accidente hasta la estabilización de la planta y a partir de dichas agrupaciones establecer las variables que condicionan dichos comportamientos y que a futuro permitirán predecir la PCT. El caso de aplicación es un accidente cuyo iniciador es una pérdida de refrigerante debida a una rotura grande en la rama fría en un reactor de agua a presión (PWR), conocido comúnmente como LBLOCA (large-break loss-of coolant accident).

## 2. REDES NEURONALES

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA), imitan determinados aspectos del funcionamiento del cerebro humano. Las RNA, han experimentado un gran desarrollo en estos últimos años gracias al descubrimiento de su excelente comportamiento en problemas de reconocimiento de patrones, predicción y clasificación, así como su no dependencia respecto a hipótesis de partida. Las redes neuronales permiten dar soluciones a problemas en los que es necesario determinar el tipo de categoría al que pertenece un determinado elemento desconocido o en situaciones en las que debe predecir un resultado numérico específico.

Para la clasificación de categorías las redes neuronales más utilizadas son los modelos neuronales probabilísticos (probabilistic neural networks, PNN) los cuales surgen en los años 70 [5]. Dichos modelos aparecen de forma natural en el marco de la teoría de la probabilidad y son en esencia un clasificador bayesiano [5].

De forma general, [5] una red probabilística tiene siempre dos capas ocultas de neuronal, una capa con tantas neuronas como categorías y una segunda capa con tantas neuronas como casos de entrenamiento se tengan, Figura 1.

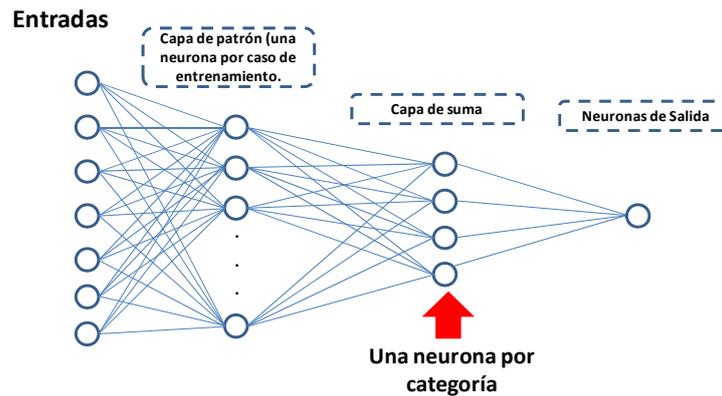


Figura. 1. Arquitectura de una Red Neuronal Probabilística (PNN).

Cuando se presenta un caso en la red, cada neurona de la capa de patrón calcula la distancia entre cada caso de entrenamiento representado por la neurona y el caso de entrada. El valor transferido a las neuronas de la capa de suma es una función de la distancia y los factores de suavización. Cada valor de entrada tiene su propio factor de suavización; esos factores determinan la rapidez con la que se reduce la significancia de los casos de entrenamiento con la distancia. En la capa de suma hay una neurona por cada categoría dependiente; cada neurona suma los valores de salida de las neuronas correspondientes a los casos de entrenamiento de esa categoría. Los valores de salida de las neuronas de la capa de suma se pueden interpretar como estimaciones de función de densidad de probabilidad de cada clase [5]. La neurona de salida selecciona como categoría de la predicción la categoría con el mayor valor de función de densidad de probabilidad. Finalmente, mencionar que al ser este un modelo de clasificación, el rendimiento de la red se determina por el porcentaje de aciertos en la asignación de las clases estimadas.

### 3. CASO DE APLICACIÓN

El caso de aplicación se centra en el estudio de una única secuencia del APS (Análisis Probabilistas de Seguridad) nivel 1 de un PWR cuyo iniciador es un LBLOCA. El APS asume que tras producirse un LBLOCA en la rama fría de un reactor PWR se produce una despresurización que lleva a la inyección de seguridad desde los acumuladores. Si la despresurización continúa, debe producirse una segunda inyección usando al menos una de las dos bombas del sistema de inyección de baja desde el Tanque de Almacenamiento de Agua de Recarga, hasta que se produce la señal de bajo nivel. En este instante comienza la recirculación desde el sumidero de contención, siendo el tiempo máximo disponible para alineación limitado según el APS. El transitorio ha sido simulado, como se mencionó anteriormente, con el código TRACE utilizando un modelo de una instalación PWR de cuatro lazos. El modelo presenta dos lazos, uno en el que se produce la rotura y otro en el que se colapsa los tres lazos intactos de la instalación. Se han simulado 400 s. de transitorio. En este contexto, se incluyen las incertidumbres asociadas a 23 factores (variables "inputs"); los más representativos para la secuencia, y que se presentan en la Tabla 1. [6-12].

COMPORTAMIENTO TÉRMICO DEL COMBUSTIBLE		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Potencia Nominal (PN)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	W
Calor Específico Combustible (CEC)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	J/kg/k
Conductividad Térmica Combustible (CTC)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	W/m/k
Axial Peaking Factor (PF)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	-
Hot Gap Size (HGS)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	m
PRESIONADOR		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Nivel del Presionador (NP)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	m
Pérdidas Tubería (PTP)	Log-Normal	-
Presión inicial	Normal $\mu\pm 2\sigma$	Pa
ROTURA		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Tamaño de Rotura (TR)	Uniforme (min, máx.)	pulgadas
INYECCIÓN DE SEGURIDAD DE BAJA PRESIÓN		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Caudal Inyección (CIS)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	m <sup>3</sup> /h
Temperatura (TIS)	Uniforme (min, máx.)	°C

SEÑALES DE DISPARO DEL REACTOR Y DE INYECCIÓN DE SEGURIDAD		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Señal Disparo Reactor (SDR)	Uniforme (min, máx.)	Pa
Delay LPIS	Uniforme (min, máx.)	Pa
ACUMULADORES		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Presión Descarga (PDA)	Uniforme (min, máx.)	Pa
Volumen Llenado (VLA)	Uniforme (min, máx.)	m <sup>3</sup>
Temperatura (TA)	Normal $\mu\pm 2\sigma$	°K
CONTENCIÓN		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Presión (PC)	Uniforme (min, máx.)	Pa
Temperatura (TC)	Uniforme (min, máx.)	°K
CONDICIONES INICIALES		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Mass flow rate	Uniforme (min, máx.)	Kg/s
Temperatura inicial cold leg	Uniforme (min, máx.)	k
Temperatura inicial cabeza vasija	Uniforme (min, máx.)	k
BOMBAS		
Variable	Incertidumbre	Unidades
Velocidad de rotación del lazo roto	Normal $\mu\pm 2\sigma$	Rad/s
Velocidad de rotación del lazo intacto	Normal $\mu\pm 2\sigma$	Rad/s

Tabla 1. Relación de Factores

A partir de 296 muestras se han realizado las correspondientes ejecuciones del código para obtener la Temperatura de Vaina, en cada caso. La Figura 2 muestra se presentan los distintos comportamientos de la evolución de la temperatura de vaina para las 296 series.

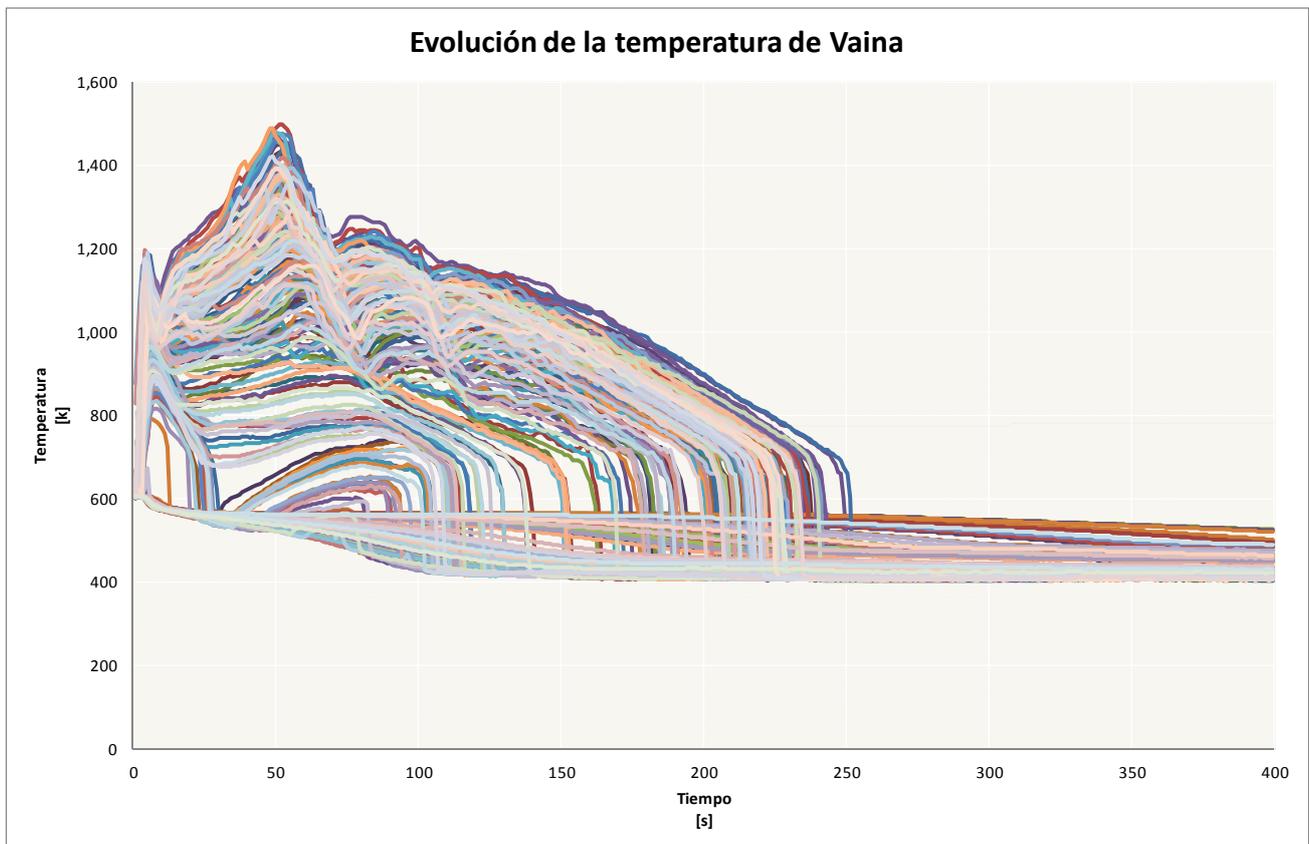


Figura. 2. Evolución de la temperatura de vaina.

Teniendo en cuenta los resultados de la Figura 1 se puede observar que existen 4 comportamientos distintos en la trayectoria de la temperatura de vaina, que se presentan de forma separada en las Figura 3 y 4.

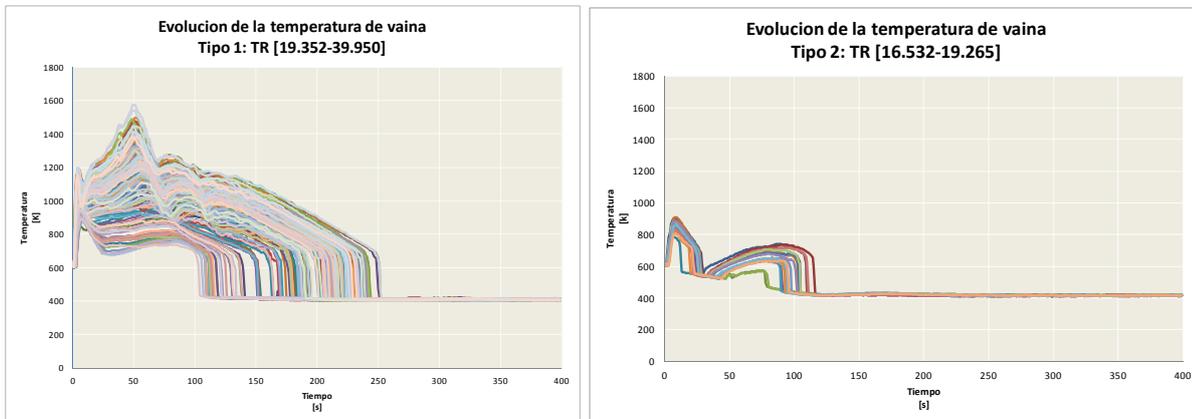


Figura. 3. Comportamientos de la temperatura de vaina.

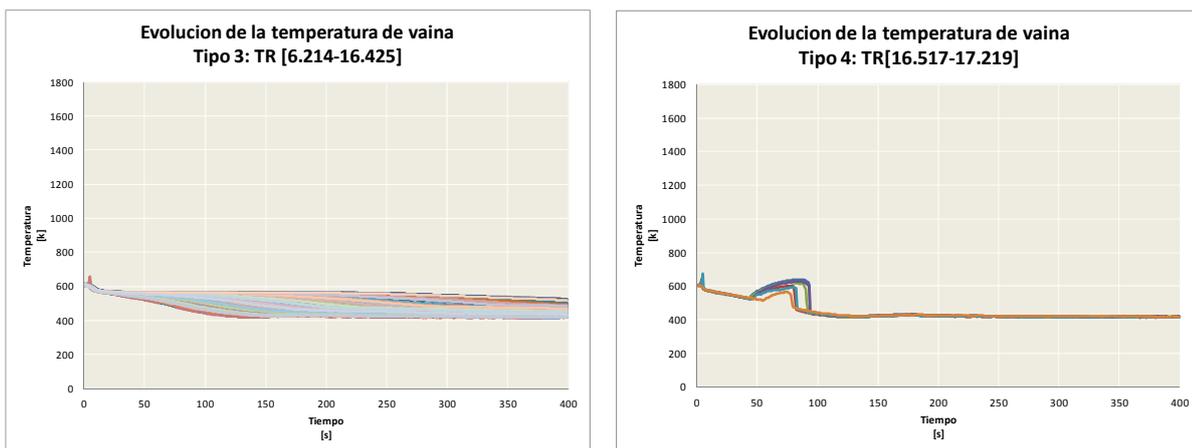


Figura. 4. Comportamientos de la temperatura de vaina.

Retomando el objetivo de la ponencia el cual es establecer las variables que condicionan dichos comportamientos utilizando una Red Neuronal Probabilística (PNN) se dividen las 296 simulaciones en dos agrupaciones (148 de entrenamiento y 148 de validación). A continuación se presenta la matriz de clasificación en la que se comparan las categorías reales y las de predicción por cada categoría, Tabla 2.

Classification Matrix					
(for training cases)	1	2	3	4	Bad (%)
1	96	0	0	0	0.0000%
2	0	9	0	0	0.0000%
3	0	0	40	0	0.0000%
4	0	0	0	3	0.0000%

Classification Matrix					
(for testing cases)	1	2	3	4	Bad (%)
1	95	0	0	0	0.0000%
2	0	10	0	0	0.0000%
3	0	0	40	0	0.0000%
4	0	1	0	2	33.333%

Tabla 2. Asignación pesos según la Red Neuronal Probabilística (PNN)

Observando los resultados de la Tabla 2, en el caso de prueba la RN clasifico correctamente el 99% de los casos. Respecto al impacto relativo de las variables independientes sobre las respuestas de la clasificación, la variable más importante es el TR (99.99958%), seguida de la Temperatura del acumulador TA (0.0017%), el caudal de inyección CI (0.0003%) y la señal de disparo del reactor SDR (0.0003%).

## 4. CONCLUSIONES

Se ha analizado el comportamiento de Temperatura de Vaina durante todo el transitorio LBLOCA, identificando 4 tipos de comportamiento en donde el Tamaño de Rotura TR, es el factor que condiciona el comportamiento de la Temperatura de Vaina a lo largo del tiempo. Los resultados de la RN muestran que el tipo de comportamiento está dominado por el Tamaño de la Rotura. Los casos extremos son los Tipo 1 cuyo TR está entre 19 y 40 pulgadas, y los Tipo 3 que están entre 6 y 16 pulgadas. En los Tipo 2 y Tipo 4, existe solape en el TR por lo que es en este caso en donde existe la posibilidad de que otras variables marquen la diferencia de pertenencia a una de las dos categorías.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Consejo de Seguridad Nuclear dentro del contrato de referencia STN/2369/08/640.

## REFERENCIAS

- [1] P. Geladi, B.R. Kowalski, Partial Least Squares Regression. Analytica Chimica Acta, Elsevier Science Publishers B.V., 185(1986)1-17.
- [2] J.J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, 79:2554-2558, 1982.
- [3] F. Escolano, M. Cazorla, M. Alfonso, O. Colomina and M. Lozano. Inteligencia artificial. Modelos, Técnicas y Áreas de Aplicación. Thomson editores, 2003.
- [5] NeuralTools V5.5. Palisade Corporation. 2010.
- [6] Wulff W., Boyack B.E., Catton I., Duffey R.B., Griffith P., Katsma K.R., Lellouche G.S., Levy S., Rohatgi U.S., Wilson G.E., Zuber N., "Quantifying reactor safety margins. Part 3: Assessment and ranging parameters". Nuclear Engineering and Design, 119, pp 33-65, (1990).
- [7] Zimmermann M.A., "Review of SM2A activity". Laboratory for Reactor Physics and Systems Behaviour Nuclear Energy and Safety Department, Paul Scherrer Institut (PSI), March 26, (2009).
- [8] Lee S.Y., & Ban C.H., "Code-Accuracy Based Uncertainty Estimation (CABUE) Methodology for large-Break Loss-of-Coolant Accidents", Nuclear Technology 148, 335-347, (2004).

- [9] Martin, R.P., O'Dell, L.D, "AREVA's realistic large break LOCA analysis methodology". Nuclear Engineering and Design. 235, pp 1713-1725 (2005).
- [10] Young M.Y., Bajorek S.M., Nissley M.E., Hochreiter L.E., "Application of code scaling applicability and uncertainty methodology to the large break loss of coolant". CSAU. Nucl. Eng. Des. 186 pp. 39-52, (1998).
- [11] Bajorek S.M., et al., "Small break loss of coolant accident phenomena identification and ranking table (PIRT) for Westinghouse pressurized water reactors" (Proc. 9th Int. Mtg on Nuclear Reactor Thermal-hydraulics: NURETH-9 (KIM, J.H., PETERSON, P., Eds), October 3-8 (1999).
- [12] Frepoli, C., "An Overview of Westinghouse Realistic Large Break LOCA Evaluation Model", Science and Technology of Nuclear Installations, Volume 2008, Article ID 498737, 15 pages, (2008).