

Nuclear España

LA REVISTA DE LOS PROFESIONALES DEL SECTOR NUCLEAR

Nº 329 • MAYO 2012



Antonio COLINO

Presidente de la
Plataforma
Tecnológica Ceiden

INVESTIGACIÓN NUCLEAR EN ESPAÑA



 **sne**
SOCIEDAD NUCLEAR ESPAÑOLA



ENTIDAD DE UTILIDAD PÚBLICA
Campoamor, 17, 1.º - 28004 MADRID
Tels.: 91 308 63 18/62 89
Fax: 91 308 63 44
sne.1974@sne.es
www.sne.es

SUMARIO / SUMMARY

2 EDITORIAL

3 INTRODUCCIÓN

5 ENTREVISTA

Antonio COLINO MARTÍNEZ.
Presidente de la Plataforma Tecnológica Ceiden

11 INVESTIGACIÓN NUCLEAR EN ESPAÑA

- 11 Investigación en el Ciemat sobre accidentes severos: estrategia y resultados recientes
Luis E. Herranz
 - 17 Investigación sobre el mecanismo de formación de depósitos en la barra combustible
Nuria Doncel Gutiérrez
 - 22 Sigma: la visión computacional al servicio de la seguridad y fiabilidad en los servicios de inspección - **Pablo Jesús Piñeiro, Miguel Méndez, Ángel García Bueno, Esteban Cabrera y Juan José Regidor**
 - 30 Comportamiento mecánico y en fractura de vainas de combustible nuclear en condiciones de transporte y almacenamiento temporal en seco - **Jesús Ruiz Hervías, Miguel Á. Martín Rengel y F. Javier Gómez Sánchez**
 - 34 Herramientas de simulación: desarrollo y aplicación a proyectos nucleares
Eusebio Huélamo, Ramón Pérez Vara, Ángel Argüello y María García González
- ### 40 LAS MEJORES PONENCIAS DE LA 37ª REUNIÓN ANUAL DE LA SNE
- 40 I+D+: Métodos estadísticos para el análisis de márgenes de seguridad mediante códigos BE+U - **M. Villamizar, S. Martorell, J.F. Villanueva, S. Carlos, A. Sánchez, F. Pelayo, R. Mendizábal e I. Sol**

50 SECCIONES FIJAS



Esta publicación está asociada a la AEEPP, que a su vez es miembro de CEOE, CEPYME, EMMA y FIPP.



Edita **SEND A** SENDA EDITORIAL, S.A.

Directora: MATILDE PELEGRÍ

Consejero de Redacción: COMISIÓN DE PUBLICACIONES DE LA SNE - Traducciones Inglés: SARA L. SMITH

Diseño y Maqueta: CLARA TRIGO y JOSÉ RIBERA - Administración y suscripciones: LOLA PATIÑO

c/ Isla de Saipán, 47, 28035 MADRID

Phone: (34) 91 373 47 50 • Fax: (34) 91 316 91 77 • e mail: nuclear@gruposenda.net

Suscripción: España: 113€ + IVA - Europa: 221€ Otros: 226€

Imprime: IMGRAF, S.L.

Depósito legal: M-22.829/1982 - ISSN: 1137-2885

SOCIOS COLECTIVOS

ACCENTURE
ACCIONA INFRAESTRUCTURAS, S.A.
AMARA, S.A.
APPLUS NORCONTROL S.L.U.
AREVA NC
AREVA MADRID
ASOC. NUCLEAR ASCÓ-VANDELLÓS II
CANTAREY
CEGELEC, S.A.
CC. NN. ALMARAZ-TRILLO AIE
CESPA
CIEMAT
COAPSA CONTROL S.L.
COLEGIO INGENIEROS CAMINOS
Y PUERTOS
COLEGIO N. INGENIEROS ICAI
COPIA INDUSTRIAL S.A.
EICHROM
ELECOR S.A.U.

EMPRESARIOS AGRUPADOS, AIE
ENDESA
ENUSA INDUSTRIAS AVANZADAS
ENWESA OPERACIONES
EPRI
EQUIPOS NUCLEARES
EULEN
EXPRESS TRUCK
GAS NATURAL FENOSA
GE-HITACHI NUCLEAR ENERGY
INTERNATIONAL, LLC
GEOCISA
GLOBAL ENERGY SERVICES
HELGESON SCIENTIFIC SERVICE
HIDROELECTRICA DEL CANTÁBRICO
IBERDROLA GENERACION
IBERDROLA INGENIERIA Y
CONSTRUCCION S.A.U.
INGECIBER S.A.
INGENIERIA IDOM INTERNACIONAL
INYPSA, INFORMES Y PROYECTOS, S.A.

LOGÍSTICA Y ACONDICIONAMIENTOS
INDUSTRIALES S.A.U.
MAESSA
MOMPRESA
MONCOBRA
NUCLEONOR
NUKEM TECHNOLOGIES GMBH
PROINSA
PROSEGUR
PRYSMIAN CABLES Y SISTEMAS, S.L.
RINGO VÁLVULAS S.L.
SENER, INGENIERIA Y SISTEMAS
TECNALIA
TECNASA
TECNATOM
TECNICAS REUNIDAS S.A.
UNESA
VECTOR & WELLHEADS ENGINEERING, S.L.
WESTINGHOUSE ELECTRIC SPAIN, S.A.U.
WESTINGHOUSE ELECTRIC SWEDEN
WESTINGHOUSE TECHNOLOGY SERVICES

Nuclear España no se hace responsable de las opiniones vertidas por los autores.
Ningún artículo puede ser reproducido sin autorización expresa del editor.

JUNTA DIRECTIVA

Presidente: Lola MORALES DORADO.
Vicepresidente: Francisco J. LÓPEZ GARCÍA.
Tesorero: Julio BLANCO ZURRO.
Secretario General: José Luis ELVIRO PEÑA.
Vocales: Miguel Ángel CORTÉS CABAÑERO, Luis DEL VAL HERNÁNDEZ, Luis Enrique HERRANZ PUEBLA, Fernando MICÓ PÉREZ DE DIEGO, Emilio MINGUEZ TORRES, Juan ORTEGA DELGADO, Roque Luis PEREZAGUA LÓPEZ y Carmen VALLEJO DESVIAT.

COMISIÓN TÉCNICA

Presidente: Juan BROS TORRAS.
Vocales: Jorge ALDAMA SECADES, Francisco BENÍTEZ, Ángel BENITO RUBIO, José Antonio CARRETERO, Rodrigo CUESTA PÉREZ, Marisa GONZÁLEZ GONZÁLEZ, Jorge JIMÉNEZ RODRÍGUEZ, Francisco MARTÍN-FUERTE HERNÁNDEZ, Luis MARTÍNEZ ANTÓN, Luis ULLOA ALLONES, José VICENTE ZURRIAGA RODRÍGUEZ y Fernando VEGA FERNÁNDEZ

COMISIÓN DE PROGRAMAS

Presidente: Jesús FORNIELES REYES.
Vocales: Alberto ABANADES VELASCO, Rodrigo CUESTA PÉREZ, Almudena DÍAZ MONTESINOS, Antonio GONZÁLEZ JIMÉNEZ, Ángel LÓPERA, Adrián LÓPEZ MADRONES, Santiago LUCAS SORIANO, Andrés MUÑOZ CERVANTES, Manuel PRIETO URBANO, Alfonso VINUESA CARRETERO y José Mª ZAMARRÓN CASINELLO.

COMISIÓN DE REDACCIÓN DE LA REVISTA

Presidente: José Luis MANSILLA LÓPEZ-SAMANIEGO.
Vicepresidenta: Ángela CORTÉS MARTÍN.
Vocales: José Luis BUTRAGUEÑO CASADO, Daniel DE LORENZO MANZANO, Isabel GÓMEZ BERNAL, Pedro Luis GONZÁLEZ ARJONA, Gonzalo JIMÉNEZ VARAS, Miguel MILLÁN LÓPEZ, Matilde PELEGRÍ TORRES, José César QUERAL SALAZAR, José RIBERA MORENO, Miguel SÁNCHEZ LÓPEZ y Carmen VALLEJO DESVIAT.

COMISIÓN DE COMUNICACIÓN

Presidente: Eugeni VIVES LAFLOLOR.
Vocales: Almudena DÍAZ MONTESINOS, Jesús CRUZ HERAS, Montse GODALL VIUDEZ, Isabel GÓMEZ BERNAL, José Luis MANSILLA LÓPEZ-SAMANIEGO, Piliuca NÚÑEZ LÓPEZ y Matilde PELEGRÍ TORRES.

COMISIÓN JÓVENES NUCLEARES

Presidente: Luis YAGÜE MUÑOZ.
Vicepresidenta: Raquel OCHOA VALERO.
Vocales: Alfonso BARBAS ESPA, Jesús BOTE MORENO, Almudena DÍAZ MONTESINOS, Bárbara FERNÁNDEZ ANDÚJAR, Juan Alberto GONZÁLEZ GARRIDO, Matthias HORVATH, Gonzalo JIMÉNEZ VARAS, Silvia ORTEGA LES, Sara PÉREZ MARTÍN, Patricia RUBIO OVIEDO, Tomás VILLAR SÁNCHEZ y Alfonso VINUESA CARRETERO

COMISIÓN DE TERMINOLOGÍA

Presidente: Luis PALACIOS SÚNICO.
Vocales: Agustín ALONSO SANTOS, Leopoldo ANTOLÍN ÁLVAREZ, Eugeni BARANDALLA CORRONS, Miguel BARRACHINA GÓMEZ, José Luis BUTRAGUEÑO CASADO, José COBIÁN ROA, Alfonso DE LA TORRE FERNÁNDEZ DEL POZO y Ramón REVUELTA LAPIQUE.

COMISIÓN WIN

Presidenta: Isabel GÓMEZ BERNAL
Vicepresidenta: Mª Luisa GONZÁLEZ GONZÁLEZ
Vocales: Carolina AHNERT IGLESIAS, Inés GALLEGO CABEZÓN, Magdalena GÁLVEZ MORROS, Mª Teresa LÓPEZ CARBONELL, Aurora MARTÍNEZ ESPARZA, Matilde PELEGRÍ TORRES, Trinidad PÉREZ ALCAÑIZ, Mª Luisa PÉREZ-GRIFFO COCHO, Mª Luz TEJEDA ARROYO y Concepción TOCA GARRIDO.

COMITÉ ORGANIZADOR 38 REUNIÓN ANUAL

Presidente: Julio BELINCHÓN VERGARA
Secretario: Luis YAGÜE MUÑOZ
Tesorero: Gonzalo ARMENGOL GARCÍA.
Presidenta del Comité Técnico: Pilar LÓPEZ FERNÁNDEZ.
Vocales: Gustavo BOLLINI MARAGGI, Almudena DÍAZ MONTESINOS, José Luis ELVIRO PEÑA, Antonio GONZÁLEZ JIMÉNEZ, Aniceto GONZÁLEZ SÁNCHEZ, David MARTÍN AREVALILLO, Andrés MUÑOZ CERVANTES, Raquel OCHOA VALERO, Matilde PELEGRÍ TORRES, Teresa SÁNCHEZ SANTAMARÍA, Francisco Javier VILLAR VERA y Eugeni VIVES LAFLOLOR.

COMITÉ TÉCNICO 38 REUNIÓN ANUAL

Presidenta: Pilar LÓPEZ FERNÁNDEZ.
Secretaria Técnica: Lola PATIÑO RAMOS.
Vocales: Juan B. BLÁZQUEZ MARTÍNEZ, Alfredo BRUN JAÉN, Eva Mª CELMA GONZÁLEZ-NICOLÁS, Elena DE LA FUENTE ARIAS, Alberto ESCRIBÁ CASTELLÉS, Laura GALA DELGADO, Francisco GARCÍA ACOSTA, Andrés GÓMEZ NAVARRO, Marisa GONZÁLEZ GONZÁLEZ, Carlos LAGE PÉREZ, Silvia ORTEGA LES, Enrique PASTOR CALVO, Juan José REGIDOR IPIÑA, Rafael RUBIO MONTAÑA y Marta VÁZQUEZ CABEZUDO.

Mejor ponencia

I+D+i

Métodos estadísticos para el análisis de márgenes de seguridad mediante códigos BE+U

M. Villamizar, S. Martorell, J.F. Villanueva, S. Carlos, A. Sánchez, F. Pelayo, R. Mendizábal e I. Sol

En este trabajo se presentan herramientas de análisis estadístico como el análisis de componentes principales, PCA (*Principal Components Analysis*), regresión por mínimos cuadrados parciales, PLS (*Partial Least Squares*) y el método de descomposición de la varianza como análisis de sensibilidad; las cuales permiten comprender las relaciones entre las variables de entrada "inputs" (definidas por funciones de distribución de parámetros del modelo termohidráulico) y la variable de salida "outputs", e.g. la PCT. El objetivo es identificar las variables de entrada más importantes debido al efecto que ejercen sobre las variables de salida. Además, es posible cuantificar el aporte de la incertidumbre de cada variable de entrada en la incertidumbre de los resultados. El caso de aplicación se desarrolla sobre un accidente LOCA grande en un PWR como caso de aplicación.

Statistical methods for the analysis of safety margins through BE+U codes: This paper presents tools for statistical analysis (PLS, PCA, Variance Decomposition) to understand the relationships between input variables (defined by parameters of the model thermal-hydraulics distribution functions) and output variable, e.g. the PCT variable. The objective is to identify the most important input variables in order to the effect on the output variables. In addition, it is possible to quantify the contribution of the uncertainty of each input variable in the uncertainty of results. The case of application develops a Large Break LOCA in a PWR.

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 termohidráulicos 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 debido a la gran complejidad del sistema simulado. Como consecuencia de ello resulta interesante la aplicación de métodos estadísticos que permitan valorar la interrelación entre parámetros considerados, hacer análisis predictivos y evaluar el impacto de las incertidumbres sobre una determinada variable resultado de la simulación.

El PCA es un método apropiado para identificar y clasificar diferentes tipos de comportamientos. Mientras que métodos predictivos como el PLS, permiten identificar las variables de entrada más importantes debido al efecto que ejercen sobre las variables de salida a través de la construcción de la ecuación de predicción. Además, utilizando la ecuación de predicción del PLS es posible propagar la incertidumbre de las variables de entrada en el resultado final (en este caso la PCT). Utilizando los resultados del RALAP y/o de la propagación de la incertidumbre a través de la ecuación de predicción, es posible realizar un análisis de sensibilidad utilizando el método de descomposición de la varianza (Saltelli, 2000). Este método permite determinar en qué medida las variables de entrada del modelo tienen influencia en las variables de salida, tanto individualmente, es decir en forma independiente

M. VILLAMIZAR

Doctor en Estadística Bayesiana, Estadística Industrial y Optimización. Dpto. Ingeniería Química y Nuclear, Universitat Politècnica de València

S. MARTORELL

Doctor Ingeniero Industrial. Catedrático Universidad. Dpto. Ingeniería Química y Nuclear, Universitat Politècnica de València

J.F. VILLANUEVA

Doctor Ingeniero Industrial. Dpto. Ingeniería Química y Nuclear, Universitat Politècnica de València

S. CARLOS

Doctor Ingeniero Industrial. Titular Universidad. Dpto. Ingeniería Química y Nuclear, Universitat Politècnica de València

A. SÁNCHEZ

Doctor Ingeniero Industrial. Titular Universidad. Dpto. Estadística e Investigación Operativa, Universitat Politècnica de València

F. PELAYO

Consejo de Seguridad Nuclear

R. MENDIZÁBAL

Consejo de Seguridad Nuclear

I. SOL

Asociación Nuclear Ascó-Vandellós II (ANAV)

de las otras variables (efecto de primer orden), como incluyendo tanto el efecto individual como los efectos de interacciones con las demás variables del modelo (efecto total).

El caso abordado en el presente artículo, es el análisis estadístico de los resultados tras 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 la 35ª Reunión de la SNE (Villanueva *et al.*, 2009) se presentó una metodología para el cálculo de márgenes de seguridad utilizando un código termohidráulico BE, así como datos y modelos del APS nivel I, además de contemplar algunas de las incertidumbres asociadas a dicho modelo. En la 36ª Reunión de la SNE (Martorell *et al.*, 2010a) se complementa el estudio analizando de forma más exhaustiva las incertidumbres introducidas por los modelos termohidráulicos y probabilistas, concretamente se incluyen en el estudio 37 parámetros completamente caracterizados.

En esta ocasión se plantea el uso de técnicas estadísticas multivariantes como el PLS, el PCA y el método de Descomposición de la Varianza de Sobol para análisis de sensibilidad, estas en conjunto utilizadas en la diagnosis y prognosis del efecto de las incertidumbres en la estimación de la PCT,

partiendo de los resultados obtenidos en la simulación de transitorios termohidráulicos mediante un código *Best Estimate*. Por tanto, el LBLOCA es simulado utilizando el código BE RELAP 5 siguiendo la metodología presentada en 35ª Reunión de la SNE (Villanueva *et al.*, 2009), con muestras que cubren la variación de los parámetros de entrada considerados en 36ª Reunión de la SNE (Martorell *et al.*, 2010a), obteniéndose mediante sucesivas simulaciones una muestra representativa de los posibles comportamientos de la temperatura dadas unas condiciones iniciales. A las diferentes evoluciones temporales de la temperatura de vaina, se aplica un PCA, teniendo como resultado una clasificación de las mismas de acuerdo a su comportamiento durante el transitorio. Se construye un modelo PLS, en el que se caracterizan por importancias los parámetros la PCT, dadas unas condiciones iniciales. Finalmente, se realiza un análisis de sensibilidad utilizando el método de Descomposición de la Varianza de Sobol para evaluar la relación entre las incertidumbres de las variables de entrada y la incertidumbre del resultado del modelo en este caso la PCT. El caso de aplicación se tiene en cuenta 37 variables y 286 simulaciones.

PATRONES DE COMPORTAMIENTO

El Análisis de Componentes Principales, PCA (Johnson, D.E. 2000), parte de la idea de agrupar una gran cantidad de variables de partida en pocas variables representativas (llamadas componentes principales) que capturen la máxima variabilidad existente entre componentes. Esta propiedad hace del PCA un método apropiado para identificar y clasificar diferentes tipos de comportamientos.

El PCA trabaja exclusivamente sobre la matriz de variables independientes, agrupando dichas variables en subgrupos semejantes. Esta característica permite explorar los datos en busca de patrones y/o agrupaciones entre ellos. Por ejemplo, conociendo la trayectoria a lo largo del tiempo de la temperatura máxima de vaina, el PCA agrupará las series que presentan trayectorias similares.

En general, el PCA se puede definir mediante la matriz de variables independientes (datos originales) X , la cual se descompone en dos matrices, T (matriz de *scores*) y P (matriz de *loadings*), más una matriz E residual de X . La representación matricial del PCA se presenta a continuación, (Johnson, D.E. 2000):

$$X=TP+E \quad (1)$$

En donde los *scores* especifican las relaciones existentes entre los valores originales y los *loading* definen la contribución de cada variable original sobre la componente principal.

ANÁLISIS MULTIVARIANTE MEDIANTE, PLS

En la actualidad las técnicas estadísticas multivariantes de proyección sobre estructuras latentes, tales como la Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales, PLS (Geladi, P., 1986) presentan grandes ventajas a la hora de analizar las relaciones entre múltiples variables, con una pérdida mínima de información.

En el caso concreto de la regresión PLS, es un método de regresión por reducción multivariante que maximiza la covarianza. Por ser un método no paramétrico, no establece hipótesis relativas a la distribución de los datos, ni al tamaño muestral. En general permite trabajar problemas de alta complejidad (muchas variables), con poca información (número reducido de muestras) y cuyo objetivo final sea el análisis predictivo. El modelo PLS estructura la información en dos matrices, la matriz de variables independientes, X y la matriz de variables dependientes, Y . Cada una de ellas se descompone en dos nuevas matrices, una para los *scores* matriz T , (nexo común entre ambas matrices, X e Y) y una para los *loadings* (matriz P para las X y Q para las Y). Además de una matriz residual (E para las X y F para las Y), tal como se muestra a continuación, (Geladi, P, 1986):

$$X=TP+E \quad (2)$$

$$Y=TQ+F \quad (3)$$

$$Y=BTQ+F^* \quad (4)$$

donde, F^* es la matriz residual y B son los coeficientes de la regresión PLS.

EL MÉTODO DE DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA

El análisis de sensibilidad permite determinar los factores que más contribuyen a la variación de los datos de salida, de forma que se puede conocer qué resultados son menos estables en el modelo y, por tanto, dónde hay que seguir investigando para eliminar la incertidumbre. Mediante el método de descomposición de la varianza se obtienen estimaciones de sensibilidad válidas para relaciones paramétricas y no paramétricas, lo que representa una ventaja respecto a los métodos clásicos de regresión. El propósito del análisis de sensibilidad consiste en determinar

las relaciones entre la incertidumbre en las variables usadas en el análisis y la incertidumbre en las variables dependientes resultantes.

El método de descomposición de la varianza es, posiblemente, el procedimiento más informativo e intuitivo con el que resumir la incertidumbre en el resultado del análisis consecuencia de la incertidumbre en las variables de entrada. Este procedimiento utiliza diferentes medidas para cuantificar esta incertidumbre tales como (Saltelli, 2000):

$$s_j = \frac{Var(E(f(x)|x_j))}{Var(f(x))} \quad (5)$$

$$T_j = \frac{E(Var(f(x)|x_{-j}))}{Var(f(x))} = \frac{Var(f(x)) - Var(E(f(x)|x_{-j}))}{Var(f(x))} \quad (6)$$

donde $x_{(-j)} = (x_1, \dots, x_{j-1}, x_{j+1}, \dots, x_p)$. El numerador de la Ecuación (5) es una medida de la sensibilidad de $f(x)$ con respecto al factor x_j , al dividir por la varianza total de $f(x)$ se obtiene la fracción de la incertidumbre en $f(x)$ atribuida a x_j denominándose índice de sensibilidad de primer orden s_j . Por tanto, el s_j permite determinar en qué medida la variable de entrada x_i a analizar tienen influencia en la variable de salida, de forma individual, es decir en forma independiente de de las otras variables.

Mientras que el T_j , dado por la Ecuación (6) corresponde a la fracción de incertidumbre en $f(x)$ que puede ser atribuida a x_j y sus interacciones con las otras variables de entrada. Por tanto, incluye tanto el efecto individual como los efectos de interacciones con las demás variables del modelo.

En el caso de modelos puramente aditivos se cumple que $\sum s_j = 1$, mientras que para un factor dado x_j una diferencia importante en la media de T_j y s_j representa un papel importante de las interacciones para este factor en $f(x)$.

Un procedimiento alternativo para la evaluación directa de T_j es el uso de un meta-modelo para f el cual se denota por \hat{f} . Esta aproximación supone utilizar una muestra de tamaño n desde la distribución conjunta de x (por ejemplo, una muestra aleatoria simple) y evaluar el modelo en cada uno de los n puntos. Los valores obtenidos de la evaluación del modelo pueden ser utilizados para crear un meta-modelo para f . El método que se utiliza comúnmente para la estimación de la función es desarrollar una regresión lineal utilizando un modelo lineal en cada una de las entradas, por ejemplo:

$$y = f(x) + \epsilon \quad (7)$$

donde $y = (y_1, y_2, \dots, y_p)$ es el vector de salida, $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ es la matriz de entrada y ϵ es el vector de error.

Integrando las Regresiones no Paramétricas al análisis de sensibilidad propuesto por Saltelli (2000), se pueden obtener modelos más robustos que permiten analizar relaciones no lineales entre las variables de entrada y de salida, sin una gran cantidad de simulaciones. Una alternativa es calcular el índice de sensibilidad de Sobol actualizado por Homma y Saltelli

en el 1996, en donde f y T_j se estimara a partir de modelos de regresión no paramétrica (Saltelli, 2000). En esta ocasión la regresión no paramétrica utilizada son los modelos Aditivos generalizados "GAM".

De forma general, un Modelo Lineal Generalizado (GAM) es un modelo con un predictor lineal definido a través de una suma de funciones suaves de las covariables (Hastie, T & Tibshirani, R. 1986). El nombre "Generalized Additive Model" ha si-

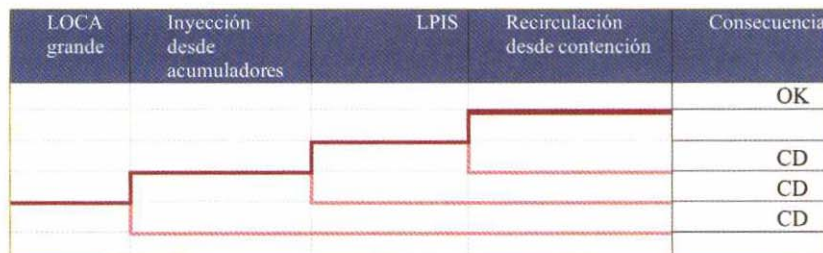


Figura 1. Secuencias accidentales de un LBLOCA.

Variable	Tipo Distribución
Potencia Nominal (PN)	Normal
Potencia Parada (PP)	Normal
Calor Específico Combustible (CEC)	Normal
Conductividad Térmica Combustible (CTC)	Normal
Axial Peaking Factor (PF)	Normal
Hot Gap Size (HGS)	Normal
Nivel (NP)	Normal
Pérdidas Tubería (PTP)	LogNormal
Tamaño de Rotura (TR)	LogNormal
Coefficiente de Descarga (CD)	Uniforme
Presión Inyección (PIS)	Uniforme
Caudal Inyección (CIS)	Normal
Temperatura (TIS)	Uniforme
Señal Disparo Reactor (SDR)	Uniforme
Señal Inyección de Seguridad (SIS)	Uniforme
Presión Descarga (PDA)	Uniforme
Volumen Llenado (VLA)	Uniforme
Temperatura (TA)	Normal
Pérdidas Tubería (PTA)	LogNormal
Presión (PC)	Uniforme
Temperatura (TC)	Uniforme
Señal Bajo Nivel Tanque (SBNT)	Uniforme
Señal Muy Bajo Nivel Tanque (SMBNT)	Uniforme
Tiempo Transición a Recirculación (TTR)	Uniforme
Caudal Recirculación (CRS)	Normal
Temperatura (TRS)	Uniforme

Tabla 1. Relación de Parámetros.

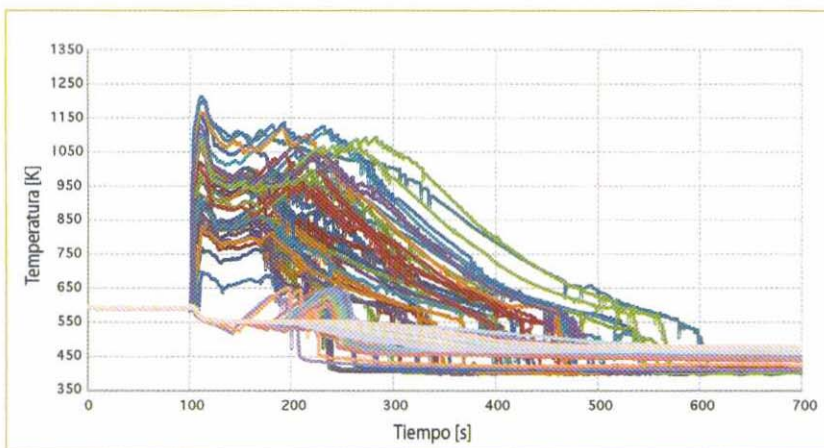


Figura 2. Evolución de la temperatura de vaina para potencia nominal.

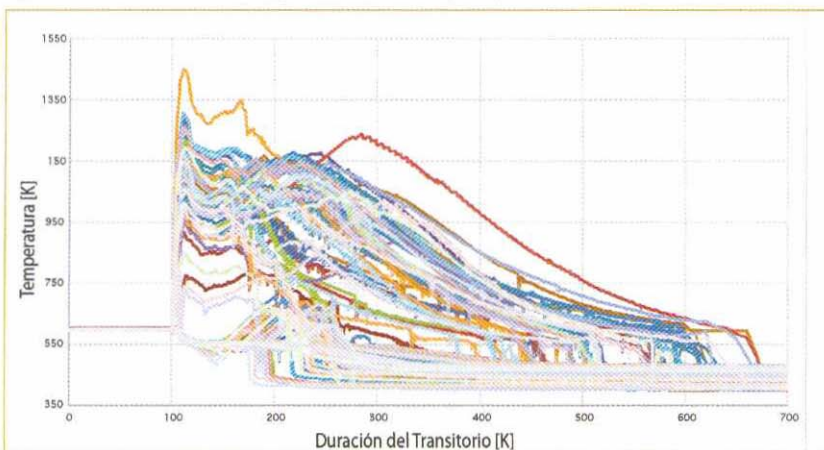


Figura 3. Evolución de la temperatura de vaina para el Aumento de Potencias del 10%.

do acuñado por Hastie y Tibshirani, quienes fueron los primeros que propusieron este tipo de modelos así como diversos procedimientos para su estimación y contraste. La técnica específica de estimación que propusieron se llama *backtting*. El GAM tiene la ventaja de poder integrar una gran variedad de procedimientos de suavización habituales (como los árboles de regresión) pero su punto débil está en la estimación del grado de suavización del modelo.

CASO DE APLICACIÓN

En esta ocasión se plantea el uso de técnicas estadísticas multivariantes como el PLS, el PCA y el método de descomposición de la varianza, para la diagnosis y prognosis del efecto de las incertidumbres en la estimación de la PCT, partiendo de los resultados obtenidos en la simulación de transitorios termohidráulicos mediante un código *Best Estimate*. Para simplificar se ha estudiado una única secuencia del APS nivel 1 de un PWR cuyo iniciador es un LOCA grande (LBLOCA), aunque puede aplicarse de forma análoga a otros escenarios

accidentales. La Figura 1, muestra la secuencia accidental analizada.

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 por la señal de muy bajo nivel según el APS. El transitorio ha sido simulado, como se mencionó anteriormente, con el código RELAP 5 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. Al analizar la barrera del combustible nuclear durante un escenario LOCA, las variables de seguridad son: la temperatura

de vaina (PCT), la máxima oxidación local (LMO) y la oxidación del núcleo (CWO), y la incertidumbre está asociada a las condiciones iniciales y de contorno de los modelos. En 1989 la metodología CSAU estableció las bases para generar funciones de densidad asociadas a la carga (US-NRC, 1989). Se han simulado 700 s. de transitorio, de la secuencia de la Figura 1.

La aplicación tiene por objetivo la diagnosis y prognosis del efecto de las diferentes variables en el comportamiento de la temperatura de vaina durante todo el transitorio LBLOCA, teniendo en cuenta las incertidumbres introducidas por los modelos termohidráulicos y probabilistas. En este contexto, se incluyen las incertidumbres asociadas a 26 parámetros (algunos de los 26 parámetros que se presentan a continuación se trabajan en más de un nivel ampliando la lista a 37 parámetros); los más representativos para la secuencia, y que se presentan en la Tabla 1, (Frepoli, C. 2008; Lee SY & Ban CH, 2004; M.Y. Young et al., 1998; Martin, R.P. et al., 2005; Bajorek, S.M. et al., 2010; Wulff W, 1990).

A partir de 286 muestras se han realizado las correspondientes ejecuciones del código para obtener el valor de la PCT considerando en primer lugar potencia nominal y repitiendo los casos con un aumento de la potencia del 10%. En la Figuras 2 y 3 se observan los distintos comportamientos de la evolución de la temperatura de vaina con una potencia inicial y con el incremento de potencia del 10%.

A continuación, se realiza un análisis PCA utilizando como matriz de datos la evolución de la temperatura de vaina con potencia inicial, durante los 700 segundos simulados. El objetivo es clasificar las diferentes trayectorias de la temperatura de vaina con potencia inicial. La Figura 4 muestra las diferentes agrupaciones obtenidas por el algoritmo PCA, realizado con el programa SIMCA (UMETRICS, 2002). Se puede observar que existen tres comportamientos generales, asociados a las distintas trayectorias de la temperatura de vaina.

Al analizar las características de los diferentes parámetros en cada uno de los tres comportamientos obtenidos por el PCA, se observa que la diferencia en el comportamiento se debe básicamente al tamaño de la rotura. En la Figura 5 se presentan los tres comportamientos de acuerdo al tamaño de la rotura.

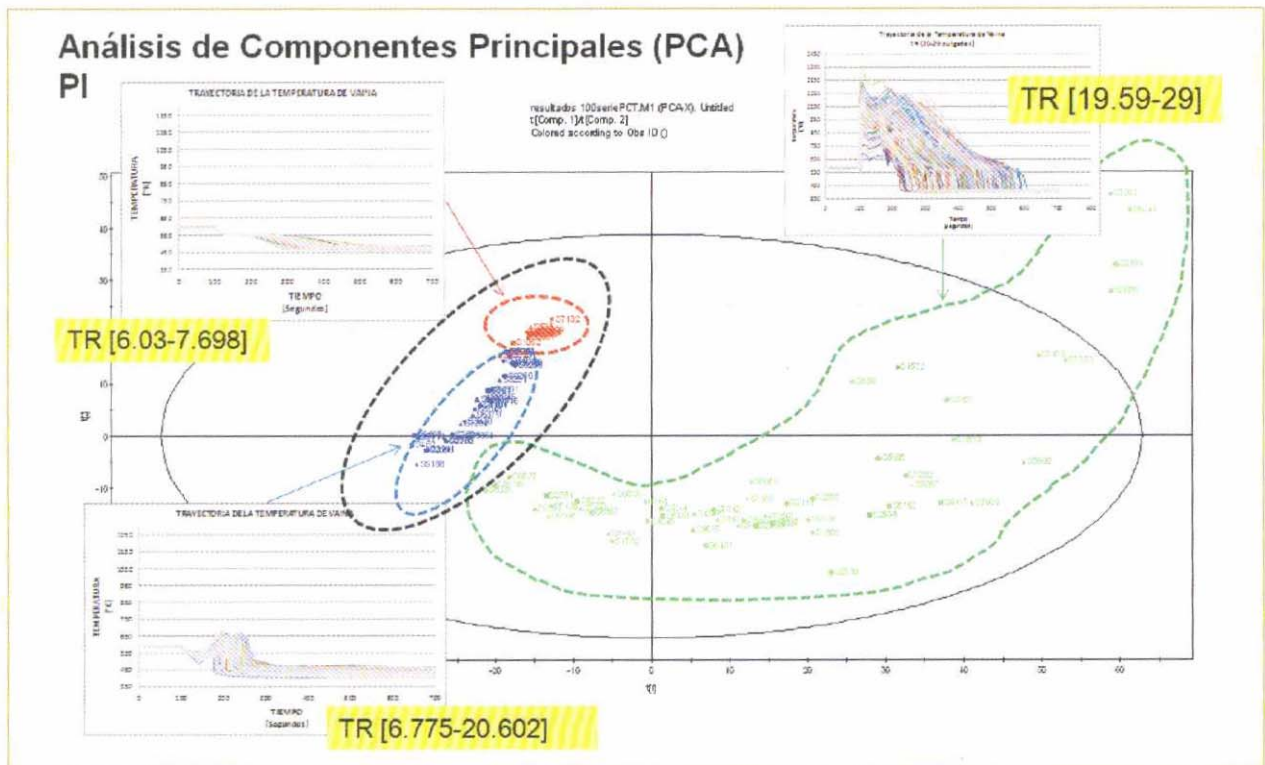


Figura 4. Tipos de evolución de la Temperatura de Vaina resultado del PCA.

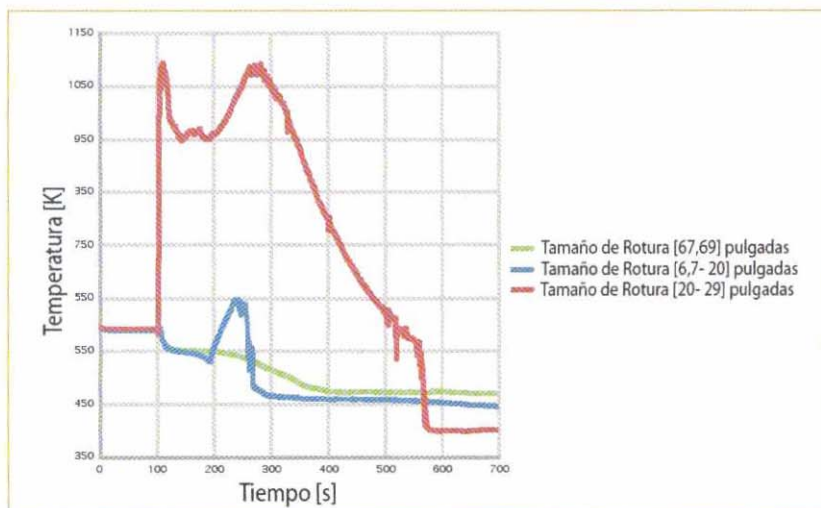


Figura 5. Tipos de evolución de la temperatura de vaina.

Modelo: GAM	R ² =0.97472		
Covariable	\hat{S}_j	\hat{T}_j	Intervalo para el T_j al 95%
TR	0.978	0.977	(0.974, 1.000)
CD	0.003	0.001	(0.000, 0.025)
PN	0.004	0.003	(0.000, 0.045)

Tabla 2. Resultados del análisis de sensibilidad a la PCT.

Con el fin de comprender las relaciones entre las variables de entrada *inputs* (definidas por funciones de distribución de parámetros del modelo termohidráulico) y la variable de salida *outputs*, en este caso la PCT,

se realiza un análisis de sensibilidad utilizando el método de Descomposición de la Varianza de Sobol' y la regresión no paramétrica "GAM" (Modelos Aditivos Generalizados). En la Tabla 2 se presentan los resultados

del cálculo de índices de sensibilidad a la PCT, solo se muestran los más importantes.

Teniendo en cuenta el valor del \hat{T}_j , la incertidumbre asociada a las variables "TR, CD y PN" e incluyendo sus interacciones, son los que aportan incertidumbre en el valor de la PCT, en concreto el 97.7% de la incertidumbre del valor de la PCT se atribuye a la incertidumbre propia del TR.

El siguiente objetivo era intentar predecir, en este caso la PCT para unas determinadas condiciones iniciales, utilizando regresiones no paramétricas, y conseguir así valores fiables de la PCT con un adecuado equilibrio entre precisión y esfuerzo computacional. En esta ocasión, se ha elegido la Regresión por Mínimos Cuadrados Parciales (PLS 1), en donde los elementos que constituyen la matriz X, son los 37 parámetros mostrados en la Tabla 1, mientras que el elemento que constituyen el vector Y es la temperatura máxima de vaina. El objetivo del modelo es obtener la predicción de la máxima temperatura de vaina, durante el transitorio y la importancia de los parámetros (Matriz X). La regresión PLS se desarrolló con el programa SIMCA-P (UMETRICS, 2002). Una vez definido el conjunto de datos, se realiza el análisis PLS cuyos resultados se presentan a continuación. La bondad de ajuste del modelo es de R²=95.3. Respecto al Q² (Índice de Stone Geiser)

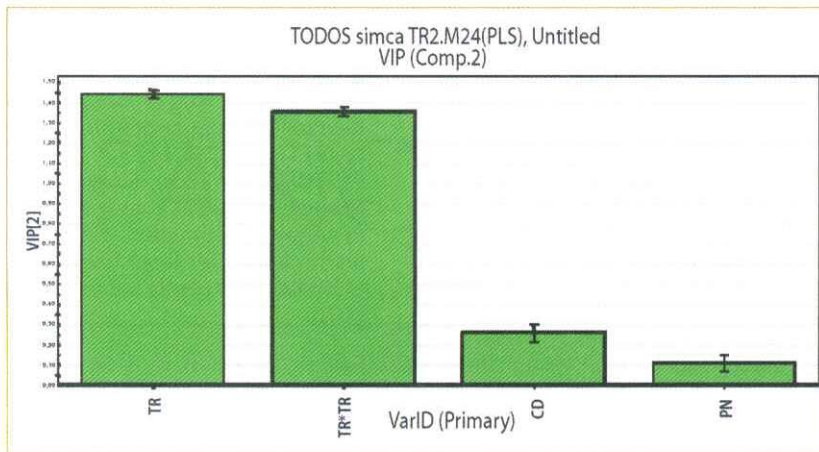


Figura 6. Importancias de las variables en el Modelo.

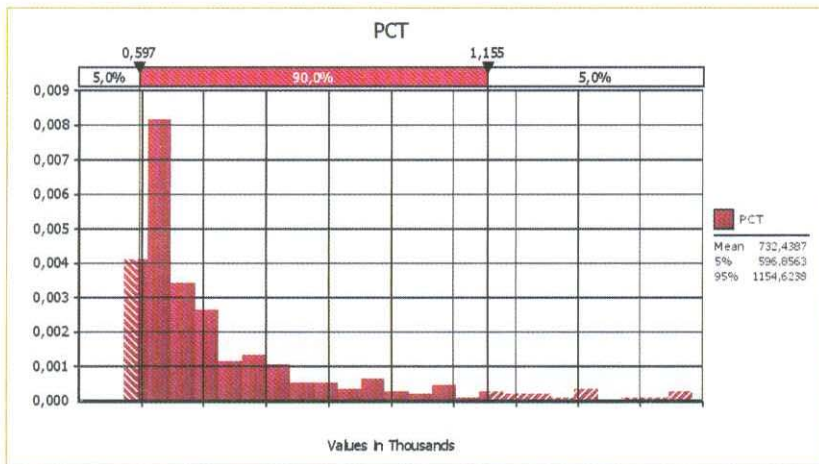


Figura 7. Propagación de las incertidumbres al cálculo de la PCT utilizando la ecuación del PLS (Software @Risk).

	Valor medio		Simulación (Propagación de la incertidumbre)		
	Reales por RELAP	Predichos por PLS	Valor medio de la PCT	Percentil 5%	Percentil 95%
PCT	759	754	732.4387	596.8563	1154.6238

Tabla 3. Resumen de valores medios.

Modelo: GAM	R ² =0.999		
Covariable	\hat{S}_j	\hat{T}_j	Intervalo para el T _j al 95%
TR*TR	0.823	0.832	(0.794, 0.906)
TR	0.175	0.192	(0.326, 0.384)
PN	0.005	0.000	(0.00, 0.136)
PP	0.001	0.000	(0.00, 0.048)
CD	0.000	0.003	(0.00, 0.021)

Tabla 4. Resultados del análisis de sensibilidad a la PCT utilizando la regresión no paramétrica GAM.

el cual mide el aporte marginal de cada componente PLS al poder predictivo del modelo, el cual es con dos componentes del $Q^2=95.1\%$ acumulado del PLS. La Figura 6 muestra los resultados del cálculo de importancias

de la variable x_i (donde $i=1,\dots,32$) en función del poder predictivo que tiene sobre Y (PCT), (denominado VIP) al realizar la regresión PLS en donde se observa que los parámetros más significativos, en orden de importancia

son: el efecto lineal y el efecto cuadrático del Tamaño de Rotura (TR), Coeficiente Descarga (CD) y Potencia Nominal (PN).

Por tanto, el tamaño de rotura además de su efecto cuadrático son las variables más importantes respecto al poder predictivo que tienen sobre la PCT. Finalmente, se extrae de la regresión PLS la ecuación que permite predecir la variable a explicar en este caso la PCT con las variables explicativas (tamaño de rotura, potencia nominal, coeficiente de descarga etc...), para posteriormente utilizarla en la propagación de las incertidumbres. Para realizar la propagación de la incertidumbre se reemplazó en la ecuación de predicción PLS cada variable como función de distribución, además del error de la regresión. Posteriormente se realizaron 300 simulaciones mediante el método de muestreo hipercubo latino, utilizando la ecuación de predicción del PLS, obteniéndose de esta forma los estadísticos característicos de la PCT como son los percentiles 5%, 95%, etc. (se utilizó el programa @Risk para la propagación de la incertidumbre). La Figura 7 presenta la función de densidad de la PCT y algunos de sus estadísticos (media, 5% y 95%).

En esta ocasión se observa que el valor medio que se obtiene de la PCT a través de la propagación de la incertidumbre, por medio de muestreo por hipercubo latino se ajusta a los valores reales y predichos, que se obtuvieron a través de RELAP. En la Tabla 3, se presentan los valores medios de la PCT reales, predichos y tras la propagación de la incertidumbre.

Como se mencionó en la introducción del artículo, se utilizó el método de Descomposición de la Varianza de Sobol (Saltelli, A, 2000) para análisis de sensibilidad. Utilizando el GAM (Hastie, T & Tibshirani, R. 1986), en la estimación de los índices de Sobol se obtiene los siguientes resultados, Tabla 4:

El 82.3% de la incertidumbre del valor de la PCT se atribuye a la incertidumbre propia del efecto cuadrático del tamaño de rotura. El intervalo de confianza TR*TR al 95% está entre [0.79 y 0.906], lo cual indica que prácticamente toda la incertidumbre de la PCT se debe a la incertidumbre propia del TR y su interacción con otras covariables.

Finalmente, el análisis de sensibilidad después de la propagación a través de la ecuación de predicción, ha servido para comprobar la robustez del modelo predictivo, observando cómo varían la PCT en función

de las modificaciones de las variables de entrada dadas por las funciones de distribución de cada una de ellas ($TR_{[Lognormal]}$, $PN_{[Normal]}$ y $CD_{[Uniforme]}$), podemos concluir que la incertidumbre del TR es la variable más importante con respecto a impacto en la incertidumbre de la PCT, resultados que coinciden con el análisis de sensibilidad realizado anteriormente.

OBSERVACIONES FINALES

Se ha analizado el comportamiento de temperatura de vaina durante todo el transitorio LBLOCA, identificando por PCA tres tipos de comportamiento. Con el análisis anterior se pone de manifiesto que el tamaño de rotura, es el factor que condiciona el comportamiento de la temperatura de vaina a lo largo del tiempo. Respecto a los resultados obtenidos con PLS, se observó que los parámetros más relevantes al analizar los picos temperatura de vaina son el tamaño de rotura, potencia nominal y el coeficiente de descarga (rotura). El análisis de sensibilidad ha servido para comprobar la robustez del modelo, observando cómo varían la PCT en función de las modificaciones de las variables de entrada dadas por las funciones de distribución de cada una de ellas ($TR_{[Lognormal]}$, $PN_{[Normal]}$ y $CD_{[Uniforme]}$), podemos concluir que la incertidumbre del TR es la variable más importante con respecto a impacto en la incertidumbre de la PCT. Es importante resaltar que las técnicas estadísticas son de gran utilidad cuando se trabaja con modelos donde interviene una gran cantidad de variables, ya que, permiten identificar las variables más relevantes cuantificando su importancia. Acotando así, el número de variables de las que depende una variable respuesta, (en este caso la PCT) y reducir así el esfuerzo computacional para evaluarlas.

AGRADECIMIENTOS

Este estudio es parte de un trabajo financiado por el Consejo de Seguridad Nuclear dentro del contrato STN/2369/08/640.

REFERENCIAS

- @RISK 5.5, Risk Analysis and Simulation Add- In for Microsoft Excel, Palisade Corporation. Version 5.5. May 2009.
- 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).
- Geladi, P & Kowalski, B.R. Partial Least Squares Regression. *Analytica Chimica Acta*, Elsevier Science Publishers B.V.,185(1986)1-17.
- Hastie, T & Tibshirani, R. Generalized Additive Models. *Source: Statist. Sci. Volume 1, Number 3 (1986), 297-310.*
- Johnson, D.E. Métodos Multivariados Aplicados al Análisis de Datos. International Thomson Editores. 2000.
- Lee SY & Ban CH, "Code-Accuracy Based Uncertainty Estimation (CABUE) Methodology for large-Break Loss-of-Coolant Accidents", *Nuclear Technology* 148, 335-347, (2004).
- 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).
- Martin, R.P, & O'Dell, L.D. "AREVA's realistic large break LOCA analysis methodology". *Nuclear Engineering and Design.* 235, pp 1713-1725 (2005).
- Martorell, S., Villamizar, M., Villanueva, J.F., Sánchez, A.I., Pelayo, F., Mendizábal, R., Sol, I., Carlos, S. & Serradell, V. CUANTIFICACIÓN DE MÁRGENES DE SEGURIDAD PARA SECUENCIAS DE APS. 36ª Reunión Anual Sociedad Nuclear Española. 2010a.
- Martorell, S., Villamizar, M., Villanueva, J.F., Sánchez, A.I., Pelayo, F., Mendizábal, R., Sol, I., Carlos, S. & Serradell, V. APLICACIÓN DE LOS MÉTODOS PLS Y PCA AL ANÁLISIS DE RESULTADOS DE SIMULACIONES DE TRANSITORIOS TERMOHIDRÁULICOS. 36ª Reunión Anual Sociedad Nuclear Española. 2010b.
- Bajorek, S.M., Hochreiter, L., Kazimi, M., Reyes, J., Smith, K. & Wallis, G. "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), Elsevier Science, "Code accuracy based uncertainty estimation (CABUE) methodology for large break loss of coolant accidents". *CSAU* 2010.
- Saltelli, A., Chan, K. & Scott, E.M. *Sensitivity Analysis.* J. Wiley & Sons, Ltd. 2000.
- UMETRICS, A. B. *SIMCA-P10. User Guide to SIMCA-P.* 2002.
- USNRC, 1989, Quantifying Safety Margins: Application of Code Scaling, Applicability, and Uncertainty Evaluation Methodology to a Large -Break Loss-of-Coolant Accident, *NUREG/CR-5249, EGG-2659, 1989* (see also *Nuclear Engineering and Design*, 119, 1990).
- Villanueva, J. F., Carlos, S., Martorell, S. & Serradell, V. Análisis del impacto de Márgenes de seguridad de un LOCA en un PWR considerando incertidumbres en variables termohidráulicas y probabilistas. 35ª Reunión Anual SNE, 2009.
- 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.■