

Modelado de Entorno de Pruebas para el Estudio y Simulación de Monitorización de Fallas en Procesos de Tritio

Eduardo Iraola^{1,2}, José M^a Nougués¹, Lluís Batet², Luis Sedano^{2,3}

Empresas: ¹Inprocess Technology and Consulting Group, ²ETSEIB - Universitat Politècnica de Catalunya, ³FUS_ALIANZ Science Engineering & Consulting

Dirección: ¹Gran Via de Carles III, 86, 08028 Barcelona, ²Avinguda Diagonal, 647, 08028 Barcelona, ³Calle nord, 19 at., El Vendrell

Teléfono: 933 30 82 05

E-mail: eduardo.iraola@inprocessgroup.com

Resumen – Los métodos para la monitorización de tritio previstos en ITER consisten en detener periódicamente su operación para medir de la cantidad global de tritio en planta. Como mejora de futuras plantas de fusión, en este trabajo se propone una estrategia de monitorización de tritio basada en la combinación de machine learning y simulación de planta. Se muestra, además, una de las tareas involucradas en este desarrollo, el modelado y validación de un sistema de referencia que servirá como banco de pruebas para la estrategia propuesta.

1. INTRODUCCIÓN

En el contexto de la fusión nuclear, el procesado de tritio es crítico para alcanzar la fusión a nivel industrial debido al bajo nivel de quemado en el reactor, lo que convierte al ciclo de combustible en un bucle cerrado [1]. Además, como elemento radiactivo, toda instalación que gestione tritio debe garantizar ciertos límites de emisión desde la perspectiva de la seguridad. Para todo ello, la gestión de tritio supone un reto debido a que:

- Los inventarios en una planta de fusión nuclear como ITER son extremadamente elevados (2-3 kg) [2] en comparación con cualquier instalación de gestión de tritio actual.
- El tritio es altamente difícil de confinar debido a sus características físico-químicas, al intercambio isotópico con todo tipo de moléculas como agua y compuestos carbonados y la permeación de paredes metálicas.
- Los sensores para la medida de la concentración de tritio están en desarrollo y proporcionan insuficiente precisión y tiempos de respuesta lentos [3].

Por todo ello, no existe una solución de monitorización de tritio en tiempo real. La estrategia prevista en ITER es conservadora y consiste en detener periódicamente la planta y desviar todos los caudales a los sistemas de almacenamiento para facilitar una medida global del inventario de tritio en planta. Evidentemente, este sistema es poco eficiente e indeseable para los futuros prototipos comerciales de fusión como DEMO.

Una posible solución a este problema está en los sistemas de *monitorización de procesos y detección y diagnóstico de fallas* que, a partir de las mediciones de sensores, de modelos de planta y algoritmos de explotación de datos, tratan de detectar de forma temprana problemas en el sistema. A pesar de que existen modelos para simulación de procesos de tritio [4], la incertidumbre de los parámetros físicos que los caracterizan no permiten garantizar la confianza de las simulaciones por sí solas. Por otro lado, existen pocos procesos de tritio de la magnitud de los que se pondrán en funcionamiento en las próximas décadas, lo que dificulta el entrenamiento de una estrategia únicamente basada en datos.

En el presente trabajo se sientan las bases para la utilización de un **sistema híbrido de detección y diagnóstico de fallas** que asimile las virtudes de los diferentes métodos de monitorización para cumplir con los futuros requerimientos de monitorización de tritio en fusión. Esta propuesta se asienta sobre las siguientes necesidades:

- Capacidad de modelar y simular sistemas de procesado de tritio.
- Programación de algoritmos de procesado de datos procedentes de los sensores de planta.
- Entorno de un sistema de monitorización global de planta.
- Conectividad entre el simulador, los algoritmos de procesado de datos y el sistema de monitorización.

Este documento está organizado de la siguiente manera: en primer lugar, se realizará una breve revisión de la detección y diagnóstico de fallas y sus tipos para, a continuación, señalar las particularidades de la monitorización de tritio y la propuesta de una estrategia de monitorización para procesos tritiados. Finalmente y, como uno de los pasos para lograr dicha estrategia, se mostrará el caso Tennessee Eastman como referencia para el estudio de estrategias de monitorización y el proceso de modelado para su uso en un simulador comercial.

2. DETECCIÓN Y DIAGNÓSTICO DE FALLAS

2.1. Fundamentos de detección y diagnóstico de fallas

En un proceso industrial, una falla consiste en una alteración no asumible en sus condiciones de funcionamiento [5] que el sistema de control tradicional (e.g. PID) no es capaz de evitar por sí mismo. La *monitorización de procesos y detección de fallas* es la rama del control que se encarga de estudiar, por un lado, cómo detectar que ha sucedido o sucederá una falla (detección) y, por otro lado, cómo identificar qué partes del proceso o variables están directamente involucradas en la falla (diagnóstico). En el caso del tritio, por ejemplo, una falla puede tener lugar si la permeación de tritio a través de las paredes de una tubería supera un pequeño umbral a causa de un aumento inesperado de la temperatura o, en el peor de los casos, por un defecto en la barrera de permeación.

En general, un *sistema de monitorización* recibe como input el conjunto de medidas recogidas a partir de los sensores que hay repartidos por la planta y los procesa para extraer una serie de **características** o *features* que, a su vez, son procesadas para concluir si existe una desviación respecto al funcionamiento normal o no.

El método para extraer y tratar estas características puede ser **basado en modelo** o **basado en datos**. El primero de ellos consiste en el uso de primeros principios (normalmente una solución numérica de las ecuaciones físicas del proceso) para simular el comportamiento de la planta y extraer las desviaciones respecto a la realidad llamadas **residuales**, a través de los cuales se infiere la ocurrencia de fallas. El segundo método, el basado en datos, no requiere de un conocimiento interno del proceso y se alimenta solamente de datos del proceso (medidas de sensores), que sirven para *entrenar* al propio sistema de monitorización (*machine learning*) previamente a su desempeño en tiempo real.

Los modelos de primeros principios suelen superar a los enfoques basados en datos cuando se dispone de información suficiente para la construcción del modelo. Sin embargo, en procesos reales complejos, llegar a construir un modelo de primeros principios con suficiente detalle es una tarea complicada y nunca existirá un modelo perfecto. Los enfoques basados en datos son potentes, ágiles, más sencillos de implementar y eficaces identificando fallas para las que han sido entrenados, pero se desempeñan peor en tipos de fallas no conocidas; para lo cual el modelo suele estar mejor preparado.

Como se puede observar, ambos enfoques tienen cualidades complementarias. Durante los últimos años, se ha iniciado una corriente de estudio que ha tratado de combinar las dos maneras de abordar el problema de monitorización [6], [7] y se han dado los primeros pasos hacia la creación de un marco común para la aplicación híbrida de la monitorización de fallas utilizando redes Bayesianas como herramienta genérica para la integración de varias técnicas [8], [9]. Sin embargo, este enfoque no se ha aplicado a la monitorización de tritio en fusión.

2.2 Propuesta de estrategia de monitorización para la detección y diagnóstico de fallas en tritio

Al no existir todavía sistemas de tritio a gran escala, es difícil validar los modelos con datos experimentales, siendo necesario referirse a pequeños laboratorios que han hecho públicos sus datos [10]–[13] para contrastar con los modelos de simulación o utilizar datos de diseño [1], [14], [15] que todavía no son definitivos y no se han llevado a la práctica. Esto, sumado a las incertidumbres de las propiedades físicas de los materiales con respecto al tritio, hace inevitable que las simulaciones acarreen cierta imprecisión.

Del mismo modo, una monitorización basada en datos necesita suficiente información previa para su entrenamiento, información que a día de hoy no está disponible.

En este trabajo proponemos el uso del enfoque híbrido en [9] para afrontar la monitorización de fallas en procesos tritiados utilizando redes Bayesianas para el pesado en la toma de decisiones al fusionar los resultados de diferentes métodos. En la Figura 1 se muestra un esquema de la estrategia propuesta.

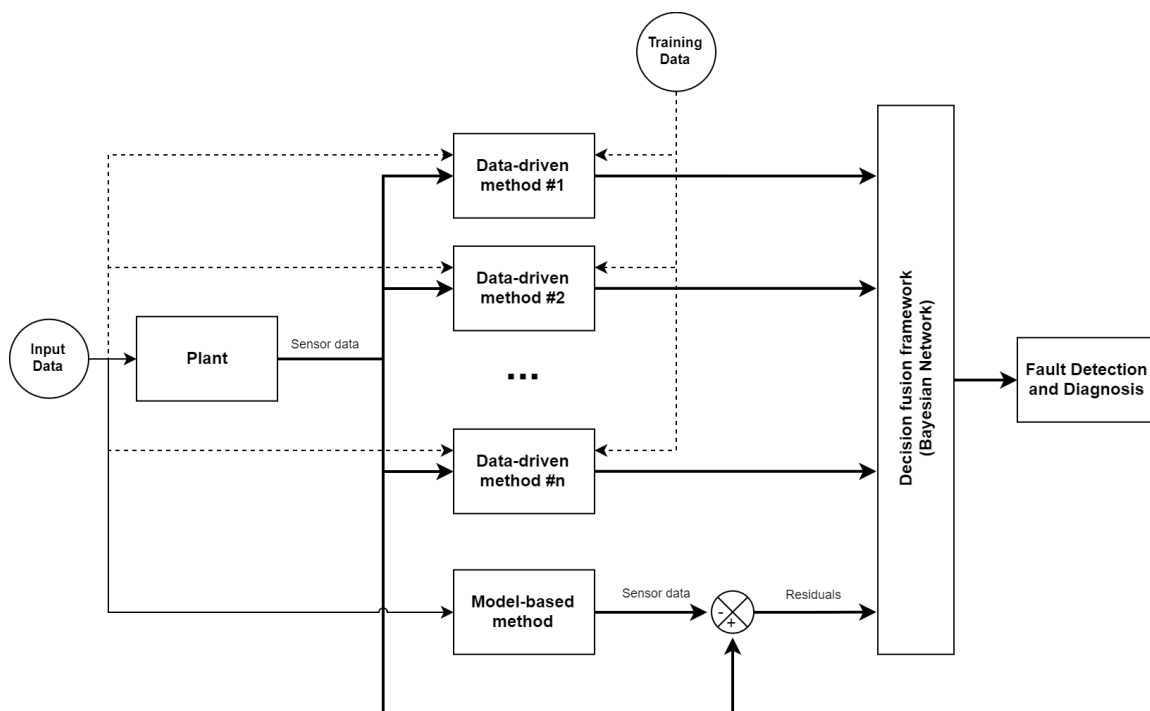


Figura 1. Esquema de estrategia de monitorización híbrida. Fuente: elaboración propia.

Mientras que, en cuanto a técnicas basadas en datos (en la imagen, *data-driven methods*), se empleará alguno de los métodos conocidos (*Principal Component Analysis*, Redes Neuronales Artificiales, *Support Vector Machines*, etc.) la novedad en este trabajo radicará en incorporar el uso de simulación dinámica en la parte *basada en modelo* del enfoque híbrido, aprovechando las capacidades del simulador comercial Aspen HYSYS, a través del cual ya se han propuesto desarrollos para la simulación de procesos con tritio [16], [17].

Dado que inicialmente no se podrá aplicar la monitorización a un sistema real de tritio, se utilizarán dos simulaciones diferentes. Un modelo al que llamaremos *realidad virtual* representará, con la mayor calidad posible, un sistema real, mientras que un segundo modelo, el modelo *per se* y menos riguroso, será utilizado con objetivos de monitorización. El sistema de monitorización generará residuales entre ambos, el/los métodos basados en datos realizarán su propia estimación del estado actual de la planta y la red Bayesiana fusionará esta información para detectar e identificar fallas en tiempo real.

Para facilitar la puesta a prueba de la estrategia de monitorización, la línea de trabajo en la que se enmarca este documento incluye la utilización de un proceso químico industrial bien conocido antes del estudio directo de la monitorización en tritio para paliar las dificultades de modelado de procesos tritiados. El próximo apartado está dedicado a esta actividad.

3. PROCESO TENNESSEE EASTMAN

El proceso Tennessee Eastman (TE) es un modelo programado en Fortran que fue propuesto por Downs y Vogel en [18] para servir como herramienta de validación en el mundo del control y uniformizar los diversos resultados que se obtenían en la literatura científica, que hacían difícil la comparación de unas y otras publicaciones.

Este modelo está basado en una planta real de la empresa Eastman Chemical Company y representa un sistema complejo, altamente inestable y difícil de predecir debido a la combinación de las recirculaciones internas del sistema y la influencia de las reacciones químicas en la presión y temperatura globales de la planta. Permite el acceso, además, a una amplia variedad de sensores, actuadores y posibilidad de introducir perturbaciones y fallas que lo hacen un problema rico en comportamiento y con un gran bagaje en la literatura, donde se ha pasado de centrar esfuerzos en el control clásico [19]–[22] a la detección y diagnóstico de fallas [23]–[27].

Además de su interés para la validación de la estrategia en sí, el proceso Tennessee Eastman puede ayudar a configurar un sistema de monitorización de forma similar a la que se prevé aplicar al tritio. El proceso TE representa un sistema relativamente pequeño pero lo suficientemente complejo para ser de interés en el campo de la monitorización

3.1 Descripción del proceso

El proceso Tennessee Eastman extrae dos productos, G y H, a partir de cuatro reactivos; A, C, D y E, que alimentan al sistema. Además, están inevitablemente presentes un inerte, B, y un subproducto, F, que terminan reduciendo la eficiencia global del proceso.

Para obtener los productos deseados, el sistema consta de cinco grandes operaciones unitarias: un reactor, un condensador, un separador de fases líquido-vapor, un compresor y una columna *stripper*. La Figura 2 muestra un esquema del sistema completo. El reactor, con catalizador en fase líquida, recibe gran parte de las corrientes de alimentación del proceso, con alto contenido en reactivos, y promueve las reacciones que dan lugar a los productos. A continuación, el condensador reduce la temperatura de la corriente de salida del reactor, previamente calentada por las reacciones exotérmicas, y la envía al separador para enviar la fracción líquida y más pesada (en su mayoría productos G y H) hacia el *stripper*, donde se eliminan las impurezas restantes. La fracción no condensada del separador se recircula, así como el producto de cabezas del *stripper*, hacia el reactor a través de un compresor centrífugo.

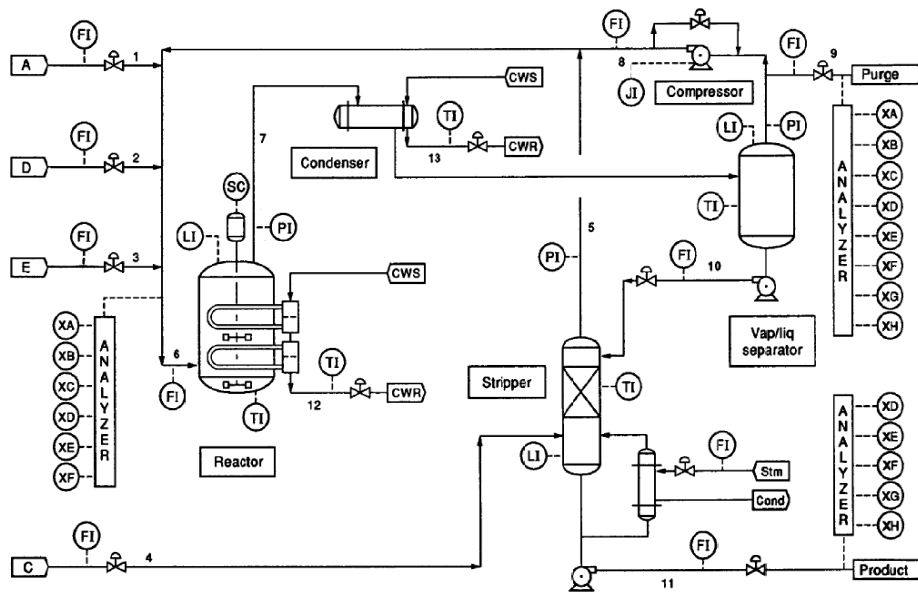


Figura 2. Esquema del proceso Tennessee Eastman. Fuente: [18].

En cuanto a la interfaz con el usuario, el proceso TE presenta 41 variables medibles y 12 actuadores que le permiten interactuar con el sistema. Los sensores incluyen ruido gaussiano y retrasos en consonancia con el tipo de medida (composición, presión, temperatura o caudal), mientras que los actuadores consisten, en su mayoría, en válvulas cuyo comportamiento está modelado con una apertura gradual de segundo orden.

Otra de las características importantes de este proceso es que incluye la posibilidad de activar 20 tipos de perturbaciones en cualquier instante de la simulación. Las perturbaciones consisten en alteraciones de las condiciones de alimentación y corrientes de refrigeración, y bloqueo repentino (*stickiness*) de actuadores.

De este modo, el modelo permite su simulación hasta que se alcanza alguna de las condiciones de falla en el sistema. Las fallas consisten en límites de funcionamiento del reactor, separador y *stripper* relacionados con sus presiones, temperaturas y niveles de líquido.

3.2 Implementación del proceso TE

Hemos llevado a cabo la implementación del proceso Tennessee Eastman en el simulador de procesos Aspen HYSYS [28] para cumplir con las especificaciones de dualidad realidad virtual-modelo concretadas en el apartado 2. *Detección y diagnóstico de fallas*. Utilizar un simulador comercial como este facilita la conectividad en tiempo real del simulador con código externo, sus posibilidades de personalización permiten la implementación de nuevas operaciones unitarias—útil para procesos poco típicos como los relacionados con el tritio—y su interfaz de más alto nivel es óptima para el entrenamiento de operarios y monitorización de la planta real en las últimas etapas de un proyecto.

Hemos tomado el código original como referencia y asimilado sus características dentro de la simulación orientada a *flowsheet* de Aspen HYSYS en tres grandes áreas:

- Las ecuaciones diferenciales que rigen las sucesivas operaciones unitarias.
- La definición de los 8 componentes químicos que se encuentran a lo largo del proceso junto a sus principales propiedades físico-químicas.

- El modelo termodinámico que rige el comportamiento de estos, incluyendo las condiciones de equilibrio líquido-vapor, las reacciones químicas que tienen lugar en el reactor, las características energéticas de cada componente y la densidad de las fases líquidas.

El modelo generado en Aspen HYSYS es de mayor complejidad (es decir, más realista), dadas las simplificaciones del modelo original. Por este motivo, el modelo en Aspen HYSYS figuraría como realidad virtual dentro del marco de monitorización propuesto, mientras que el programa original representaría el modelo que trata de representar la realidad.

Antes de su aplicación en monitorización, el modelo ha pasado por un proceso de verificación preliminar para comprobar su similitud con el Tennessee Eastman de Downs y Vogel. Una primera aproximación a la verificación es comprobar el comportamiento del nuevo modelo sin ningún tipo de control a partir de unas condiciones base de estado estacionario forzado previamente y dejando al sistema inestabilizarse hasta alcanzar uno de los estados de falla. La Figura 3 muestra la comparativa del modelo en Aspen HYSYS con respecto al programa Fortran original.

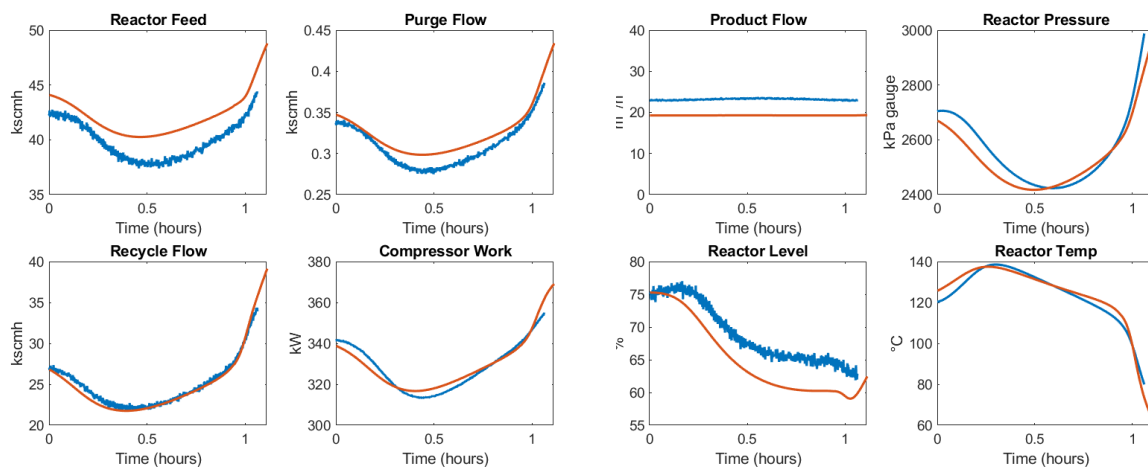


Figura 3. Resultados de verificación del modelo Tennessee Eastman. En azul, la respuesta del modelo original; en naranja, la repuesta del nuevo modelo en Aspen HYSYS.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo, hemos presentado las características de la monitorización de tritio que hacen que su planteamiento actual para el próximo gran experimento de fusión, ITER, sea estático. En base a ello, este informe lleva a cabo una revisión del estado del arte de los sistemas de monitorización de procesos y detección y diagnóstico de fallas y, tratando de conectar este conocimiento con la monitorización de tritio, propone una nueva estrategia de monitorización con base en los esfuerzos de la literatura más reciente en crear un marco general de monitorización híbrida. La monitorización híbrida puede superar a cualquiera de los métodos de detección de fallas individualmente y aportar valor a la monitorización de tritio.

Como una de las tareas para la elaboración de esta estrategia, hemos mostrado el modelado y la validación del caso Tennessee Eastman como primer paso para su uso como banco de pruebas en monitorización. Los futuros pasos consistirán en el uso de dicho banco de pruebas para la elaboración y análisis de la estrategia propuesta y en continuar con el modelado de procesos de tritio iniciado en [17].

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a la cofinanciación del Centro para el Desarrollo Tecnológico Industrial del Ministerio de Ciencia e Innovación (IDI-20140355 e IDI-20160860) y al programa de Doctorados Industriales de la Generalitat de Catalunya.

REFERENCIAS

- [1] M. Glugla *et al.*, “The ITER tritium systems,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 82, no. 5–14, pp. 472–487, Oct. 2007.
- [2] I. R. Cristescu, L. Doerr, M. Glugla, and D. Murdoch, “Tritium inventories and tritium safety design principles for the fuel cycle of ITER,” *Nucl. Fusion*, vol. 47, no. 7, pp. S458–S463, 2007.
- [3] D. Bracken *et al.*, “Application Guide to Safeguards Calorimetry,” *Los Alamos National Laboratory*, no. January. 2002.
- [4] I. Cristescu *et al.*, “Review of the TLK activities related to water detritiation, isotope separation based on cryogenic distillation and development of barriers against permeation,” *Fusion Sci. Technol.*, vol. 71, no. 3, pp. 225–230, 2017.
- [5] R. Isermann and P. Ballé, “Trends in the Application of Model Based Fault Detection and Diagnosis of Technical Processes,” *IFAC Proc. Vol.*, vol. 29, no. 1, pp. 6325–6336, Jun. 1996.
- [6] Y. Zhao, F. Xiao, and S. Wang, “An intelligent chiller fault detection and diagnosis methodology using Bayesian belief network,” *Energy Build.*, vol. 57, pp. 278–288, 2013.
- [7] J. Siswantoro, A. S. Prabuwo, A. Abdullah, and B. Idrus, “A linear model based on Kalman filter for improving neural network classification performance,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 49, pp. 112–122, 2016.
- [8] K. Tidriri, N. Chatti, S. Verron, and T. Tiplica, “Bridging data-driven and model-based approaches for process fault diagnosis and health monitoring: A review of researches and future challenges,” *Annu. Rev. Control*, vol. 42, no. March 2018, pp. 63–81, 2016.
- [9] K. Tidriri, T. Tiplica, N. Chatti, and S. Verron, “A generic framework for decision fusion in Fault Detection and Diagnosis,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 71, no. September 2017, pp. 73–86, May 2018.
- [10] R. H. Sherman *et al.*, “Application of sidestream recycle to the separation of hydrogen isotopes by cryogenic distillation,” *Proc. - Symp. Fusion Eng.*, vol. 1, pp. 77–79, 1993.
- [11] I. Gheorghe, S. Ionut, and B. Ciprian, “Hydrodynamic characteristics of mixed catalytic packing for heavy water detritiation,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 136, no. September 2017, pp. 1252–1255, Nov. 2018.
- [12] S. Welte *et al.*, “Construction and commissioning of an ITER sized Pd/Ag permeator for a water detritiation experiment,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 84, no. 7–11, pp. 1969–1972, Jun. 2009.
- [13] M. H. Chang *et al.*, “Experimental evaluation for fuel delivery in the ITER Tritium Plant,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 98–99, pp. 1733–1736, 2015.
- [14] A. Busigin, S. K. Sood, O. K. Kveton, P. J. Dinner, D. K. Murdoch, and D. Leger, “ITER hydrogen isotope separation system conceptual design description,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 13, no. 1, pp. 77–89, 1990.
- [15] M. Glugla, L. Dörr, R. Lässer, D. Murdoch, and H. Yoshida, “Recovery of tritium from different sources by the ITER Tokamak exhaust processing system,” *Fusion Eng. Des.*, vol. 61–62, pp.

569–574, 2002.

- [16] L. Batet Miracle, E. Iraola de Acevedo, L. Á. Sedano Miguel, and J. M. Nogués, “Hacia la monitorización dinámica del inventario de tritio en los sistemas auxiliares de un reactor de fusión,” in *Reunión Anual de la Sociedad Nuclear Española*, 2019, pp. 1–7.
- [17] J. M. Nogués, J. A. Feliu, G. Companyà, E. Iraola, L. Batet, and L. Sedano, “Advanced Tools for ITER Tritium Plant System Modeling and Design,” *Fusion Sci. Technol.*, vol. 76, no. 5, pp. 649–652, Jul. 2020.
- [18] J. J. Downs and E. F. Vogel, “A plant-wide industrial process control problem,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 17, no. 3, pp. 245–255, Mar. 1993.
- [19] T. J. McAvoy and N. Ye, “Base control for the Tennessee Eastman problem,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 18, no. 5, pp. 383–413, May 1994.
- [20] T. J. McAvoy, Nan Ye, and Chen Gang, “An improved base control for the Tennessee Eastman problem,” in *Proceedings of 1995 American Control Conference - ACC’95*, 1995, vol. 1, pp. 240–244.
- [21] N. L. Ricker, “Decentralized control of the Tennessee Eastman Challenge Process,” *J. Process Control*, vol. 6, no. 4, pp. 205–221, 1996.
- [22] P. R. Lyman and C. Georgakis, “Plant-wide control of the Tennessee Eastman problem,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 19, no. 3, pp. 321–331, 1995.
- [23] Z. Ge and Z. Song, “Process Monitoring Based on Independent Component Analysis–Principal Component Analysis (ICA–PCA) and Similarity Factors,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 46, no. 7, pp. 2054–2063, Mar. 2007.
- [24] J. Yu, “Localized Fisher discriminant analysis based complex chemical process monitoring,” *AIChE J.*, vol. 57, no. 7, pp. 1817–1828, Jul. 2011.
- [25] S. Yin, S. X. Ding, A. Haghani, H. Hao, and P. Zhang, “A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark Tennessee Eastman process,” *J. Process Control*, vol. 22, no. 9, pp. 1567–1581, Oct. 2012.
- [26] E. Musulin, M. Bagajewicz, J. M. Nogués, and L. Puigjaner, “Instrumentation Design and Upgrade for Principal Components Analysis Monitoring,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 43, no. 9, pp. 2150–2159, 2004.
- [27] D. Ruiz, J. M. Nogués, and L. Puigjaner, “On-line process fault detection and diagnosis in plants with recycle,” *Comput. Chem. Eng.*, vol. 23, pp. S219–S222, Jun. 1999.
- [28] AspenTech, “Aspen HYSYS.” [Online]. Available: <https://www.aspentech.com/en/products/engineering/aspen-hysys>. [Accessed: 30-Sep-2019].