

## Modelado y control automático en destilación por membranas solar: fundamentos y propuestas para su desarrollo tecnológico

Gil, J.D.<sup>a,\*</sup>, Roca, L.<sup>b</sup>, Berenguel, M.<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Centro Mixto CIESOL, ceiA3, Universidad de Almería, Ctra. Sacramento s/n, Almería 04120, Spain

<sup>b</sup>CIEMAT-Plataforma Solar de Almería, Ctra. de Senés s/n, Tabernas 04200, Almería, Spain.

**To cite this article:** Gil, J.D., Roca, L., Berenguel, M. 2020. Modelling and automatic control in solar membrane distillation: fundamentals and proposals for its technological development. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 17, 329-343. <https://doi.org/10.4995/riai.2020.13122>

### Resumen

La destilación por membranas es un proceso de separación impulsado térmicamente en fase de investigación. Esta tecnología destaca principalmente por la simplicidad del proceso y su baja temperatura de operación, lo que permite que pueda ser alimentada con energía solar de media-baja temperatura. Así, la destilación por membranas se ha convertido en una solución prometedora, eficiente y sostenible para desarrollar plantas de desalación de pequeño o mediano tamaño en lugares aislados con buenas condiciones de radiación. No obstante, para que esta tecnología pueda llegar a ser implementada a escala industrial se debe seguir investigando y mejorando aspectos relacionados tanto con el diseño de las membranas y de los módulos como con la propia operación de estos. En relación con la operación, el desarrollo de modelos y técnicas de control cobran un papel fundamental. En este trabajo se presenta una revisión de las técnicas de control y modelado aplicadas en este campo, describiendo las principales metodologías empleadas y los retos futuros que quedan por abordar, incluyendo además un ejemplo ilustrativo.

*Palabras Clave:* Modelado, control, destilación por membranas, desalación, energía solar térmica.

### Modelling and automatic control in solar membrane distillation: Fundamentals and proposals for its technological development

#### Abstract

Membrane distillation is a thermally-driven separation process under investigation. This technology stands out for the simplicity of the process and for its low operating temperature, which allows it to be combined with low grade solar energy. Thus, membrane distillation has become a promising, efficient and sustainable solution for the development of small-medium stand-alone desalination facilities to be implemented in offgrids areas with good irradiance conditions. However, in order to develop this technology on an industrial scale, research must continue to improve aspects related to both the design of membranes and modules and their operation. Regarding the operation, the development of models and control techniques play a fundamental role. This paper presents a review of the control and modeling techniques applied in this field, describing the main methodologies employed and the future challenges to be addressed, also including an illustrative example.

*Keywords:* Modelling, control, membrane distillation, desalination, solar thermal energy.

### 1. Introducción

La creciente demanda de agua asociada al crecimiento ec-

onómico y de la población, así como a la disminución de las reservas de agua como consecuencia del cambio climático y la contaminación, están agravando el problema de la escasez de

\*Autor para correspondencia: [juandiego.gil@ual.es](mailto:juandiego.gil@ual.es)

agua en el mundo. Diversos estudios estiman que el 60 % de la población mundial sufrirá escasez severa de agua en 2025 (Schewe et al., 2014). Estas estadísticas demuestran que las fuentes de agua convencionales, como acuíferos, lagos, agua de lluvia o deshielo, ya no son suficientes para satisfacer las demandas humanas en áreas con escasez de agua. Este hecho entra en conflicto directo con los objetivos mundiales de desarrollo sostenible aprobados por la Organización de las Naciones Unidas (ONU) en 2015, entre los que destaca uno dirigido a “garantizar la disponibilidad de agua y su gestión sostenible y el saneamiento para todos”(Jones et al., 2018).

El agua no solo está limitada en cuanto a cantidad, sino que también en la calidad suficiente para el consumo humano. Una de las principales consecuencias del cambio climático es la degradación de los recursos hídricos, ya que los fenómenos de precipitación extremos transportan patógenos y otros contaminantes a las vías fluviales a través de escorrentías e inundaciones (DeNicola et al., 2015). Además, hay que sumar otras consecuencias del cambio climático como la sequía y la desertificación, las cuales están aumentando significativamente cubriendo áreas cada vez más amplias del planeta.

El problema de la escasez agua resulta paradójico si se tiene en cuenta que vivimos en un planeta en el que dos tercios de la superficie están cubiertos de agua. Sin embargo, alrededor del 99 % del total es demasiado salada (agua de mar) o inaccesible (capas de hielo y acuíferos). Así, el agua pura en estado líquido prácticamente no se encuentra en la naturaleza, y lo que se denomina agua en realidad es una disolución de diversas sales en agua. La Organización Mundial de la Salud (OMS) establece que el agua potable debe tener un contenido salino menor a 0.05 % (WHO, 2011). En este contexto es donde la desalación, que se define como el proceso de eliminar sales y minerales disueltos del agua salina para producir agua potable, puede ser una alternativa muy atractiva y viable para combatir el déficit hídrico.

Aunque la desalación se posiciona como una de las soluciones más prometedoras, un uso intensivo e irresponsable de esta tecnología puede ocasionar serios problemas, entre los que destacan aquellos relacionados con el alto consumo energético de las tecnologías de desalación actuales. Si las plantas de desalación se alimentan mediante fuentes de energía convencionales, se requerirá la quema de grandes cantidades de combustibles fósiles, contribuyendo a la emisión de CO<sub>2</sub> y, por consiguiente, a la contaminación medioambiental. Por el contrario, si dichas plantas se alimentan con energías renovables, la desalación se puede convertir en una nueva fuente de agua dulce eficiente y sostenible, que cubra las necesidades básicas y, que lo haga con un impacto mínimo en el medio ambiente. La habitual coincidencia geográfica entre la escasez de agua y la alta radiación solar, hace de la energía solar térmica la tecnología más apropiada y eficiente para alimentar las plantas de desalación. Así, la tecnología destilación por membranas (*Membrane Distillation*, MD) destaca como uno de los procesos de desalación más adecuados para ser combinado con este tipo de fuentes energéticas, debido principalmente a su baja temperatura de operación (Zaragoza et al., 2014).

MD es una tecnología de separación emergente en fase de investigación, que permite el uso de energía solar térmica de baja temperatura para la obtención de agua desalada, lo que la co-

loca en una posición competitiva para reducir la tensión a la que está sometida el binomio energía-agua en la actualidad (Deshmukh et al., 2018). Sin embargo, su baja eficiencia energética, debido principalmente a su alto consumo energético por unidad de destilado producido, ha obstaculizado su implementación a escala comercial hasta el momento. Por este motivo, para lograr que la técnica MD sea competitiva a escala industrial, los avances tecnológicos deben estar enfocados a reducir su consumo energético específico a partir de la mejora tanto en aspectos relacionados con el diseño de los módulos, como en aquellos relacionados con la propia operación.

En las últimas décadas, se han publicado numerosos trabajos que presentan mejoras notables en el diseño de los módulos MD. Estas investigaciones se han centrado en la creación de nuevas membranas, nuevos módulos y configuraciones, y en comprender el ensuciamiento de la membrana, fenómeno que se conoce como *fouling* (González et al., 2017). Estos trabajos han originado un gran progreso en términos de eficiencia energética, yendo de un consumo térmico específico de 810 kWh/m<sup>3</sup> en módulos MD sin recuperación de calor y en condiciones de operación óptimas (Guillén-Burrieza et al., 2011), al consumo actual de los módulos comerciales, 49 kWh/m<sup>3</sup> también referido a condiciones de operación óptimas pero en módulos con recuperación de calor (Andrés-Mañás et al., 2020b). Una de las razones que hace a la tecnología MD especialmente interesante es que estos requerimientos energéticos se pueden cubrir mediante energía solar de media-baja temperatura o mediante fuentes de energía de baja entalpía como calor residual (Wang and Chung, 2015).

Aunque el avance en el diseño de los módulos es aún una rama de investigación abierta, este ha sido uno de los temas más tratados en la literatura, y por tanto, se encuentra en una fase de madurez avanzada. Es por esto que, de acuerdo a las ideas presentadas en Thomas et al. (2017), la destilación por membranas se encuentra en una nueva fase de investigación, en la cual, el foco de los trabajos de investigación se encuentra puesto en otras áreas como son aquellas centradas en la operación de los módulos MD. Estos trabajos están dirigidos al modelado y optimización de las principales variables que intervienen en los procesos MD (Ruiz-Aguirre et al., 2018), y al desarrollo de metodologías de control y optimización para la mejora del rendimiento térmico de los módulos MD en tiempo real (Gil et al., 2018a). Se debe remarcar que este tipo de trabajos pueden ser fundamentales para el desarrollo de plantas sostenibles MD alimentadas con energía solar (*Solar Membrane Distillation*, SMD), ya que estas requieren que el sistema sea optimizado en tiempo real de acuerdo a las condiciones de irradiancia.

En este trabajo se presenta una revisión del estado del arte de las técnicas de modelado y control aplicadas a este tipo de plantas. En primer lugar, se describirá la tecnología de destilación por membranas poniendo de manifiesto sus principales ventajas y su interés para la implementación industrial. Además, se presentará un resumen de las principales instalaciones SMD que hay actualmente en el mundo. En segundo lugar, se hará un repaso de las técnicas de modelado que se han aplicado hasta el momento en esta tecnología. En tercer lugar, se revisarán los principales enfoques de control aplicados a sistemas MD, indicando los principales objetivos que se persiguen y las técnicas de control empleadas. A continuación, se expondrán

algunas de las potenciales aplicaciones industriales de la tecnología MD, mostrando cómo los algoritmos de control pueden ser un elemento fundamental para su desarrollo. Por último, se expondrán los retos futuros a abordar.

## 2. Tecnología de destilación por membranas

### 2.1. Descripción de la tecnología

La destilación por membranas es un proceso de separación impulsado térmicamente, basado en el transporte de moléculas en estado gaseoso a través de una membrana hidrófoba y microporosa (Khayet and Matsuura, 2011). Las fuerzas de tensión superficial de dicha membrana evitan el paso de las moléculas en estado líquido a través de los poros de esta, mientras que las moléculas en estado gaseoso la atraviesan gracias a la diferencia de presión parcial de vapor que se origina a ambos lados de la membrana, la cual se establece por una diferencia de temperatura.

El funcionamiento general de un módulo MD con recuperación de calor se puede explicar en base a la Figura 1. El agua de alimentación entra por el canal de alimentación donde se precalienta con el calor sensible que atraviesa el canal de condensación. Posteriormente, la solución precalentada se dirige al intercambiador de calor, donde se calienta con el fluido que proviene del circuito de generación de calor (normalmente basado en un campo solar térmico de media-baja temperatura). A continuación, la solución caliente se circula al canal de evaporación. La diferencia de temperatura que hay entre los dos lados de la membrana genera una diferencia de presión parcial de vapor, la cual fuerza a las moléculas en estado gaseoso a pasar desde el canal de evaporación al de condensación a través de la membrana. Finalmente, estas moléculas se condensan de forma que se obtiene destilado, mientras que las moléculas que no han pasado a estado gaseoso se rechazan en forma de salmuera. Se debe resaltar que se pueden encontrar diferentes configuraciones MD que se clasifican de acuerdo a la forma de generar la diferencia de presión a través de la membrana y el lugar donde tiene lugar la condensación. Por tanto, la descripción anterior varía en función de la configuración adoptada, ver Alkhdhiri et al. (2012) donde se explica este hecho en profundidad.

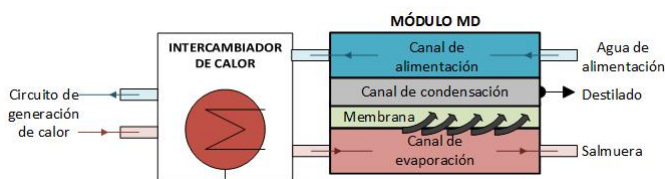


Figura 1: Diagrama esquemático de un módulo MD.

Desde el punto de vista del proceso, la tecnología MD tiene una serie de ventajas que la hacen destacar en comparación con otras tecnologías de desalación, como son:

- Su habilidad para tratar soluciones con alta concentración en sal (Kim et al., 2015; Andrés-Mañas et al., 2020b; Ruiz-Aguirre et al., 2019).
- Su alto factor de rechazo, teóricamente del 100 % (Alkhdhiri et al., 2012). Nótese que en la práctica alcanza valores mayores al 99 % (Ruiz-Aguirre et al., 2019).

- Su fuerza impulsora se origina a través de una diferencia de temperatura, en lugar de ser originada mediante fuentes mecánicas que incrementan el consumo exergético del proceso y los costes (Luo and Lior, 2016).
- Su baja presión de operación, de alrededor de 0.1 MPa, mucho menor que la requerida por tecnologías convencionales de desalación como la ósmosis inversa 2.5-8.5 MPa (Miladi et al., 2019).
- Su baja temperatura de operación (menor de 90 °C), lo que permite que pueda ser fácilmente acoplada con energía solar de baja temperatura (Zaragoza et al., 2014; Andrés-Mañas et al., 2020a) y otras fuentes como calor residual (Wang and Chung, 2015).

Esta última ventaja, junto a la simplicidad del proceso, convierten a la tecnología MD en uno de los sistemas de desalación más adecuados para el desarrollo de plantas de desalación alimentadas con energía solar en lugares aislados con buenas condiciones de radiación y requerimientos de agua no muy elevados.

### 2.2. Instalaciones SMD

Con el fin de evaluar el rendimiento y viabilidad de la tecnología al ser alimentada con energía solar (e implantada en lugares aislados) se han diseñado e instalado varias plantas SMD a escala piloto por todo el mundo. En concreto, en España y Jordania, se han instalado plantas piloto en el marco del proyecto “SMADES” (Koschikowski et al., 2009; Banat et al., 2007), el cual demostró la factibilidad y viabilidad del desarrollo de plantas de desalación autónomas MD alimentadas con energía solar para satisfacer demandas de agentes consumidores aislados de la red de agua pública. En la Tabla 1 se presenta un resumen de las principales instalaciones SMD en el mundo, mostrando su localización, año de construcción y capacidad de producción. Se debe destacar que solo se han incluido plantas MD no compactas, es decir, plantas en las que la unidad de desalación (módulo MD) y el sistema de generación de calor (i.e., el campo solar térmico) están separados.

Aunque las plantas SMD de la Tabla 1 se han diseñado mediante diferentes métodos y por diferentes equipos investigadores, todas ellas se pueden describir en base al diagrama esquemático mostrado en la Figura 2. De este modo, la energía térmica requerida por el proceso de destilación se consigue a través de un campo solar térmico. La salida de este campo está conectada a un tanque de almacenamiento térmicamente aislado, que se puede utilizar para almacenar energía térmica o para filtrar perturbaciones en la radiación. Además, casi todas las plantas cuentan con un circuito hidráulico que permite evitar el uso de dicho tanque y llevar a cabo la conexión directa entre el campo solar y el módulo MD cuando las condiciones de irradiación sean favorables. Por último, el módulo MD se conecta a este sistema de generación de energía térmica mediante un intercambiador de calor. Se debe destacar que las diferentes capacidades de las plantas estudiadas se deben principalmente al número de módulos MD utilizados en la unidad de desalación o a la configuración o eficiencia de los módulos MD utilizados en cada planta.

Tabla 1: Resumen de las instalaciones SMD seleccionadas a escala piloto no compactas. PSA significa Plataforma Solar de Almería y UAL Universidad de Almería.

Referencia	Localización	Año	Capacidad [m <sup>3</sup> /día]
Banat et al. (2007)	Áqaba (Jordania), 29°31'N	2007	0.90
Koschikowski et al. (2009)	Gran Canaria (España), 27°58'N	2009	1.60
Dow et al. (2010)	Edenhope (Australia), 37°03'S	2010	0.12
Cipollina et al. (2012)	Palermo (Italia), 28°06'N	2012	0.15
Gabsi et al. (2013)	Mahares (Túnez), 34°32'N	2013	0.21
Chafidz et al. (2014)	Riyadh, (Arabia Saudí) 24°38'N	2014	0.10
Gil et al. (2018b)	Almería, (España) situada en la PSA, 36°50'N	2014	0.60
Andrés-Mañas et al. (2020a)	Almería, (España) situada en la UAL, 36°49'N	2014	0.29

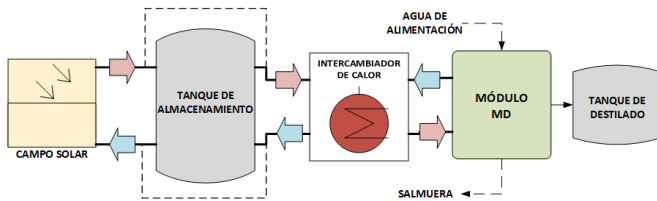


Figura 2: Diagrama esquemático general de una planta SMD.

La mayoría de los estudios llevados a cabo en las instalaciones SMD mostrados en la Tabla 1 están dedicados a evaluar diferentes tipos y diseños de módulos MD en términos de eficiencia térmica y producción de destilado. Sin embargo, en pocas instalaciones se hacen evaluaciones económicas de la tecnología. En este sentido, solo en el trabajo de Guillén-Burrieza et al. (2015) se analizó una planta piloto SMD en términos económicos, mostrando cómo el precio del agua ronda los 10-11.30 €/m<sup>3</sup> para una instalación con capacidad de 100 m<sup>3</sup>/día. Estos resultados demostraron la viabilidad económica de la tecnología para plantas de pequeño o mediano tamaño al ser comparada con una instalación de la misma capacidad basada en la tecnología de ósmosis inversa alimentada con energía fotovoltaica, donde el precio ascendía a 11.7-15.6 €/m<sup>3</sup>. No obstante, se debe destacar que se requieren trabajos en los cuales se utilicen módulos MD más actuales y eficientes, puesto que los precios comentados anteriormente pueden ser significativamente más bajos.

### 2.3. Índices de desempeño para la evaluación de la tecnología MD

Antes de describir las estrategias de modelado y control empleadas en la tecnología MD, se deben definir los índices de desempeño que se utilizan para evaluar los módulos MD. Es importante comentar que no hay un índice estándar para la evaluación de estos procesos y por este motivo, se pueden encontrar varios métodos en la literatura (Ruiz-Aguirre et al., 2015). En primer lugar, para cuantificar la producción de los módulos MD se suele utilizar el flujo de destilado por unidad de superficie ( $D$ , medido en L/(h·m<sup>2</sup>)), el cual se puede calcular como:

$$D = \frac{\dot{m}_d}{\rho_d \cdot A_m} \cdot c_1, \quad (1)$$

donde  $\dot{m}_d$  es el flujo másico de destilado (kg/s),  $\rho_d$  es la masa específica del destilado (kg/m<sup>3</sup>),  $A_m$  es la superficie de la membrana del módulo (m<sup>2</sup>) y  $c_1$  es un factor de conversión de unidades con valor  $3.6 \cdot 10^6$  (L·s/(m<sup>3</sup>·h)).

Para la evaluación de la eficiencia térmica de los módulos, en la literatura principalmente se utilizan dos índices de desempeño. Por un lado, la Razón de Salida Ganada (*Gained Output Ratio*, GOR (-)) que se define como el calor latente necesario para evaporar todo el flujo másico de destilado producido comparado con el calor externo aportado:

$$GOR = \frac{\dot{m}_d \cdot \Delta h_v}{\dot{Q}}, \quad (2)$$

donde  $\Delta h_v$  es la entalpía de vaporización (kJ/kg) y  $\dot{Q}$  es el flujo de calor que se le aporta al sistema (kJ/s). Por otro lado, también se suele usar un índice denominado Consumo Específico de Energía Térmica (*Specific Thermal Energy Consumption*, STEC (kWh/m<sup>3</sup>)), el cual da información acerca de la cantidad de energía necesaria para producir una unidad de volumen de destilado. El STEC se puede calcular como:

$$STEC = \frac{\dot{Q} \cdot \rho_d}{\dot{m}_d \cdot c_2}, \quad (3)$$

donde  $c_2$  es un factor de conversión de unidades con valor 3600 (kJ/kWh).

## 3. Modelado de plantas MD

En esta sección se hace una revisión de las principales técnicas de modelado propuestas en este campo. En primer lugar, se describen las técnicas de modelado usadas para caracterizar los módulos MD y, posteriormente, las utilizadas para modelar el resto de componentes de una planta piloto SMD como la descrita en la subsección anterior.

### 3.1. Modelado de módulos MD

El desarrollo de modelos de módulos MD, ya sean basados en primeros principios o en datos empíricos, se ha convertido en una herramienta fundamental para predecir el funcionamiento de estos procesos bajo diferentes condiciones de operación. Estos modelos no solo ayudan a analizar el comportamiento de los módulos MD bajo las condiciones de operación requeridas, sino que también son esenciales para el desarrollo de técnicas de control (Porrizzo et al., 2013; Gil et al., 2019a) y para el desarrollo de algoritmos dirigidos a obtener un diseño óptimo de la planta (Chen et al., 2012). De este modo, a continuación se hace una revisión de los enfoques de modelado utilizados hasta el momento en la literatura abordando, tanto los modelos basados en datos experimentales como los basados en primeros principios.

### 3.1.1. Modelos basados en datos experimentales de módulos MD

En el caso particular de la tecnología MD, la existencia de diferentes diseños internos (diferentes longitudes del canal, anchuras del canal, número de canales, etc.) así como de tipos de módulos y membranas dificulta la construcción de modelos basados en primeros principios. Se debe tener en cuenta que la variación de estos parámetros no resulta en un cambio proporcional en el rendimiento del proceso, haciendo que no se pueda establecer fácilmente un modelo general (Ruiz-Aguirre et al., 2018). Además, en la mayoría de los módulos MD a escala comercial no se dispone de la información suficiente para realizar dichos modelos teóricos, por lo que se necesita una colaboración más estrecha entre el mundo académico y los desarrolladores industriales de módulos MD. Por estas razones, la mayoría de los procesos MD (especialmente los módulos comerciales) se modelan mediante modelos basados en datos experimentales. Dos de las técnicas de modelado más utilizadas en este campo son la Metodología de Superficie de Respuesta (*Response Surface Methodology*, RSM) y las Redes Neuronales Artificiales (*Artificial Neural Network*, ANN). Estos modelos son válidos para ajustar procesos lineales y no lineales multivariantes. Su principal ventaja radica en la rapidez a la hora de obtenerlos una vez se dispone del conjunto de datos experimentales. Sin embargo, se debe tener en cuenta que no se pueden usar para extrapolar los resultados a otros sistemas, y que son solo válidos para el rango de operación en el cual se han obtenido. Además, este tipo de modelos representan directamente la salida final del modelo, y no permiten estudiar el fenómeno físico que ocurre en el sistema. Por el contrario, sí que son válidos para visualizar y analizar el rango de operación del módulo y entender el comportamiento del sistema.

La metodología RSM (Hill and Hunter, 1966) es una técnica estadística que utiliza funciones cuadráticas para caracterizar procesos lineales o con no linealidades suaves. En esta metodología se diseñan campañas experimentales centradas en aplicar cambios en forma de escalón, llamados niveles, a uno de los grados de libertad (entradas) mientras que los otros se mantienen constantes. Posteriormente, se ajusta un modelo polinomial en base a la respuesta experimental observada en cada nivel para cada variable independiente. El modelo RSM tiene la siguiente estructura:

$$q = \gamma_0 + \sum_{i=1}^v \gamma_i \cdot w_i + \sum_{i=1}^v \gamma_{ii} \cdot w_i^2 + \sum_{1 \leq i < j} \gamma_{ij} \cdot w_i \cdot w_j, \quad (4)$$

donde  $v$  es el número de variables,  $\gamma_0$  es el coeficiente de compensación (*offset*),  $\gamma_i$  son los coeficientes de los términos lineales,  $w_i$  y  $w_j$  son entradas del modelo,  $\gamma_{ii}$  representa los coeficientes de los términos cuadráticos,  $\gamma_{ij}$  los coeficientes de interacción entre entradas del modelo y  $q$  la salida del modelo.

Por su parte, la metodología ANN (más conocida en el ámbito de la Automática) consiste también en un modelo matemático compuesto por elementos simples interconectados y organizados en una estructura de capas, los cuales procesan información en respuesta a entradas externas tratando de imitar el comportamiento de las neuronas biológicas (Demuth et al., 2014). Esta técnica se ha convertido en una herramienta emergente durante los últimos años en el campo de la MD ya que,

en comparación con la técnica RSM, es capaz de ajustar con éxito casi todos los procesos no lineales, tanto estáticos como dinámicos. Así, cobra especial importancia cuando se utilizan variables independientes que inducen comportamientos no lineales en el sistema, como es el caso de la salinidad de la solución de alimentación del módulo MD.

De este modo, se pueden encontrar diferentes trabajos de modelado basados en RSM en la literatura. En la mayoría de ellos se utiliza la metodología RSM para predecir el flujo de destilado, como es el caso de Fadhil et al. (2019); Elzahaby et al. (2016); Khalifa and Lawal (2016); Bouguecha et al. (2016); Mohammadi et al. (2015); Boubakri et al. (2014); Khayet and Matsuura (2011); Khayet and Cojocar (2012a); Khayet et al. (2007). Por el contrario, solo unos pocos predicen aparte del flujo del destilado algún índice de desempeño relacionado con el consumo térmico del módulo como el STEC o el GOR (Gil et al., 2018c; Ruiz-Aguirre et al., 2018; Cheng et al., 2018; Ruiz-Aguirre et al., 2017; He et al., 2014). Además, en casi todos los trabajos se utilizan como variables de entrada la temperatura y caudal del agua de alimentación y la temperatura a la entrada del canal de evaporación del módulo, y solo en Gil et al. (2018c); Mohammadi et al. (2015); Khayet et al. (2007) se incluye la salinidad del agua de alimentación como entrada del modelo. De forma similar, se pueden encontrar trabajos basados en la metodología ANN para predecir el flujo de destilado como es el caso de Yang et al. (2020); Cao et al. (2016); Porrizzo et al. (2013); Khayet and Cojocar (2013, 2012b); Tavakolmoghadam and Safavi (2012). Por otra parte, solo en Gil et al. (2018c); Shirazian and Alibabaei (2017) se tienen en cuenta como salida también índices de desempeño como el STEC o el GOR. Sin embargo, únicamente en Gil et al. (2018c); Cao et al. (2016) se utiliza como entrada la salinidad del agua de alimentación.

En base a los trabajos revisados se puede observar cómo las entradas más utilizadas en este tipo de modelos son la temperatura y caudal del agua de alimentación y la temperatura de entrada del canal de evaporación del módulo MD, y la variable de salida más utilizada es el flujo de destilado. Se debe destacar que solo unos pocos trabajos tienen en cuenta la salinidad como variable de entrada en la metodología RSM y además, utilizan rangos de entrada pequeños para dicha variable. De acuerdo a las ideas presentadas en Gil et al. (2018c), la metodología ANN es más adecuada para realizar modelos cuando se considera esta variable debido a su comportamiento no lineal. Nótese que el estudio de la influencia de esta variable es importante, ya que una de las principales aplicaciones industriales de la tecnología MD consiste en tratar salmueras procedentes de otras tecnologías de desalación, como se verá más adelante en la sección 5. También cabe destacar que hay pocos trabajos que utilicen como variable de salida algún índice de desempeño relacionado con el rendimiento térmico del módulo, lo cual es especialmente relevante, ya que es uno de los principales puntos débiles de la tecnología. El estudio del comportamiento de esta variable bajo diferentes condiciones de operación puede ser determinante para el desarrollo comercial de la tecnología MD. Por último, se debe destacar que muchos de los modelos desarrollados están basados en datos obtenidos en módulos a escala de laboratorio y solo en unos pocos trabajos (Gil et al., 2018c; Ruiz-Aguirre et al., 2018, 2017; Porrizzo et al., 2013) se utilizan módulos

de MD a escala comercial, por lo que aún se necesita el desarrollo de trabajos de investigación para estudiar y optimizar el comportamiento de los módulos comerciales MD.

### 3.1.2. Modelos basados en primeros principios de módulos MD

En la literatura también se han presentado diferentes trabajos tratando el modelado basado en primeros principios de este tipo de sistemas. El objetivo principal de dichos trabajos consiste en estudiar el comportamiento temporal de los módulos en base a diversos parámetros de diseño, como son el tamaño de la membrana o su porosidad, y diferentes condiciones de operación, con variaciones en temperatura de entrada a ambos canales del módulo, en la concentración, y en el caudal del agua de alimentación. A continuación, se presenta una revisión somera de estos tipos de trabajos.

En Chang et al. (2010) se presentó un modelo dinámico basado en balances de masa y energía para estudiar la resistencia de transferencia de materia y calor del módulo. En Tang et al. (2011) se presentó el modelo de un módulo MD mediante la metodología de Dinámica de Fluidos Computacional (*Computational Fluid Dynamics*, CFD), el cual tiene como objetivo estudiar la transmisión de masa y de calor en los poros de la membranas. En Yu et al. (2011) se propuso también un modelo basado en CFD para analizar la transferencia de masa y materia en un módulo MD. En Alsaadi et al. (2013) se presentó un modelo basado en balances de energía y masa con el objetivo de predecir el flujo de vapor de destilado. En Zhang et al. (2015) se utilizó un modelo CFD para estudiar la distribución de vapor y líquido en la membrana del módulo. En Hayer et al. (2015) se incorporaron los efectos de la difusión de Knudsen, difusión molecular y flujo viscoso a la metodología CFD para estudiar el coeficiente de polarización de temperatura del módulo. En Karanikola et al. (2015) se presentó un modelo basado en balances de masa y energía para estudiar los perfiles de temperatura y producción de destilado del módulo. En Gustafson et al. (2016) se presentó un enfoque similar al anterior, pero que permite también predecir la concentración del destilado. En Eleiwi et al. (2016) se modeló un módulo MD mediante ecuaciones de advección-difusión, las cuales describen los mecanismos de transferencia de calor y de masa que se dan lugar dentro del módulo. En Karam and Laleg-Kirati (2016) se presentó un modelo dinámico basado en la analogía entre los sistemas térmicos y eléctricos. Este modelo captura las respuestas espaciales y temporales de la distribución de temperatura a lo largo de la dirección del flujo, y predice la salida del flujo de agua destilada. En Karam et al. (2017) se realizó un modelo con los mismos objetivos mencionados anteriormente, pero en este caso, el sistema se caracterizó mediante un modelo de parámetros concentrados. En Perfilov et al. (2018) se propuso un modelo de predicción general basado en la metodología CFD, con el objetivo de obtener perfiles detallados de temperatura, presión, concentración y flujo de salida de destilado. Otro enfoque interesante se propuso en el trabajo de Amigo et al. (2018) en el cual se presentó un modelo basado en CFD para comprender la relación entre la hidrodinámica y el *fouling*. En Esfandiari et al. (2019) se introduce un modelo basado en CFD para predecir el flujo de destilado del módulo, el cual contiene ecuaciones de masa, energía y fenómenos de transferencia de impulso.

En base a la revisión realizada, se puede observar que la metodología de modelado más usada es la CFD. Esta metodología de modelado se basa en el uso de una aproximación numérica para simular el flujo de caudal. Además, esta técnica permite predecir temperaturas y concentraciones a lo largo del módulo (Hitsov et al., 2015). Del mismo modo, se puede ver cómo la mayoría de estos modelos se han desarrollado para estudiar y analizar los fenómenos de transferencia de materia y calor dentro del módulo con el fin de optimizar su diseño y funcionamiento. Por otra parte, se debe comentar que aunque todos los modelos mencionados en el párrafo anterior fueron validados experimentalmente, en la mayoría de casos los datos fueron obtenidos con módulos a escala de laboratorio. Las validaciones de este tipo de modelos en módulos a escala comercial son escasas y solo se pueden encontrar algunos ejemplos en la literatura como es el caso de los trabajos de Winter (2015) y Hitsov et al. (2017). Una de las principales dificultades que impiden dichas validaciones se debe a que, para el desarrollo de este tipo de modelos, algunos de los fenómenos físicos que ocurren dentro del módulo MD se simplifican, lo que hace que los modelos pierdan fiabilidad y sea más complicado validarlos en módulos comerciales.

### 3.2. Modelado de plantas SMD

Tal y como se mostró en la Figura 2, los dispositivos que se incluyen en este tipo de instalaciones, además del módulo de MD, son los típicos de un campo solar térmico: captadores solares, tanques de almacenamiento aislados térmicamente e intercambiadores de calor. Para este tipo de dispositivos existen modelos basados en primeros principios bien conocidos y validados en sistemas reales en la literatura (Duffie and Beckman, 2013). Es por esto que en la mayoría de trabajos de modelado de este tipo de plantas se utilizan estos modelos (Ding et al., 2005; Chang et al., 2010; Abdallah et al., 2013; Gil et al., 2018a,b). Además, en Gil et al. (2019b) se adaptaron dichos modelos a la metodología de modelado dinámico lógico mixto (*Mixed-Logical Dynamical*, MLD) con el fin de representar el carácter híbrido de la planta SMD. También se debe comentar que los trabajos de modelado en este ámbito no se han limitado a los mencionados modelos basados en primeros principios, sino que también se han presentado modelos basados en ANN para modelar la planta completa (Porrazzo et al., 2013).

## 4. Sistemas de control para plantas SMD

Aunque la tecnología MD este todavía en fase experimental, se encuentra en un estado de madurez avanzado, y los trabajos de investigación centrados en la mejora de las estrategias de operación para este tipo de sistemas están cobrando cada vez más importancia. En este ámbito, los sistemas de control tienen un papel fundamental ya que, al utilizar una fuente de energía intermitente como la energía solar, se debe realizar una gestión óptima de la planta de acuerdo al comportamiento de la irradiación solar, la cual se puede conseguir mediante técnicas de control avanzadas. En esta sección se hace una revisión de los principales enfoques de control aplicados hasta el momento en plantas SMD, los cuales se resumen en la Tabla 2, remarcando los principales objetivos que se persiguen y las metodologías de control empleadas.

#### 4.1. Objetivos

Antes de describir las metodologías de control empleadas, se deben establecer los objetivos de control de este tipo de instalaciones, los cuales se pueden dividir en dos niveles. En primer lugar, se pueden diferenciar los objetivos de bajo nivel, que consisten en mantener las principales variables que intervienen en el proceso, como caudal y temperatura, en torno a valores deseados. Esto es fundamental para asegurar un régimen estacionario y poder llevar a cabo la evaluación de los módulos en distintas condiciones de operación. En segundo lugar, se encuentran los objetivos de alto nivel, los cuales están relacionados con el funcionamiento del módulo de desalación y consisten en maximizar su producción y rendimiento energético.

Las estructuras de control de bajo nivel tienen como objetivo tareas clásicas de regulación en sistemas alimentados con energía solar térmica (Camacho et al., 2012). Así, los objetivos que se buscan se pueden resumir en: i) controlar los distintos caudales de la instalación haciendo uso de los variadores de frecuencia de las bombas de la instalación, ii) controlar la temperatura y rechazar las perturbaciones de radiación actuando sobre el caudal del campo solar, y iii) mantener una temperatura estable a la entrada del intercambiador de calor encargado de proporcionar la energía térmica al módulo de destilación por membranas.

Por otra parte, los objetivos de los bucles de control de alto nivel están relacionados con la mejora de los índices de desempeño del módulo MD. Para establecer dichos objetivos conviene analizar las variables que afectan al funcionamiento del módulo las cuales son: caudal del agua de alimentación, temperatura de alimentación, concentración de la solución de alimentación, y temperatura a la entrada del canal de evaporación. De estas variables, la temperatura y concentración del agua de alimentación son perturbaciones y vienen impuestas por la solución de alimentación con la que se está trabajando. Por el contrario, la temperatura a la entrada del canal de evaporación se puede manipular actuando sobre los bucles de bajo nivel del campo solar, al igual que el caudal de alimentación el cual se puede variar actuando sobre la bomba de alimentación. Una vez descritas las variables, los objetivos de alto nivel que se han tratado hasta el momento en la literatura consiste en maximizar la producción de destilado y la eficiencia energética del módulo. Como se mostró en Ruiz-Aguirre et al. (2017, 2018), para maximizar la producción de destilado tanto el caudal de alimentación como la temperatura a la entrada del canal de evaporación del módulo deben ser máximos, lo que se traduce en que los bucles de alto nivel deben tratar de maximizar estas variables. Para maximizar la eficiencia energética del módulo MD, se suele minimizar el índice de desempeño STEC o maximizar el GOR, de forma que se reduzca la cantidad de energía térmica necesaria para producir una unidad de volumen de destilado. Para minimizar el STEC o maximizar el GOR la temperatura a la entrada del canal de condensación también debe ser máxima (Ruiz-Aguirre et al., 2017, 2018) sin embargo, en la mayoría de módulos MD el caudal de alimentación debe ser mínimo (al contrario que para maximizar la producción de destilado). Este hecho da a lugar a problemas de optimización multiobjetivo en el caso de que se tenga en cuenta tanto la producción de destilado como el STEC, tal y como se presentó en Gil et al. (2018c).

#### 4.2. Lazos de control básicos/clásicos

En esta subsección se revisan las arquitecturas de control de bajo nivel propuestas para plantas SMD. Se debe mencionar que la mayoría de las estructuras de control incluidas en este apartado utilizan lazos de control simples basados en controladores todo/nada y controladores Proporcionales, Integrales y Derivativos (PID) (Mercader et al., 2019). Del mismo modo, los sistemas de control desarrollados para los objetivos de bajo nivel en plantas SMD suelen incorporar controladores anticipativos los cuales se utilizan como complemento a los controladores por realimentación con el fin de mejorar el seguimiento a referencias y el rechazo a perturbaciones. Una descripción más detallada de estos tipos de sistemas de control se puede encontrar en Åström and Hägglund (2006).

En Chang et al. (2010) se presentó una arquitectura de control de bajo nivel compuesta por controladores todo/nada y controladores PI para mantener la temperatura de entrada al intercambiador de calor de una planta SMD a un nivel deseado a pesar de las perturbaciones de radiación. En Chen et al. (2012) se propusieron dos modos de control basados en controladores PI, uno para el día, el cual estaba encargado de controlar la temperatura a la entrada del intercambiador de calor manipulando el caudal de entrada por la parte del campo solar del tanque de almacenamiento, y otro para la noche, encargado de controlar dicha temperatura manipulando el caudal de entrada del tanque de almacenamiento térmico por la parte del intercambiador de calor. En Porrazzo et al. (2013) se presentó un enfoque de control más completo el cual utiliza un control anticipativo basado en un modelo de red neuronal que proporciona la referencia de caudal de alimentación del módulo MD en base a las condiciones de operación de las principales perturbaciones del sistema: irradiancia y temperatura del agua de alimentación. En la Figura 3 se presenta el diagrama esquemático de la arquitectura de control propuesta. Además, se debe destacar que esta arquitectura de control se probó experimentalmente en la planta SMD descrita en Cipollina et al. (2012), a diferencia de los dos trabajos mencionados previamente los cuales fueron desarrollados en simulación.

En Gil et al. (2018b) se presentó y probó experimentalmente en la planta SMD de la PSA una arquitectura de control completa para el sistema de generación de energía térmica de la instalación. La arquitectura de control tiene como objetivo principal mantener la temperatura a la entrada del intercambiador de calor a un nivel deseado. Para ello, se desarrollaron diferentes bucles de control clásicos encargados de controlar la temperatura a la salida del campo solar (bucle de control 1 en la Figura 4), la temperatura a la entrada del intercambiador de calor (bucle de control 3 en la Figura 4), y el caudal a la entrada del intercambiador de calor (bucle de control 4 en la Figura 4). Los bucles de control de las tres últimas variables mencionadas están basados en controladores PID clásicos. Por el contrario, para controlar la temperatura a la salida del campo solar se utilizó un esquema de control en cascada (ver Figura 5). En este esquema, el controlador esclavo tiene como objetivo controlar el caudal del campo solar actuando sobre el variador de frecuencia de la bomba del mismo. Por su parte, el controlador maestro se encarga de controlar la temperatura de salida del campo solar actuando sobre el caudal. Además, este esquema de control en cascada incluye un controlador anticipativo

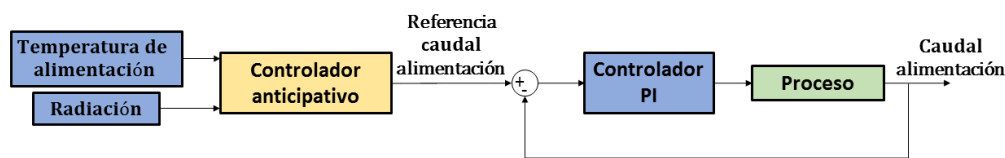


Figura 3: Adaptación del diagrama esquemático de la estructura de control propuesta en Porrazo et al. (2013).

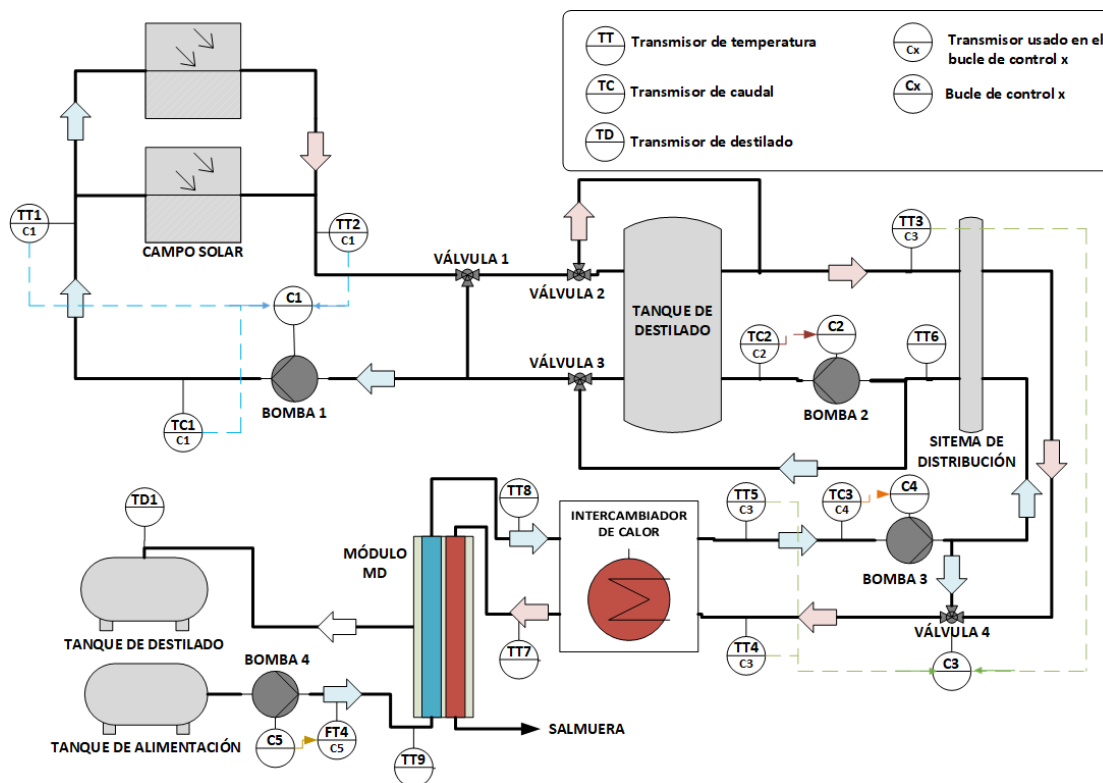


Figura 4: Adaptación del diagrama esquemático de la planta SMD de la PSA con los bucles de control de bajo nivel, adaptados de Gil et al. (2018a,b)

que tiene implementado un modelo basado en primeros principios del campo solar, de forma que se calcula el caudal de operación en base a las principales perturbaciones del proceso (irradiancia, temperatura ambiente y temperatura de entrada al campo) y la referencia de temperatura. También se debe mencionar que aunque el bucle de control de la temperatura a la entrada del intercambiador (bucle de control 3 en la Figura 4) está basado en un controlador PID el cual manipula la apertura de la válvula de tres vías en base a la referencia establecida, este se complementó con un controlador anticipativo para rechazar las perturbaciones de temperatura provenientes del sistema de distribución. Este controlador anticipativo también tiene implementado un modelo basado en primeros principios pero en este caso, el correspondiente a la mezcla que se produce en la válvula de tres vías y proporciona la apertura de la válvula en base a la referencia de temperatura y a las principales perturbaciones (TT3 y TT5 en la Figura 4). Por último, se debe mencionar que en este trabajo también se propuso un generador de referencias que calcula las referencias de cada uno de los bucles de control mencionados anteriormente en base a la temperatura deseada a la entrada del intercambiador de calor.

Hay que destacar que en la Figura 4 también se han incluido dos bucles de control de bajo nivel presentados en Gil et al.

(2018a) con el fin de que el lector pueda visualizar la estructura de control completa implementada en la planta piloto de la PSA. Estos bucles tienen como objetivo controlar el caudal a la salida del tanque de almacenamiento por la parte del sistema de distribución y el caudal de alimentación del módulo MD, bucles de control 2 y 5 respectivamente en la Figura 4. Estas variables se controlan actuando sobre el variador de frecuencia de las bombas 2 y 4 respectivamente (ver Figura 4).

### 4.3. Sistemas de control avanzados

La mayoría de sistemas de control avanzados presentados en el ámbito de MD utilizan la metodología de Control Predictivo Basado en Modelo (*Model Predictive Control*, MPC), y tratan de maximizar los objetivos de alto nivel mencionados anteriormente. La metodología MPC es especialmente adecuada para este tipos de objetivos ya que puede ser utilizada para controlar sistemas con dinámicas complejas, como la que presenta la planta SMD a causa de las perturbaciones de irradiancia. Además, incorpora intrínsecamente compensaciones para retardos y trata de forma natural el rechazo a perturbaciones, dos de los principales problemas presentes en plantas SMD. Una descripción más detallada de la estrategia MPC se puede encontrar en Camacho and Bordons (2004) y en Rubio et al. (2018). A



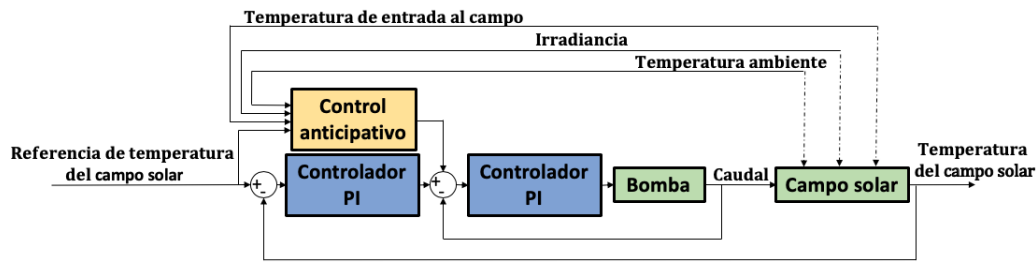


Figura 5: Adaptación del diagrama esquemático del controlador en cascada para la temperatura del campo solar presentado en Gil et al. (2018b).

continuación se muestran los principales enfoques de control aplicado a plantas SMD en este sentido.

En Karam and Laleg-Kirati (2015) se presentó un sistema de control en tiempo real basado en la metodología MPC y en la técnica de búsqueda del extremo de Newton. El objetivo de la estructura de control consiste en maximizar la producción de destilado actuando sobre el caudal de alimentación y teniendo en cuenta las perturbaciones de temperatura de alimentación y temperatura a la entrada al canal de evaporación del módulo. Los resultados en simulación mostraron cómo el controlador buscó en cada momento el máximo de la función objetivo (la máxima producción de destilado posible) dependiendo de la temperatura de la alimentación. En Gil et al. (2018a) se propuso un enfoque más complejo basado en una arquitectura de control jerárquica de dos capas que fue probada experimentalmente en la planta SMD de la PSA. El diagrama esquemático de la arquitectura de control se muestra en la Figura 6. En esta estructura, la capa superior está formada por un controlador MPC no lineal el cual calcula las referencias óptimas para la capa de control directa, formada por los bucles de control de bajo nivel propuestos en Gil et al. (2018b). Se debe mencionar que la capa superior incluye métodos de predicción de perturbaciones y que la capa inferior cuenta con controladores anticipativos para rechazar perturbaciones. Además, se propusieron dos modos de control para la operación eficiente de la instalación SMD en base a las condiciones de operación, al igual que un procedimiento de arranque automático para el campo solar y el módulo MD. La arquitectura de control fue probada tanto en simulación como en la planta real, utilizando tres funciones objetivo diferentes en la capa superior del controlador jerárquico, las cuales tratan de maximizar la producción de destilado, minimizar el STEC y la relación entre la producción de destilado y los costes de operación. Los resultados obtenidos mostraron cómo, en comparación con una operación manual, la producción de destilado se puede mejorar en 14-20 L/día (5-7 %), el consumo térmico se puede reducir entre 0.41-1.21 kWh/m<sup>3</sup> (0.5-1 %) y los costes se pueden disminuir entre 0.11-0.14 €/m<sup>3</sup> (9-10 %) dependiendo de la función objetivo utilizada en la capa superior.

En Gil et al. (2019b) se presentó una mejora al trabajo mencionado anteriormente desarrollando un controlador MPC híbrido, el cual incluye un modelo MLD de la instalación SMD. Este hecho permite considerar la naturaleza híbrida de la planta en la formulación del problema de control, teniendo en cuenta cambios entre modos de operación a lo largo del horizonte de predicción. El objetivo principal de la arquitectura de control consistió en maximizar el número de horas de operación de la

instalación así como la producción de destilado. El controlador se probó en simulación, utilizando el modelo de la planta SMD de la PSA. Los resultados mostraron cómo la operación se puede alargar en un 11 %, mientras que la producción de destilado se aumenta en un 1.40 % en comparación con operaciones manuales. En Bendevis et al. (2020) se propuso un controlador simplificado libre de modelo, obtenido a partir de una estrategia MPC. El controlador resultante incluye dos modos de operación, uno para el día y otro para la noche, en los que se utiliza un controlador bang-bang y un controlador con consignas fijas respectivamente. El objetivo de la técnica propuesta consistió en maximizar la producción de destilado de un módulo MD actuando sobre el caudal de alimentación del mismo. Los resultados en simulación mostraron cómo se puede aumentar la producción mensual en torno al 30 % en comparación con una operación manual. Por último, en Guo et al. (2020) se presentó una estrategia de control MPC basado en un observador de estados no lineal para maximizar la producción de destilado del módulo MD. Además, en el problema de optimización de la estrategia MPC se tuvieron en cuenta los costes económicos asociados a la operación de la bomba de alimentación del módulo MD.

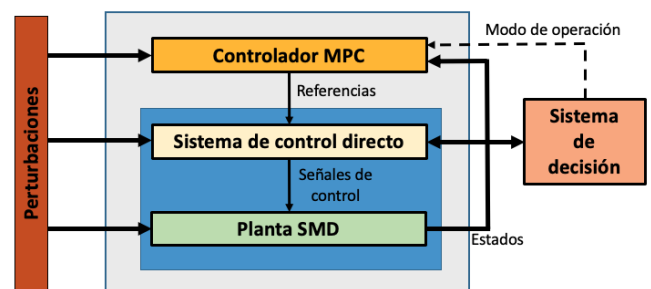


Figura 6: Adaptación del diagrama esquemático de la estructura de control jerárquica propuesta en Gil et al. (2018a).

### 5. Sistemas de control para aplicaciones MD industriales: Combinación entre plantas SMD e invernaderos

Como se ha mencionado anteriormente, la tecnología MD es interesante en campos donde otras tecnologías de separación no pueden ser aplicadas. Así, es especialmente relevante su habilidad para trabajar con soluciones de alimentación con alta concentración, lo que convierte a MD en una solución sostenible para tratar las salmueras producidas por otras tecnologías de desalación como la ósmosis inversa, lo cual fue ensayado

Tabla 2: Enfoques de control existentes hasta la fecha para plantas SMD.

Referencia	Tipo de estudio	Metodologías de control	Objetivos
Chang et al. (2010)	Simulación	Controladores ON/OFF Controladores PID	De bajo nivel: mantener una temperatura estable a la entrada del intercambiador de calor por la parte del campo solar.
Chen et al. (2012)	Simulación	Controladores PID	De bajo nivel: mantener una temperatura estable a la entrada del intercambiador de calor por la parte del campo solar.
Porrazzo et al. (2013)	Experimental	Controladores PID Controladores anticipativos	De bajo nivel: controlar el caudal de alimentación del módulo MD en base a las perturbaciones de radiación y temperatura de alimentación.
Gil et al. (2018b)	Experimental	Controladores PID Controladores anticipativos Controladores en cascada	De bajo nivel: mantener una temperatura estable a la entrada del intercambiador de calor por la parte del campo solar.
Karam and Laleg-Kirati (2015)	Simulación	Controlador MPC	De alto nivel: maximizar la producción de destilado
Gil et al. (2018a)	Experimental	Controlador jerárquico Controlador MPC no lineal Controladores PID	De alto nivel: maximizar producción de destilado, minimizar STEC y reducir la relación entre costes de operación y producción de destilado. *Los tres objetivos mencionados se probaron por separado.
Gil et al. (2019b)	Simulación	Controlador MPC híbrido	De alto nivel: maximizar la producción de destilado del módulo MD y sus horas de operación.
Bendevis et al. (2020)	Simulación	Controlador libre de modelo	De alto nivel: maximizar la producción de destilado del módulo MD.
Guo et al. (2020)	Simulación	Controlador MPC	De alto nivel: maximizar la producción de destilado del módulo MD.

a escala piloto en Gil et al. (2018c). Además, aparte de las características mencionadas en la sección 2.1, MD destaca ya que es menos complicada y barata de instalar que otras tecnologías, tiene pocos requerimientos de mantenimiento, y el ensuciamiento de la membrana es mínimo. Todas estas características permiten que las plantas SMD puedan ser totalmente automatizadas, desarrollando plantas de desalación de pequeño-medio tamaño autónomas, que puedan ser implantadas en lugares donde otras tecnologías de desalación no sean viables desde el punto de vista técnico o económico.

Una de las posibles aplicaciones de la tecnología MD consiste en alimentar cultivos en zonas aisladas y cercanas a la costa. Tal y como se propuso en Gil et al. (2019a), Almería (sureste de España) es una de las zonas potenciales de aplicación de dicha tecnología debido a la creciente escasez de agua que está sufriendo y las grandes superficies de cultivo bajo invernadero que tiene, las cuales se han convertido en el principal motor económico de la provincia. Sin embargo, para que la combinación entre plantas SMD e invernaderos sea exitosa, se deben desarrollar estrategias de control que gestionen en tiempo real la instalación SMD de acuerdo a las condiciones de irradiancia y a la demanda de agua variable de los cultivos. La Figura 7 presenta el diagrama esquemático del caso de estudio adoptado en Gil et al. (2019a) para analizar la viabilidad de este tipo de instalaciones operadas mediante técnicas de control avanzadas. Como se puede apreciar, en este tipo de instalaciones industriales hay una diferencia principal respecto a las plantas piloto

SMD estudiadas hasta el momento en la literatura (ver Figura 2); la unidad de desalación que ya no está compuesta por un solo módulo MD sino que se requieren múltiples módulos para satisfacer las necesidades de agua. Esto es debido a que la producción de destilado de los módulos MD comerciales actuales es relativamente baja, en torno a 60 L/h en condiciones de operación óptimas (Andrés-Mañas et al., 2020b). Así, las estrategias de control propuestas hasta ahora en la literatura centradas en objetivos de bajo nivel, como mantener la temperatura de entrada al intercambiador de calor por la parte del campo solar en niveles deseados, siguen siendo válidas. Por el contrario, la inclusión de múltiples módulos MD en la unidad de desalación cambia totalmente el paradigma de control de las estrategias propuestas para maximizar la producción de destilado o la eficiencia térmica en plantas piloto, lo que requiere la formulación de nuevos enfoques de control. En Gil et al. (2019a) se propuso un controlador distribuido MPC encargado de calcular los caudales óptimos de alimentación para cada módulo MD, tratando de minimizar el consumo térmico específico de la unidad de desalación al mismo tiempo que se satisface los requerimientos de agua del invernadero. En la formulación del controlador, cada módulo MD se consideró como un agente independiente de modo que, cada agente resuelve un problema MPC con los objetivos mencionados anteriormente, intercambiando información solamente con los agentes vecinos. Los resultados mostraron cómo el problema de control se resuelve de una forma más eficiente en términos temporales que con una estrategia centra-

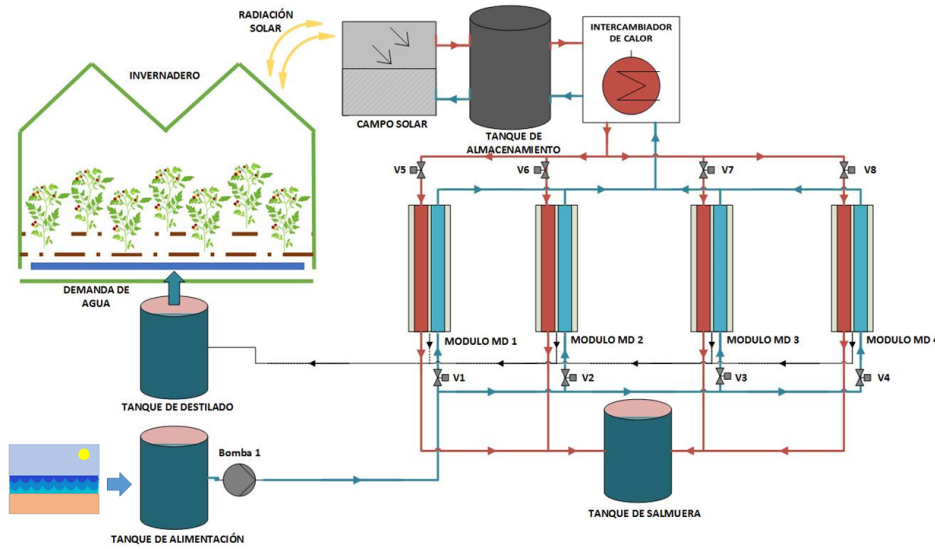


Figura 7: Adaptación del diagrama esquemático del caso de estudio utilizado en Gil et al. (2019a).

lizada y que, el consumo térmico de la planta se puede llegar a reducir en un 5 % de media respecto a operaciones manuales. Estos ahorros significan que para una superficie de 8 ha, se puede llegar a ahorrar 50 MWh de energía térmica por campaña, lo cual puede ser muy relevante para tener en cuenta en la fase de diseño de la planta y en la operación diaria de la misma.

No obstante, los resultados presentados en Gil et al. (2019a) se pueden seguir mejorando si se introducen variables binarias en el problema de control que permitan encender y apagar los módulos MD dependiendo de los requerimientos de agua del invernadero. El problema de control MPC a resolver en ese caso se puede formular de forma general como:

$$\text{mín } J = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^N \text{STEC}_i(t + j|t). \quad (5)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^N P_i(t + j|t) \leq \sum_{j=1}^N D(t + j|t), \quad (6)$$

$$\forall i = 1, 2, 3, 4 \text{ y } \forall j = 0, \dots, N - 1:$$

$$\delta_i(t + j) \cdot Q_{\min} \leq Q_i(t + j) \leq \delta_i(t + j) \cdot Q_{\max} \quad (7)$$

$$\delta_i(t + j) \in \{0, 1\}, \quad (8)$$

donde  $\text{STEC}_i(t + j|t)$  es el STEC para cada uno de los módulos  $i$ , con  $i = 1, 2, 3, 4$ , de los mostrados en la Figura 7, calculado para el instante de tiempo  $t + j$  con la información disponible en el instante  $t$ .  $P_i(t + j|t)$  es la producción de destilado de cada módulo en L/h y  $D(t + j|t)$  la demanda de agua del invernadero en L/h.  $Q_{\min}$  y  $Q_{\max}$  son los rangos de caudal máximo y mínimo de cada módulos MD los cuales, para los módulos utilizados (los mismos que en Gil et al. (2019a)), son 400 y 600 L/h respectivamente y  $Q_i$  es el caudal de agua de alimentación del módulo  $i$ . Las variables  $\delta_i$  están referidas a la posición 0-1 de las válvulas V1, V2, V3 y V4 de la Figura 7, donde 0 significa válvula cerrada, es decir módulo apagado y 1, módulo encendido. Por último  $N$  es el horizonte de predicción. Como se puede apreciar, el problema de control consiste en minimizar el valor

del STEC total de la planta, asegurando que la producción de la planta MD sea mayor que los requerimientos de agua del invernadero. Se debe resaltar que el STEC para cada módulo se calcula de acuerdo a la ecuación (3) mientras que la producción de destilado con los modelos RSM presentados en Gil et al. (2019a). Del mismo modo, se debe remarcar que las variables de decisión del problema son  $Q_i$  y  $\delta_i$ ,  $\forall i = 1, 2, 3, 4$ . Además, es importante destacar que si  $\delta_i$  es igual a 0 entonces, tanto el STEC como la producción de destilado del módulo  $i$  también lo son. Nótese que el problema de optimización resultante es un problema de Optimización Entera Mixta No Lineal (*Mixed Integer Non Linear Optimization*, MINLP).

Con el objetivo de visualizar los resultados que se pueden llegar a conseguir se ha realizado una simulación representativa con datos reales de temperatura y demanda de agua obtenidos de la PSA y la Estación Experimental de la Fundación Cajamar (ubicada también en la provincia de Almería) respectivamente. Además, se han comparado los resultados obtenidos con una operación manual con consignas estáticas de 500 L/h para el agua de alimentación de cada módulo y con todos los módulos encendidos en todo momento. Los resultados se presentan en la Figura 8.

En la Figura 8-2 se puede apreciar, que los ahorros de energía térmica son considerables al aplicar la técnica de control cuando se consideran demandas de agua variables como la del invernadero. El STEC medio de la operación automática es de 412.80 kWh/m<sup>3</sup>, mientras que el de la operación manual de 1142.2 kWh/m<sup>3</sup>. Se puede observar cómo el mayor ahorro se produce al inicio y final del día ya que el controlador solo arranca los módulos necesarios para cubrir la demanda de agua. Este hecho puede ser muy relevante en aplicaciones industriales, ya que permite no tener que sobredimensionar el campo solar o la fuente de energía térmica, lo que supone un ahorro económico en la fase de diseño. Del mismo modo, en la Figura 8-3 se puede ver cómo la demanda de agua del invernadero se satisface en todo momento.

Se debe remarcar que el caso simulado con cuatro módulos MD y un invernadero de tamaño 392 m<sup>2</sup> corresponde a un ca-

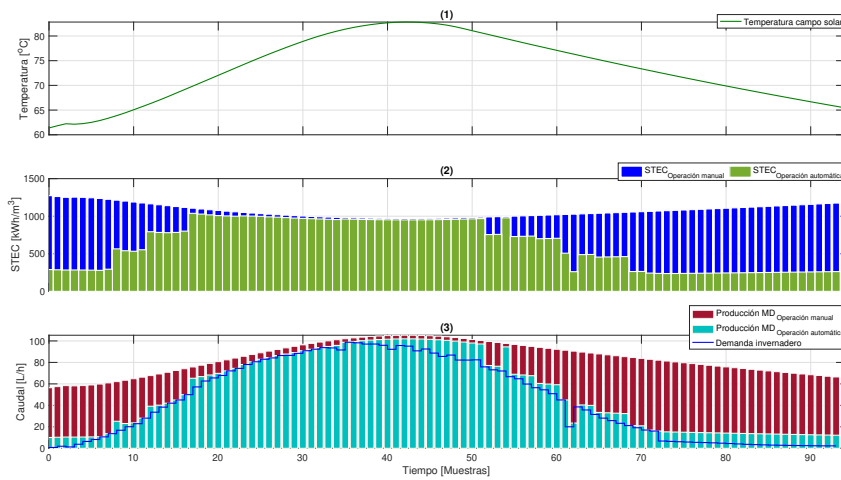


Figura 8: Comparación de resultados entre una operación automática y una manual.

so de estudio a escala piloto. Información más detallada acerca del caso de estudio se puede encontrar en el trabajo Gil et al. (2019a). Además, se ha utilizado un horizonte de predicción pequeño de  $N = 5$  con un tiempo de muestreo de 10 min y los modelos con los que se trabajan son estáticos de acuerdo a la metodología RSM. En casos reales con superficies de cultivos más grandes, el número de módulos requeridos aumenta considerablemente, por lo que aumenta también el número de variables binarias en el problema y, por tanto, los problemas combinatorios y de no convexidades asociados a los problemas de optimización MINLP.

## 6. Retos futuros

Aunque en la bibliografía especializada se pueden encontrar una gran cantidad de contribuciones científicas relacionados con el modelado y, en menor medida, con el control en MD, existen numerosos retos futuros y brechas por cubrir en la literatura en ambas áreas, las cuales se resumen a continuación.

En lo que concierne a los modelos basados en datos experimentales, los trabajos futuros deben estar centrados en modelar módulos comerciales considerando la eficiencia térmica de estos como un parámetro de salida del modelo. La eficiencia térmica es un parámetro crucial en estos tipos de procesos alimentados con energía térmica y además, destaca como uno de los puntos más débiles de la tecnología. Por esta razón, es determinante incluir este parámetro como salida de los modelos, pudiendo así analizar su comportamiento bajo diferentes condiciones de operación y permitiendo que se tenga en cuenta a la hora de diseñar plantas MD, lo cual puede ayudar a la correcta implementación industrial de la tecnología. Del mismo modo, se debe incluir la concentración del agua de alimentación como parámetro de entrada de los modelos, lo cual ha sido brevemente discutido en la literatura hasta el momento. Este hecho permite estudiar la aplicación de módulos MD para tratar salmueras procedentes de otras plantas de desalación, una de las ramas de aplicación con más futuro de la tecnología MD. Respecto a los modelos basados en primeros principios, la principal brecha observada radica en que estos tipos de modelos han sido

principalmente validados a escala de laboratorio. Las simplificaciones asumidas a la hora de realizar estos modelos hacen que su validación con módulos comerciales sea difícil de llevar a cabo. Así, se requieren nuevos trabajos de investigación dedicados a desarrollar modelos más detallados y precisos que puedan ser ajustados y calibrados para módulos MD comerciales. Además, de manera general es importante destacar la necesidad de definir una norma enfocada a homogeneizar la calidad de los resultados evaluados durante las campañas experimentales, tanto para procesos de obtención de modelos como para la propia evaluación de los módulos MD empleados. Esta norma debería especificar bajo qué criterios se pueden dar como válidos los valores experimentales obtenidos y su aplicación daría como resultado la garantía de los resultados proporcionados.

Por otra parte, las líneas de investigación abiertas relacionadas con el control automático de procesos MD son aún mayores ya que, tal y como se ha podido ver a lo largo del presente artículo, se han presentado muy pocos trabajos en este ámbito hasta el momento. En este sentido, los tipos de trabajos de control se pueden dividir en dos partes de acuerdo a los objetivos de control que se persiguen. Desde el punto de vista de objetivos de bajo nivel los trabajos futuros son más limitados, ya que esta rama se centra principalmente en controlar el sistema de generación de energía térmica de la instalación SMD, el cual está basado en un campo solar térmico. Para este tipo de sistemas se han presentado numerosas publicaciones detallando arquitecturas de control precisas y testadas experimentalmente (Camacho et al., 2012; Rubio et al., 2018). Por el contrario, se han presentado muy pocos trabajos centrados en objetivos de alto nivel como maximizar la producción de destilado o la eficiencia térmica del módulo. Además, en los enfoques propuestos, estos índices de desempeño se tratan por separado los cuales en la mayoría de casos requieren condiciones de operación contrapuestas (Gil et al., 2018c). Por lo que uno de los trabajos que quedan por abordar consiste en desarrollar algoritmos de control multiobjetivo que gestionen en tiempo real (Rodríguez-Blanco et al., 2018) la instalación SMD tratando de maximizar ambos objetivos. Del mismo modo, se requiere la inclusión de términos económicos en la estrategias de control de forma que

se minimicen los costes de producción del agua desalada, lo cual solo ha sido tratado en Gil et al. (2018a) donde solo se tuvieron en cuenta los costes de operación del sistema de generación de energía térmica. También se requieren trabajos de control centrados en gestionar instalaciones industriales MD ya que, como se ha visto para el caso de aplicación de MD para el riego de cultivos, en estos sistemas se dispone de múltiples módulos MD. En este sentido, el único trabajo de control presentado hasta la fecha es el propuesto en Gil et al. (2019a) en el cual se gestionó el caudal de alimentación en base a la demanda de agua del invernadero y tratando de minimizar el STEC. Sin embargo, también se pueden introducir variables binarias en este tipo de enfoques de control de modo que en cada momento únicamente los módulos estrictamente necesarios para satisfacer la demanda de agua estén encendidos, ahorrando así tanto energía térmica como costes de operación como se ha mostrado en la simulación incluida en el apartado anterior. En estas aplicaciones se abre otra línea de trabajo de control ya que, si se trabajan con demandas de aguas grandes el número de módulos MD requeridos también lo será. Por tanto, el número de variables de control aumenta a medida que aumenta el número de módulos MD de la unidad de desalación, requiriendo algoritmos de control distribuidos (Gil et al., 2019a) o algoritmos para descomponer enfoques centralizados de forma que los problemas de control se puedan resolver de forma sencilla y rápida. Por último, cabe destacar que también se necesitan enfoques de control centrados en las demás aplicaciones industriales de la tecnología MD como es el caso del tratamiento de salmueras. En este tipo de procesos, aparte de las perturbaciones clásicas del módulo MD como temperatura de entrada al canal de evaporación y temperatura de la solución de alimentación, se añade una nueva, la concentración de la solución de alimentación que va aumentando a lo largo de la operación hasta que se consiguen separar completamente las partículas volátiles y no volátiles de esta (Ghaffour et al., 2019).

## 7. Conclusiones

Este trabajo ha presentado una revisión del estado del arte de las metodologías de modelado y control propuestas para sistemas MD. Se muestra cómo esta tecnología presenta una serie de características interesantes que permiten cubrir nichos de aplicación a los que no pueden acceder otros procesos de separación, como son el desarrollo de plantas de desalación de pequeño o mediano tamaño para lugares aislados o el tratamiento de soluciones de alimentación con alta concentración. Sin embargo, para que estas aplicaciones se lleguen a implementar a nivel industrial, se requiere el desarrollo de modelos precisos y de algoritmos de control adecuados para su correcta operación. En base a la revisión de la literatura llevada a cabo en este sentido se concluye que:

1. Es necesario el desarrollo de modelos basados en datos experimentales que consideren el rendimiento térmico del módulo MD como variable de salida y la concentración de la solución de alimentación como variable de entrada, de forma que se puedan tener en cuenta estas variables en el proceso de diseño de la planta y en las estrategias de control formuladas para su operación.

2. Se requiere el desarrollo de modelos basados en primeros principios para módulos MD comerciales. La mayoría de los enfoques presentados hasta el momento se validan en módulos a escala de laboratorio cuyos resultados no pueden extrapolarse exitosamente a módulos comerciales.
3. En los enfoques de control aún queda un largo camino por recorrer ya que hasta el momento este tema ha sido tratado escasamente en la literatura. Se precisan enfoques de control multiobjetivo para maximizar la producción de destilado y la eficiencia energética de los módulos MD en operaciones en tiempo real, formulaciones de control que tengan en cuenta criterios económicos y sobre todo, estrategias de control dirigidas a mejorar el rendimiento de la tecnología en las aplicaciones industriales mencionadas con antelación.

## Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado con el Proyecto I+D+i del Plan Nacional DPI2017-85007-R del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades y Fondos FEDER. Juan D. Gil quiere agradecer al Plan Propio de Investigación y Transferencia de la Universidad de Almería por la financiación de su contrato predoctoral.

## Referencias

- Abdallah, S. B., Frikha, N., Gabsi, S., 2013. Simulation of solar vacuum membrane distillation unit. *Desalination* 324, 87–92.  
DOI: 10.1016/j.desal.2013.06.001
- Alkhdhri, A., Darwish, N., Hilal, N., 2012. Membrane distillation: A comprehensive review. *Desalination* 287, 2–18.  
DOI: 10.1016/j.desal.2013.06.001
- Alsaadi, A. S., Ghaffour, N., Li, J.-D., Gray, S., Francis, L., Maab, H., Amy, G. L., 2013. Modeling of air-gap membrane distillation process: A theoretical and experimental study. *Journal of Membrane Science* 445, 53–65.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2013.05.049
- Amigo, J., Urtubia, R., Suárez, F., 2018. Exploring the interactions between hydrodynamics and fouling in membrane distillation systems—A multiscale approach using CFD. *Desalination* 444, 63–74.  
DOI: 10.1016/j.desal.2018.07.009
- Andrés-Mañas, J., Roca, L., Ruiz-Aguirre, A., Ación, F., Gil, J. D., Zaragoza, G., 2020a. Application of solar energy to seawater desalination in a pilot system based on vacuum multi-effect membrane distillation. *Applied Energy* 258, 114068.  
DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.114068
- Andrés-Mañas, J., Ruiz-Aguirre, A., Ación, F., Zaragoza, G., 2020b. Performance increase of membrane distillation pilot scale modules operating in vacuum-enhanced air-gap configuration. *Desalination* 475, 114202.  
DOI: 10.1016/j.desal.2019.114202
- Åström, K. J., Hägglund, T., 2006. *Advanced PID control*. ISA-The Instrumentation, Systems, and Automation Society Research Triangle.
- Banat, F., Jwaied, N., Rommel, M., Koschikowski, J., Wieghaus, M., 2007. Performance evaluation of the “large SMADES” autonomous desalination solar-driven membrane distillation plant in Aqaba, Jordan. *Desalination* 217 (1-3), 17–28.  
DOI: 10.1016/j.desal.2006.11.027
- Bendevis, P., Karam, A., Laleg-Kirati, T.-M., 2020. Optimal model-free control of solar thermal membrane distillation system. *Computers & Chemical Engineering* 133, 106622.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2019.106622
- Boubakri, A., Hafiane, A., Bougoucha, S. A. T., 2014. Application of response surface methodology for modeling and optimization of membrane distillation desalination process. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry* 20 (5), 3163–3169.  
DOI: 10.1016/j.jiec.2013.11.060

- Bouguecha, S. T., Boubakri, A., Aly, S. E., Al-Beiruty, M. H., Hamdi, M. M., 2016. Optimization of permeate flux produced by solar energy driven membrane distillation process using central composite design approach. *Water Science and Technology* 74 (1), 87–98.  
DOI: 10.2166/wst.2016.126
- Camacho, E. F., Berenguel, M., Rubio, F. R., Martínez, D., 2012. *Control of Solar Energy Systems*. Springer.
- Camacho, E. F., Bordons, C., 2004. *Model Predictive Control*. Springer-Verlag Ltd, London.
- Cao, W., Liu, Q., Wang, Y., Mujtaba, I. M., 2016. Modeling and simulation of VMD desalination process by ANN. *Computers & Chemical Engineering* 84, 96–103.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2015.08.019
- Chafidz, A., Al-Zahrani, S., Al-Otaibi, M. N., Hoong, C. F., Lai, T. F., Prabhu, M., 2014. Portable and integrated solar-driven desalination system using membrane distillation for arid remote areas in Saudi Arabia. *Desalination* 345, 36–49.  
DOI: 10.1016/j.desal.2014.04.017
- Chang, H., Wang, G.-B., Chen, Y.-H., Li, C.-C., Chang, C.-L., 2010. Modeling and optimization of a solar driven membrane distillation desalination system. *Renewable Energy* 35 (12), 2714–2722.  
DOI: 10.1016/j.renene.2010.04.020
- Chen, Y.-H., Li, Y.-W., Chang, H., 2012. Optimal design and control of solar driven air gap membrane distillation desalination systems. *Applied Energy* 100, 193–204.  
DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.03.003
- Cheng, D., Li, N., Zhang, J., 2018. Modeling and multi-objective optimization of vacuum membrane distillation for enhancement of water productivity and thermal efficiency in desalination. *Chemical Engineering Research and Design* 132, 697–713.  
DOI: 10.1016/j.chemd.2018.02.017
- Cipollina, A., Di Sparti, M., Tamburini, A., Micale, G., 2012. Development of a membrane distillation module for solar energy seawater desalination. *Chemical Engineering Research and Design* 90 (12), 2101–2121.  
DOI: 10.1016/j.chemd.2012.05.021
- Demuth, H. B., Beale, M. H., De Jess, O., Hagan, M. T., 2014. *Neural network design*. PWS Publishing Co.
- DeNicola, E., Aburizaiza, O. S., Siddique, A., Khwaja, H., Carpenter, D. O., 2015. Climate change and water scarcity: The case of Saudi Arabia. *Annals of Global Health* 81 (3), 342–353.  
DOI: 10.1016/j.aogh.2015.08.005
- Deshmukh, A., Boo, C., Karanikola, V., Lin, S., Straub, A. P., Tong, T., Warsinger, D. M., Elimelech, M., 2018. Membrane distillation at the water-energy nexus: Limits, opportunities, and challenges. *Energy & Environmental Science* 11 (5), 1177–1196.  
DOI: 10.1039/c8ee00291f
- Ding, Z., Liu, L., El-Bourawi, M. S., Ma, R., 2005. Analysis of a solar-powered membrane distillation system. *Desalination* 172 (1), 27–40.  
DOI: 10.1016/j.desal.2004.06.195
- Dow, N., Duke, M., Zhang, J., O’Rielly, T., Li, J., Gray, S., Ostarcevic, E., Atherton, P., 2010. Demonstration of solar driven membrane distillation in remote Victoria. In: *Australian Water Association (AWA) Ozwater Conference and Exhibition*, Brisbane, Australia. Vol. 810.
- Duffie, J. A., Beckman, W. A., 2013. *Solar engineering of thermal processes*. John Wiley & Sons.
- Eleiwi, F., Ghaffour, N., Alsaadi, A. S., Francis, L., Laleg-Kirati, T. M., 2016. Dynamic modeling and experimental validation for direct contact membrane distillation (DCMD) process. *Desalination* 384, 1–11.  
DOI: 10.1016/j.desal.2016.01.004
- Elzahaby, A. M., Kabeel, A., Bassuoni, M., Elbar, A. R. A., 2016. Direct contact membrane water distillation assisted with solar energy. *Energy Conversion and Management* 110, 397–406.  
DOI: 10.1016/j.enconman.2015.12.046
- Esfandiari, A., Monjezi, A. H., Rezakazemi, M., Younas, M., 2019. Computational fluid dynamic modeling of water desalination using low-energy continuous direct contact membrane distillation process. *Applied Thermal Engineering* 163, 114391.  
DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2019.114391
- Fadhil, S., Alsalhy, Q. F., Makki, H. F., Ruby-Figueroa, R., Marino, T., Criscuoli, A., Macedonio, F., Giorno, L., Drioli, E., Figoli, A., 2019. Seawater desalination using PVDF-HFP membrane in DCMD process: Assessment of operating condition by response surface method. *Chemical Engineering Communications* 206 (2), 237–246.  
DOI: 10.1080/00986445.2018.1483349
- Gabsi, S., Frikha, N., Chaouachi, B., 2013. Performance of a solar vacuum membrane distillation pilot plant, for seawater desalination in Mahares, Tunisia. *International Journal of Water Resources and Arid Environments* 2 (4), 213–217.
- Ghaffour, N., Soukane, S., Lee, J.-G., Kim, Y., Alpatova, A., 2019. Membrane distillation hybrids for water production and energy efficiency enhancement: A critical review. *Applied Energy* 254, 113698.  
DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.113698
- Gil, J. D., Álvarez, J., Roca, L., Sánchez-Molina, J., Berenguel, M., Rodríguez, F., 2019a. Optimal thermal energy management of a distributed energy system comprising a solar membrane distillation plant and a greenhouse. *Energy Conversion and Management* 198, 111791.  
DOI: 10.1016/j.enconman.2019.111791
- Gil, J. D., Mendes, P. R., Andrade, G., Roca, L., Normey-Rico, J. E., Berenguel, M., 2019b. Hybrid NMPC applied to a solar-powered membrane distillation system. *IFAC-PapersOnLine* 52 (1), 124 – 129, 12th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems, including Biosystems DYCOPS 2019.  
DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.06.048
- Gil, J. D., Roca, L., Ruiz-Aguirre, A., Zaragoza, G., Berenguel, M., 2018a. Optimal operation of a solar membrane distillation pilot plant via nonlinear model predictive control. *Computers & Chemical Engineering* 109, 151–165.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2017.11.012
- Gil, J. D., Roca, L., Zaragoza, G., Berenguel, M., 2018b. A feedback control system with reference governor for a solar membrane distillation pilot facility. *Renewable Energy* 120, 536–549.  
DOI: 10.1016/j.renene.2017.12.107
- Gil, J. D., Ruiz-Aguirre, A., Roca, L., Zaragoza, G., Berenguel, M., 2018c. Prediction models to analyse the performance of a commercial-scale membrane distillation unit for desalting brines from RO plants. *Desalination* 445, 15–28.  
DOI: 10.1016/j.desal.2018.07.022
- González, D., Amigo, J., Suárez, F., 2017. Membrane distillation: Perspectives for sustainable and improved desalination. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 80, 238–259.  
DOI: 10.1016/j.rser.2017.05.078
- Guillén-Burrieza, E., Alarcón-Padilla, D.-C., Palenzuela, P., Zaragoza, G., 2015. Techno-economic assessment of a pilot-scale plant for solar desalination based on existing plate and frame MD technology. *Desalination* 374, 70–80.  
DOI: 10.1016/j.desal.2015.07.014
- Guillén-Burrieza, E., Blanco, J., Zaragoza, G., Alarcón, D.-C., Palenzuela, P., Ibarra, M., Gernjak, W., 2011. Experimental analysis of an air gap membrane distillation solar desalination pilot system. *Journal of Membrane Science* 379 (1-2), 386–396.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2011.06.009
- Guo, X., Albalawi, F., Laleg-Kirati, T.-M., 2020. Observer-based economic model predictive control for direct contact membrane distillation. *Chemical Engineering Research and Design* 156, 86–99.  
DOI: 10.1016/j.chemd.2020.01.027
- Gustafson, R. D., Murphy, J. R., Achilli, A., 2016. A stepwise model of direct contact membrane distillation for application to large-scale systems: Experimental results and model predictions. *Desalination* 378, 14–27.  
DOI: 10.1016/j.desal.2015.09.022
- Hayer, H., Bakhtiari, O., Mohammadi, T., 2015. Simulation of momentum, heat and mass transfer in direct contact membrane distillation: A computational fluid dynamics approach. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry* 21, 1379–1382.  
DOI: 10.1016/j.jiec.2014.06.009
- He, Q., Li, P., Geng, H., Zhang, C., Wang, J., Chang, H., 2014. Modeling and optimization of air gap membrane distillation system for desalination. *Desalination* 354, 68–75.  
DOI: 10.1016/j.desal.2014.09.022
- Hill, W. J., Hunter, W. G., 1966. A review of response surface methodology: A literature survey. *Technometrics* 8 (4), 571–590.
- Hitsov, I., Eykens, L., De Schepper, W., De Sitter, K., Dotremont, C., Nopens, I., 2017. Full-scale direct contact membrane distillation (DCMD) model including membrane compaction effects. *Journal of Membrane Science* 524, 245–256.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2016.11.044
- Hitsov, I., Maere, T., De Sitter, K., Dotremont, C., Nopens, I., 2015. Modelling approaches in membrane distillation: A critical review. *Separation and Purification Technology* 142, 48–64.

- DOI: 10.1016/j.seppur.2014.12.026
- Jones, E., Qadir, M., van Vliet, M. T., Smakhtin, V., Kang, S.-m., 2018. The state of desalination and brine production: A global outlook. *Science of the Total Environment* 657, 1343–1356.  
DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.12.076
- Karam, A. M., Alsaadi, A. S., Ghaffour, N., Laleg-Kirati, T. M., 2017. Analysis of direct contact membrane distillation based on a lumped-parameter dynamic predictive model. *Desalination* 402, 50–61.  
DOI: 10.1016/j.desal.2016.09.002
- Karam, A. M., Laleg-Kirati, T. M., 2015. Real time optimization of solar powered direct contact membrane distillation based on multivariable extremum seeking. In: 2015 IEEE Conference on Control Applications (CCA). IEEE, pp. 1618–1623.  
DOI: 10.1109/CCA.2015.7320841
- Karam, A. M., Laleg-Kirati, T. M., 2016. Electrical equivalent thermal network for direct contact membrane distillation modeling and analysis. *Journal of Process Control* 47, 87–97.  
DOI: 10.1016/j.jprocont.2016.08.001
- Karanikola, V., Corral, A. F., Jiang, H., Sáez, A. E., Ela, W. P., Arnold, R. G., 2015. Sweeping gas membrane distillation: numerical simulation of mass and heat transfer in a hollow fiber membrane module. *Journal of Membrane Science* 483, 15–24.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2015.02.010
- Khalifa, A. E., Lawal, D. U., 2016. Application of response surface and Taguchi optimization techniques to air gap membrane distillation for water desalination: A comparative study. *Desalination and Water Treatment* 57 (59), 28513–28530.  
DOI: 10.1080/19443994.2016.1189850
- Khayet, M., Cojocar, C., 2012a. Air gap membrane distillation: Desalination, modeling and optimization. *Desalination* 287, 138–145.  
DOI: 10.1016/j.desal.2011.09.017
- Khayet, M., Cojocar, C., 2012b. Artificial neural network modeling and optimization of desalination by air gap membrane distillation. *Separation and Purification Technology* 86, 171–182.  
DOI: 10.1016/j.seppur.2011.11.001
- Khayet, M., Cojocar, C., 2013. Artificial neural network model for desalination by sweeping gas membrane distillation. *Desalination* 308, 102–110.  
DOI: 10.1016/j.desal.2012.06.023
- Khayet, M., Cojocar, C., García-Payo, C., 2007. Application of response surface methodology and experimental design in direct contact membrane distillation. *Industrial & Engineering Chemistry Research* 46 (17), 5673–5685.  
DOI: 10.1021/ie070446p
- Khayet, M., Matsuura, T., 2011. *Membrane distillation: Principles and applications*. Elsevier.
- Kim, Y., Thu, K., Choi, S.-H., 2015. Solar-assisted multi-stage vacuum membrane distillation system with heat recovery unit. *Desalination* 367, 161–171.  
DOI: 10.1016/j.desal.2015.04.003
- Koschikowski, J., Wiegand, M., Rommel, M., Ortin, V. S., Suarez, B. P., Rodríguez, J. R. B., 2009. Experimental investigations on solar driven stand-alone membrane distillation systems for remote areas. *Desalination* 248 (1–3), 125–131.  
DOI: 10.1016/j.desal.2008.05.047
- Luo, A., Lior, N., 2016. Critical review of membrane distillation performance criteria. *Desalination and Water Treatment* 57 (43), 20093–20140.  
DOI: 10.1080/19443994.2016.1152637
- Mercader, P., Cánovas, C., Baños, A., 2019. Control PID multivariable de una caldera de vapor. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 16 (1), 15–25.  
DOI: 10.4995/riai.2018.9034
- Miladi, R., Frikha, N., Kheiri, A., Gabsi, S., 2019. Energetic performance analysis of seawater desalination with a solar membrane distillation. *Energy Conversion and Management* 185, 143–154.  
DOI: 10.1016/j.enconman.2019.02.011
- Mohammadi, T., Kazemi, P., Peydayesh, M., 2015. Optimization of vacuum membrane distillation parameters for water desalination using Box–Behnken design. *Desalination and Water Treatment* 56 (9), 2306–2315.  
DOI: 10.1080/19443994.2014.961173
- Perfilov, V., Fila, V., Marcano, J. S., 2018. A general predictive model for sweeping gas membrane distillation. *Desalination* 443, 285–306.  
DOI: 10.1016/j.desal.2018.06.007
- Porrizzo, R., Cipollina, A., Galluzzo, M., Micale, G., 2013. A neural network-based optimizing control system for a seawater-desalination solar-powered membrane distillation unit. *Computers & Chemical Engineering* 54, 79–96.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2013.03.015
- Rodríguez-Blanco, T., Sarabia, D., de Prada, C., 2018. Optimización en tiempo real utilizando la metodología de adaptación de modificadores. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 15 (2), 133–144.  
DOI: 10.4995/riai.2017.8846
- Rubio, F. R., Navas, S. J., Ollero, P., Lemos, J. M., Ortega, M. G., 2018. Control óptimo aplicado a campos de colectores solares distribuidos. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial* 15 (3), 327–338.  
DOI: 10.4995/riai.2018.8944
- Ruiz-Aguirre, A., Alarcón-Padilla, D.-C., Zaragoza, G., 2015. Productivity analysis of two spiral-wound membrane distillation prototypes coupled with solar energy. *Desalination and Water Treatment* 55 (10), 2777–2785.  
DOI: 10.1080/19443994.2014.946711
- Ruiz-Aguirre, A., Andrés-Mañas, J., Fernández-Sevilla, J., Zaragoza, G., 2017. Modeling and optimization of a commercial permeate gap spiral wound membrane distillation module for seawater desalination. *Desalination* 419, 160–168.  
DOI: 10.1016/j.desal.2017.06.019
- Ruiz-Aguirre, A., Andrés-Mañas, J., Fernández-Sevilla, J., Zaragoza, G., 2018. Experimental characterization and optimization of multi-channel spiral wound air gap membrane distillation modules for seawater desalination. *Separation and Purification Technology* 205, 212–222.  
DOI: 10.1016/j.seppur.2018.05.044
- Ruiz-Aguirre, A., Andrés-Mañas, J. A., Zaragoza, G., 2019. Evaluation of permeate quality in pilot scale membrane distillation systems. *Membranes* 9 (6), 69.  
DOI: 10.3390/membranes9060069
- Schewe, J., Heinke, J., Gerten, D., Haddeland, I., Arnell, N. W., Clark, D. B., Dankers, R., Eisner, S., Fekete, B. M., Colón-González, F. J., et al., 2014. Multimodel assessment of water scarcity under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111 (9), 3245–3250.  
DOI: 10.1073/pnas.1222460110
- Shirazian, S., Alibabaei, M., 2017. Using neural networks coupled with particle swarm optimization technique for mathematical modeling of air gap membrane distillation (AGMD) systems for desalination process. *Neural Computing and Applications* 28 (8), 2099–2104.  
DOI: 10.1007/s00521-016-2184-0
- Tang, N., Zhang, H., Wang, W., 2011. Computational fluid dynamics numerical simulation of vacuum membrane distillation for aqueous NaCl solution. *Desalination* 274 (1–3), 120–129.  
DOI: 10.1016/j.desal.2011.01.078
- Tavakolmoghadam, M., Safavi, M., 2012. An optimized neural network model of desalination by vacuum membrane distillation using genetic algorithm. *Procedia Engineering* 42, 106–112.  
DOI: 10.1016/j.proeng.2012.07.400
- Thomas, N., Mavukkandy, M. O., Loutatidou, S., Arafat, H. A., 2017. Membrane distillation research & implementation: Lessons from the past five decades. *Separation and Purification Technology* 189, 108–127.  
DOI: 10.1016/j.seppur.2017.07.069
- Wang, P., Chung, T.-S., 2015. Recent advances in membrane distillation processes: Membrane development, configuration design and application exploring. *Journal of Membrane Science* 474, 39–56.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2014.09.016
- WHO, 2011. Guidelines for drinking-water quality. *World Health Organization, Chronicle* 38 (4), 104–8.
- Winter, D., 2015. *Membrane distillation: A thermodynamic, technological and economic analysis*. Shaker Verlag.
- Yang, C., Peng, X., Zhao, Y., Wang, X., Fu, J., Liu, K., Li, Y., Li, P., 2020. Prediction model to analyze the performance of VMD desalination process. *Computers & Chemical Engineering* 132, 106619.  
DOI: 10.1016/j.compchemeng.2019.106619
- Yu, H., Yang, X., Wang, R., Fane, A. G., 2011. Numerical simulation of heat and mass transfer in direct membrane distillation in a hollow fiber module with laminar flow. *Journal of Membrane Science* 384 (1–2), 107–116.  
DOI: 10.1016/j.memsci.2011.09.011
- Zaragoza, G., Ruiz-Aguirre, A., Guillén-Burrieza, E., 2014. Efficiency in the use of solar thermal energy of small membrane desalination systems for decentralized water production. *Applied Energy* 130, 491–499.  
DOI: 10.1016/j.apenergy.2014.02.024
- Zhang, L., Xiang, J., Cheng, P. G., Tang, N., Han, H., Yuan, L., Zhang, H., Wang, S., Wang, X., 2015. Three-dimensional numerical simulation of aqueous NaCl solution in vacuum membrane distillation process. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification* 87, 9–15.  
DOI: 10.1016/j.cep.2014.11.002