

Control Avanzado en Procesos Industriales de  
Microfiltración y Ultrafiltración tangencial

Máster de Automática e Informática Industrial



UNIVERSIDAD  
POLITECNICA  
DE VALENCIA

Jorge Francisco Romero González  
(e-mail: [jorrogon@upv.es](mailto:jorrogon@upv.es))

Profesor Responsable: José Luís Díez Ruano

Julio 2010

# Índice general

Contenido . . . . .	1
Lista de Figuras . . . . .	2
Lista de Tablas . . . . .	4
<b>1. Introducción</b>	<b>6</b>
1.1. Introducción y motivación . . . . .	6
1.2. Microfiltración y Ultrafiltración . . . . .	8
1.2.1. Antecedentes . . . . .	8
1.2.2. Las Membranas . . . . .	8
1.2.3. Ventajas e inconvenientes . . . . .	12
1.2.4. Procesos de Filtración Tangencial . . . . .	13
1.2.5. Ultrafiltración . . . . .	13
1.3. Aplicaciones . . . . .	20
1.3.1. Industria Alimenticia . . . . .	23
1.3.2. Industria Química . . . . .	28
1.3.3. Industria de fabricación de pasta y papel . . . . .	29
1.3.4. Industria farmacéutica . . . . .	29
1.3.5. Industria textil y de curtidos . . . . .	30
<b>2. Estado del Arte Modelo MF y UF</b>	<b>31</b>
2.1. Modelos . . . . .	31
2.2. Modelos matemáticos de ultrafiltración y microfiltración . . . . .	31
2.2.1. Modelo de resistencias en serie . . . . .	31
2.2.2. Polarización de la concentración . . . . .	32
2.2.3. Teoría de la ultrafiltración en el caso dinámico . . . . .	33
2.2.4. Difusión inducido por cizalla . . . . .	34
2.2.5. Dinámico de Song para la ultrafiltración tangencial . . . . .	35
2.2.6. Dinámico de Bhattacharjee y Bhattacharya . . . . .	36
2.2.7. Dinámico bloqueo de poros y la formación de capa gel . . . . .	37
2.2.8. Ecuaciones auxiliares . . . . .	38
2.2.9. Modelos de Hermia . . . . .	41
2.2.10. Adaptación de Hermia para flujo tangencial . . . . .	41

2.3. Modelos basados en Redes de Neuronas Artificiales . . . . .	46
2.4. Redes de Neuronas . . . . .	52
2.4.1. Fundamento de las Redes Neuronales . . . . .	52
<b>3. Planta Piloto</b>	<b>62</b>
3.1. Situación Anterior . . . . .	62
3.2. Situación Actual . . . . .	62
<b>4. Modelado Planta Piloto</b>	<b>71</b>
4.1. Modelado Matemático . . . . .	71
4.2. Modelado con Redes de Neuronas . . . . .	78
<b>5. Control de MF y UF</b>	<b>81</b>
5.1. Control . . . . .	81
5.2. Control Experto . . . . .	82
5.2.1. Lógica Difusa . . . . .	84
<b>6. Control planta piloto</b>	<b>91</b>
6.0.2. Control Experto Lógica Difusa . . . . .	96
6.0.3. Control Experto Basado en Reglas . . . . .	98
<b>7. Trabajo Futuro, Conclusiones y Agradecimientos</b>	<b>107</b>
7.1. Trabajo Futuro . . . . .	107
7.2. Conclusiones . . . . .	108
7.3. Agradecimientos . . . . .	109

# Índice de figuras

1.1. Proceso de separación por membranas . . . . .	9
1.2. Niveles de separación por presión. . . . .	10
1.3. Fenómenos de separación . . . . .	11
1.4. Filtración Tangencial y Perpendicular . . . . .	13
1.5. Curva característica flujo-presión . . . . .	16
1.6. Polarización por concentración . . . . .	18
1.7. Etapas de descenso densidad de flujo . . . . .	18
2.1. Descripción de una célula nerviosa típica. . . . .	54
2.2. Esquema de una unidad de proceso típica. . . . .	56
2.3. Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas. . . . .	57
3.1. Planta piloto inicial. . . . .	63
3.2. Sensor de Bajo caudal . . . . .	64
3.3. Intercambiador de calor. . . . .	64
3.4. Circuito impreso para el control. . . . .	65
3.5. Interfase de control y supervisión. . . . .	66
3.6. Interfase de control del circuito de limpieza. . . . .	67
3.7. Bomba peristáltica Masterflex. . . . .	68
3.8. Membrana cerámica Carbosep M14. . . . .	68
3.9. Fotografía planta piloto de MF y UF . . . . .	69
3.10. Esquema planta piloto MF y UF . . . . .	70
4.1. Planta piloto MF y UF . . . . .	73
4.2. Res. Experimentales y estimación del modelo . . . . .	74
4.3. Resistencias . . . . .	76
4.4. Identificación experimentos largos con control . . . . .	77
4.5. Esquema de la planta piloto para los ramales. . . . .	78
4.6. Flujo permeado, red neuronal, Exp. cortos . . . . .	79
4.7. Flujo permeado, red neuronal, Exp. largos . . . . .	79
5.1. Funciones de pertenencia gaussiano y triangular. . . . .	88

5.2.	Sistema difuso con fusificador y defusificador. . . . .	88
5.3.	Esquema de control lógico difuso. . . . .	89
6.1.	Esquema de control simple. . . . .	92
6.2.	Esquema de la planta piloto para los ramales. . . . .	93
6.3.	Seguimiento de la referencia del Caudal para el control I. . . . .	95
6.4.	Esquema de control difuso para la planta piloto. . . . .	96
6.5.	Estructura control difuso . . . . .	97
6.6.	Funciones de pertenencia. . . . .	101
6.7.	Superficies de las funciones de pertenencia del control difuso. . . . .	102
6.8.	Seguimiento caudal, control difuso . . . . .	102
6.9.	Esquema de control experto basado en reglas. . . . .	103
6.10.	Control difuso y basado en reglas . . . . .	103
6.11.	Seguimiento de referencias. . . . .	104
6.12.	Acciones de Control. . . . .	105
6.13.	Seguimiento de escalones. . . . .	106

# Índice de cuadros

1.1. Clasificación de procesos de membrana por fuerza impulsora. . .	9
1.2. Clasificación de los procesos de membrana . . . . .	10
6.1. Rango de trabajo para presión y el caudal. . . . .	92
6.2. Valores Lingüísticos para $e_P$ y $e_Q$ . . . . .	97
6.3. Valores lingüísticos bomba y de la electroválvula. . . . .	97
6.4. Reglas expertas para el controlador difuso. . . . .	98
6.5. Reglas expertas. . . . .	99

# 1

## Introducción

### 1.1. Introducción y motivación

La microfiltración y ultrafiltración tangencial es un mecanismo de concentración, purificación y separación de partículas finas, microorganismos y gotas de emulsión, a través de membranas semipermeables. En otras palabras es la separación de sustancias en una solución por medio de su filtración, donde la separación se realiza a partir de la presión que ejerce la solución sobre el filtro tangencial.

Este tipo de filtración tangencial ha adquirido gran aceptación de las industrias, ya que tienen un menor coste derivado del bajo consumo de reactivos y de un menor consumo energético, menor degradación de los productos, al realizarse la separación a temperaturas semejantes a las ambientales y menor ensuciamiento de los filtros, por ser un proceso tangencial; por lo que no necesitan de un mantenimiento riguroso y no necesitan ser reemplazados constantemente por el ensuciamiento excesivo.

Una de las industrias con mayor utilización de este proceso, es la industria Alimenticia, debido a las exigencias en la seguridad y calidad de los productos, la competitividad y la búsqueda de procesos verdes para el mejoramiento del medio ambiente. Este es un proceso con muchas aplicaciones industriales, y faltan algunas más por explotar debido a la poca investigación en el campo de su control.

Se pretende abordar la mejora del estado actual de las operaciones industriales que hacen uso de este proceso, para esto debemos de mejorar y automatizar la planta piloto con la que se cuenta, incluyendo mejoras en la instrumentación y sensorización, además de incluir un sistema de limpieza. Así mismo se pretende desarrollar un modelo matemático que represente

de una forma adecuada la realidad del proceso de microfiltración y ultrafiltración, dado que actualmente es un problema no completamente resuelto y se necesitará para el control del proceso.

En cuanto al control, pretendemos desarrollar un control que optimice el proceso, que sea capaz de ajustar las condiciones adecuadas de presión, velocidad tangencial, temperatura de trabajo y otras variables.

Al final se pretende conectar la planta piloto, como un sub proceso, a un bio-reactor para mejorar los bio-procesos industriales con concentración mediante membranas.



## 1.2. Microfiltración y Ultrafiltración

### 1.2.1. Antecedentes

Las primeras referencias sobre la investigación en el campo de las membranas datan de mediados del siglo *XVIII*. En dichos trabajos se observaron y estudiaron fenómenos osmóticos. Sin embargo, hubo que esperar hasta el siglo *XX* para que se comercializaran las primeras membranas. Pero sin duda, el detonante más importante en tecnología de membranas se produjo hace tan sólo tres décadas con el desarrollo de las membranas asimétricas, consistentes en una fina capa selectiva depositada sobre un soporte poroso. Estas membranas permitían obtener mayores densidades de flujo de permeado con el mismo espesor que una membrana simétrica.

Durante estos últimos treinta años la tecnología de membranas ha atraído numerosos esfuerzos de investigación. Los trabajos más recientes se han centrado en el desarrollo de nuevos materiales para la fabricación de membranas, en la modelización de los diversos procesos de separación por membranas y en la determinación de la influencia de numerosas variables en dichos procesos.

### 1.2.2. Las Membranas

Una membrana se concibe como una fase semipermeable que restringe el paso de determinadas especies o sustancias. Esto es, esencialmente, una barrera selectiva interpuesta entre la corriente alimentada y la corriente producto de esta interposición. De este modo es posible enriquecer o empobrecer una corriente en uno o varios compuestos. La densidad de flujo de estas sustancias a través de la membrana se debe a la acción de diferentes fuerzas impulsoras, siendo las más importantes los gradientes de presión, concentración o potencial eléctrico a ambos lados de la membrana.

La American Water Works Association (AWWA) Research Foundation, define un proceso de membrana como una operación unitaria de separación donde el elemento separador es una membrana semipermeable, y donde el proceso de separación tiene lugar debido a la existencia de una fuerza impulsora. Los procesos de membrana se pueden clasificar, atendiendo a la fuerza impulsora, tal y como se muestra en la Tabla 1.1.

En general, los flujos participantes en el proceso de separación, ya sean de entrada o salida, pueden ser tanto líquidos como gases, o combinación de éstos, siendo la membrana capaz de transportar de forma preferencial, a través de ella, uno o más componentes de la corriente alimentada, generando el *permea-*

Proceso	Fuerza Impulsora
Ósmosis inversa (OI)	Diferencia de presión
Nanofiltración (NF)	idem.
Ultrafiltración (UF)	idem.
Microfiltración (MF)	idem.
Diálisis (D)	Diferencia de concentración
Electrodiálisis (ED)	Diferencia de potencial eléctrico
Permeado de gases (PG)	Diferencia de presión
Pervaporación (PV)	Diferencia de presión parcial

Cuadro 1.1: Clasificación de procesos de membrana por fuerza impulsora.

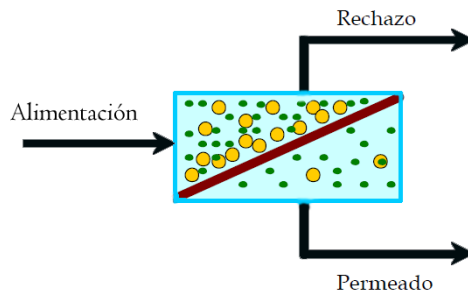


Figura 1.1: Esquema de un proceso de separación por membranas.

do de la operación. Esta selectividad mostrada es consecuencia de diferencias , o similitudes, en las propiedades físicas y/o químicas entre la membrana y las especies a separar.

Aquellos componentes que quedan sin posibilidades de atravesar esta barrera generan la corriente llamada *concentrado*. De esta manera, tanto la corriente de permeado como la de concentrado estarán enriquecidas en uno o más especies; permitiendo, entonces, definir a la membrana como “una región de discontinuidad interpuesta entre dos fases”. Tomando en cuenta este razonamiento, una membrana puede ser gaseosa, líquida, sólida o combinación de éstas. En la Figura 1.1 se muestra el esquema básico un proceso de membrana.

Hasta la fecha, el grupo de procesos de membrana más estudiados son aquellos en los que la fuerza impulsora es el gradiente de presión, y en el se incluyen la microfiltración (MF), la ultrafiltración (UF), la nanofiltración (NF) y la ósmosis inversa (OI).

Proceso	Presión (Bar)	Flujo ( $L/m^2h$ )
Ósmosis inversa	0.1 - 5	100 - 1000
Nanofiltración	1 - 10	10 - 200
Ultrafiltración	5 - 20	10 - 100
Microfiltración	10 - 100	5 - 100

Cuadro 1.2: Clasificación de los procesos de membrana, Presión y Flujo.

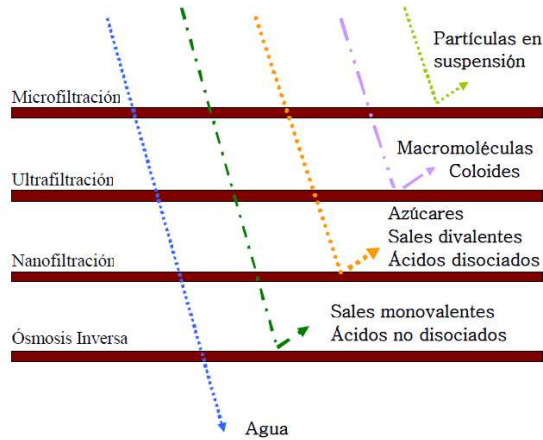


Figura 1.2: Niveles de separación en los procesos de membrana por presión.

Los procesos de membrana cuya fuerza impulsora es el gradiente de presión se pueden clasificar atendiendo al tipo de sustancias que son rechazadas por la membrana. Esta clasificación se puede observar en la Figura 1.2 [11].

En la Tabla 1.2.2 se muestran los rangos de operación de los procesos de membrana por gradiente de presión. Se observa que mientras la microfiltración ofrece altos flujos de permeado a bajas presiones (0.1 a 5 bar), la ósmosis inversa requiere presiones entre 10 y 100 bar para dar flujos de permeado del orden de  $100 L/m^2h$ . En filtración con membranas, el término flujo (“flux” en inglés) se refiere al flujo volumétrico de permeado por unidad de superficie de membrana.

Las diferentes geometrías de las membranas (planas, tubulares, de arrollamiento en espiral, de fibras huecas, etc.) así como la naturaleza de las mismas (orgánica e inorgánica) y sus principales aplicaciones se encuentran detalladas en libros especializados[11].

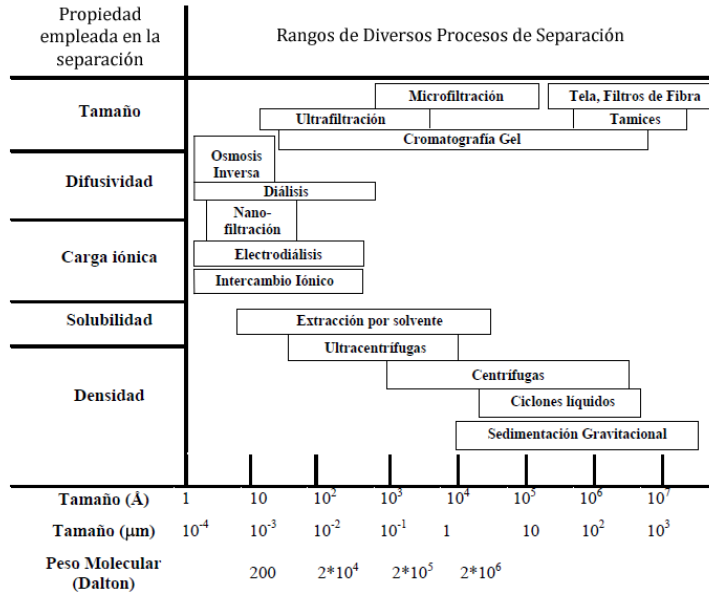


Figura 1.3: Comparación del rango de aplicación de los fenómenos de separación a través de membranas, con el de los convencionales.

Los procesos de ultrafiltración (UF) y microfiltración (MF) presentan un mecanismo de selectividad ligado al tamaño molecular de las especies en solución. Las membranas empleadas son de tipo poroso, y se confeccionan a partir de polímeros predominantemente hidrofílicos, tales como polisulfona. Sus principales aplicaciones se encuentran en la clarificación de jugos de fruta, recuperación de proteína del suero lácteo y en el fraccionamiento y purificación de polisacáridos. Desde un punto de vista económico, las tecnologías OI, UF y MF cubren más del 60 % del mercado mundial de la tecnología de membranas.

En la Figura 1.3 se muestra en forma comparativa algunos procesos de separación, tanto tradicionales como de membrana; considerando el tamaño de partícula (y peso molecular de ésta) que es capaz de retener y al agente fundamental que provoca el proceso.

### 1.2.3. Ventajas e inconvenientes

Las ventajas de los procesos de separación por membrana frente a otros procesos de separación son las siguientes:

- Posibilidad de operar bajo condiciones suaves. Por ejemplo, mediante los procesos de membrana es posible separar compuestos sin necesidad de trabajar a altas temperaturas.
- Posibilidad de llevar a cabo el proceso de separación en continuo.
- Adaptabilidad a la capacidad de producción, ya que se trata de equipos modulares.
- Se pueden utilizar en aplicaciones muy diversas, gracias a que las propiedades de las membranas son variables.
- No se necesita incorporar ningún producto químico ajeno a la disolución o suspensión a tratar.
- Los equipos suelen ser relativamente pequeños.
- Bajo consumo energético. Normalmente el gasto energético principal es el bombeo de sustancias.
- Facilidad de instalación, desinstalación y operación.
- Cambio de escala sencillo debido a la utilización de configuraciones modulares.
- Posibilidad de ser combinados con otros procesos de tratamiento.

Pese a las numerosas ventajas de los procesos de membrana, también podemos encontrar inconvenientes como los siguientes:

- Problemas de ensuciamiento y degradación de las membranas, lo que afecta a sus propiedades físicas, químicas y mecánicas, haciendo que la membrana pierda eficacia a lo largo de la operación y reduciendo considerablemente su vida útil.
- Gestión de las corrientes concentradas, cuando no son el objeto de la separación, así como las de limpieza en determinadas situaciones.
- Elevado coste de las membranas inorgánicas.

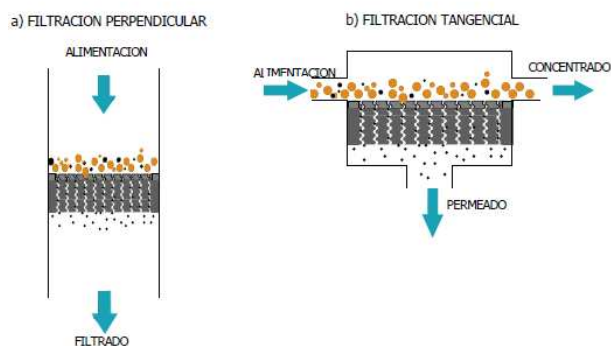


Figura 1.4: Esquema comparativo entre filtración Tangencial y filtración Perpendicular. Mediante la modalidad de filtración con flujo tangencial (*cross-flow*), las partículas que se acumulan logran ser removidas, alcanzando, eventualmente, un estado estacionario de distribución de solutos en la interfase.

#### 1.2.4. Procesos de Filtración Tangencial

Los procesos de separación con membranas, en particular osmosis inversa y ultrafiltración, se transformaron en opciones viables a escala industrial cuando fueron desarrollados como procesos de filtración “tangencial”, o “*cross-flow filtration*”. Mediante este tipo de filtración, la alimentación líquida fluye paralelamente a la superficie de la membrana, lo que provoca que la misma alimentación barre continuamente la superficie del medio filtrante.

Esta modalidad disminuye drásticamente el depósito e incrustación de solutos en la membrana. Como resultado, se produce un efectivo control del fenómeno de polarización por concentración, aumentando la eficiencia de la separación. Esta técnica es más eficiente que el proceso tradicional de filtración, o “filtración perpendicular”, lo que permite procesar volúmenes mayores de alimentación en forma continua o batch. En la Figura 1.4 se muestran ambos tipos de filtración.

#### 1.2.5. Ultrafiltración

La ultrafiltración (UF) es un método para separar macromoléculas y sustancias coloidales, donde una membrana actúa como barrera selectiva, logrando separar partículas que se encuentran en el rango entre 5 y 100 *nm*,

equivalente a pesos moleculares entre 0,5 y 500 *Kdalton*, aproximadamente.

El solvente y los solutos de bajo peso molecular (tales como azúcares, sales, aminoácidos, etc.) pasaran a través de la membrana, quedando retenidas las grandes moléculas. Por esto, la principal aplicación de la UF es la concentración, fraccionamiento y purificación de macrosolutos en solución acuosa, tales como proteínas y carbohidratos.

En ultrafiltración el tamaño de poros se expresa en términos del peso molecular de las sustancias que pueden ser retenidas por la membrana, teniendo como referencia proteínas de tipo globular. Para la UF, el gradiente de concentración causado por la acumulación de sustancias de alto peso molecular, en el líquido adyacente a la membrana, determina un efecto osmótico despreciable. En ausencia de fenómenos de incrustación superficial el flujo de permeado,  $J_P$ , se rige por la ley de Darcy, por ende es directamente proporcional a la diferencia de presión aplicada e inversamente proporcional a la viscosidad de la fase líquida.

Los polímeros más empleados en la confección de membranas de ultrafiltración son la polisulfona y la polietersulfona. Estos polímeros presentan una notable estabilidad térmica, resistencia a condiciones extremas de pH (entre 1 y 13), buena resistencia a agentes oxidantes y capacidad de ser configurada en diferentes geometrías.

El transporte de materia en membranas de ultrafiltración corresponde a flujo viscoso a través de un medio poroso. La viscosidad,  $\mu$ , de la fase líquida afecta directamente en la productividad de la membrana UF. Hay que remarcar que este comportamiento es similar en el proceso de Microfiltración (MF). Es importante destacar que tales procesos operan como filtración tangencial.

El flujo a través de una membrana UF puede modelarse mediante la ley de Hagen-Poiseuille modificada, para el flujo de permeado,  $J_P$ :

$$J_P = \frac{P_{TM}\epsilon^3}{2\mu(1-\epsilon)^2 S_{(V)^2} \tau \delta} \quad (1.1)$$

donde:

$P_{TM}$	:	diferencia de presión transmembranal
$\mu$	:	viscosidad del permeado
$\epsilon$	:	porosidad de la membrana
$S_{(V)}$	:	superficie específica
$\tau$	:	tortuosidad
$\delta$	:	espesor de la membrana

Algunas suposiciones que han sido tomadas para la aplicación de la ecuación anterior son:

- El flujo a través de los poros es laminar, suposición válida considerando el pequeño tamaño de éstos y su distribución en la membrana.
- Fluido Newtoniano, es decir, la densidad del fluido constante, por tanto incompresible.
- Flujo independiente del tiempo (operación en estado estacionario).
- Ausencia de perfiles en el área cercana a la membrana.

Los diferentes parámetros característicos de membrana de la ecuación anterior pueden resumirse en una constante de permeabilidad hidráulica de la membrana,  $\kappa$ , obteniéndose la conocida ley de Darcy (Ecuación 1.2) para flujo unidimensional.

$$J_P = \frac{\kappa}{\mu} P_{TM} = \frac{P_{TM}}{R_M} \quad (1.2)$$

donde  $R_M$  es la resistencia del medio filtrante (membrana). Esta ecuación es aplicable para flujo de solvente, en ausencia de otros fenómenos tales como polarización por concentración, incrustaciones de solutos, etc.

La diferencia de presión transmembrana no es constante a lo largo del módulo de ultrafiltración, puesto que la presión por el lado de la alimentación disminuirá a causa de las pérdidas de carga a lo largo del ducto. Para efectos prácticos, se define una magnitud representativa de la diferencia de presión transmembrana, Ecuación 1.3.

$$P_{TM} = \frac{P_0 + P_1}{2} - P_p \quad (1.3)$$

donde:

$P_{TM}$	:	diferencia de presión transmembrana
$P_0$	:	presión de ingreso de la alimentación
$P_1$	:	presión de salida del concentrado
$P_p$	:	presión de salida del permeado



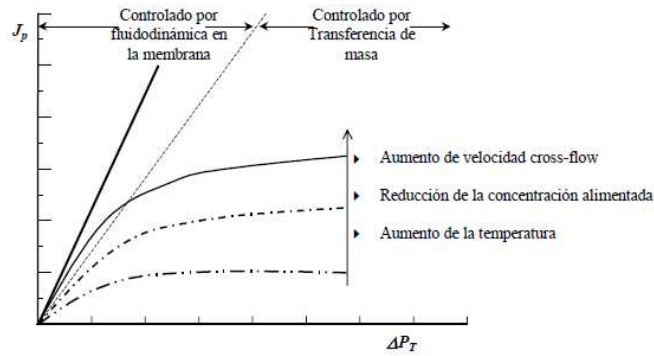


Figura 1.5: Forma general de las gráficas flujo de volumen frente a gradiente de presión. Al aumentar la velocidad de circulación y la temperatura o disminuir la concentración se llega a un mayor flujo de volumen.

### Ensuciamiento de membranas de Ultrafiltración

Uno de los mayores obstáculos que dificulta la aplicación de los procesos de ultrafiltración es el fenómeno de descenso de la densidad de flujo de permeado con el tiempo. Este fenómeno se denomina comúnmente ensuciamiento, como traducción directa del término “*fouling*”, haciendo referencia a una serie de mecanismos que representan una resistencia adicional al paso de líquido a través de la membrana.

El ensuciamiento, al disminuir la velocidad de producción de permeado, incrementa la complejidad de las operaciones con membranas, dado que el sistema ha de ser detenido frecuentemente para someterlo a operaciones de limpieza que reestablezcan la densidad de flujo de permeado. El elevado coste de estas operaciones hace que la ultrafiltración sea, algunas veces, menos viable económicamente para muchos de los problemas de separación.

Es claro que la presión sólo puede aumentarse hasta un cierto valor debido a consideraciones de resistencia mecánica del equipo y también por consideraciones de transporte de materia en el líquido debido a que un mayor flujo de permeado aumenta la compactación de materiales depositados en la membrana, induciendo su gelificación. Figura 1.5.

El ensuciamiento de las membranas de ultrafiltración se debe a varios mecanismos que pueden actuar juntos o por separado en las distintas etapas del proceso de ultrafiltración. Estos mecanismos son:

- *Taponamiento de los poros de la membrana*, tanto a nivel superficial co-

mo en el interior de los mismos, debido a que el tamaño de las moléculas de soluto es similar al de los poros de la membrana.

- *Formación de capa gel*, debida al establecimiento de una red tridimensional entre las macromoléculas de soluto y el disolvente. La concentración en la capa gel es constante para unas determinadas condiciones experimentales (ver la Figura 1.6); pero varía con la velocidad tangencial y la concentración de la alimentación para un mismo soluto
- *Adsorción de moléculas sobre la superficie de membrana*, debido a afinidades químicas entre la membrana y el soluto. La adsorción puede producirse también en el interior de los poros, reduciendo así el diámetro efectivo de los mismos.
- *Formación de depósitos* sobre la superficie de la membrana o en el interior de la misma por precipitación de las moléculas de soluto o sedimentación de materia en suspensión.

De todos estos mecanismos, los dos primeros, taponamiento de los poros de la membrana y formación de capa gel, son los mecanismos esenciales que explican el ensuciamiento de las membranas de ultrafiltración. Los dos restantes pueden afectar a uno o ambos de los mecanismos esenciales.

Otro fenómeno que también contribuye al descenso de la densidad de flujo de permeado con el tiempo es la polarización por concentración (ver representación esquemática en la Figura 1.6). Dicho fenómeno consiste en el incremento de la concentración del soluto que no es capaz de atravesar la membrana en las cercanías de la superficie de la misma. Este incremento de la concentración de soluto se debe al transporte convectivo del mismo causado por la presión transmembranal.

La polarización por concentración no se considera como un mecanismo de ensuciamiento, ya que es un fenómeno intrínseco al proceso de concentración y no afecta a las propiedades de la membrana. El ensuciamiento requiere limpieza para su eliminación, mientras que la polarización por concentración desaparece al parar el proceso.

La Figura 1.7 se muestra una curva típica de la evolución de la densidad de flujo de permeado con el tiempo para un proceso de ultrafiltración. La zona I se corresponde con un rápido descenso inicial de la densidad de flujo de permeado. La zona II representa un descenso gradual que se prolonga durante un tiempo significativamente más largo que la zona I. Finalmente, la zona III corresponde a la densidad de flujo de permeado estacionaria.

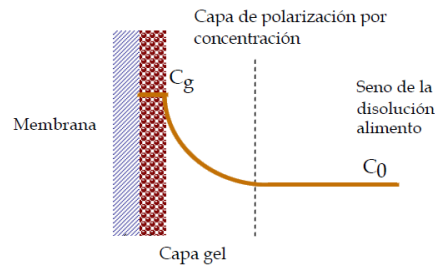


Figura 1.6: Representación de los procesos de polarización por concentración y formación de capa gel.

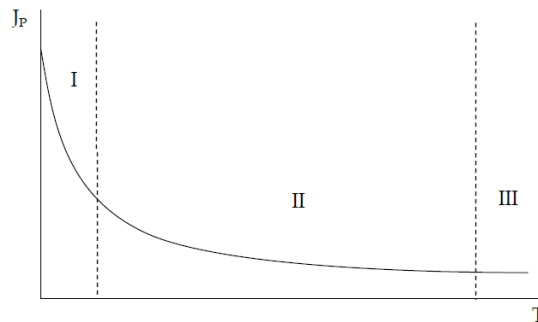


Figura 1.7: Representación esquemática de las tres etapas de descenso de la densidad de flujo de permeado con el tiempo.

La zona II existe en todos los procesos de ensuciamiento de membranas de ultrafiltración; mientras que las zonas I y III puede que en ocasiones no se observen debido a varias razones. Por ejemplo, si la PTM es lo suficientemente elevada y la concentración del alimento es lo suficientemente baja, la densidad de flujo de permeado estacionaria sólo puede alcanzarse después de un largo periodo de operación

El rápido descenso inicial de la densidad de flujo de permeado se debe al taponamiento repentino de los poros de la membrana. Al principio de la ultrafiltración la densidad de flujo de permeado es máxima porque ningún poro de la membrana está obstruido. La densidad de flujo de permeado comienza a descender cuando los poros de la membrana empiezan a ser taponados por las moléculas de soluto de la alimentación.

Los poros pueden obstruirse parcial o totalmente en función del tamaño de los mismos y del tamaño de las moléculas de soluto. La obstrucción será tanto más completa cuanto más similar sea el tamaño de las moléculas de soluto y el de los poros

El taponamiento de los poros es un proceso mucho más rápido que la formación de capa gel debido a que para lograr el taponamiento máximo alcanzable basta con tener menos de una capa de moléculas de soluto depositada sobre la superficie de la membrana

La formación de la capa gel en la superficie de la membrana sucede con posterioridad a la obstrucción de los poros. Esta capa se va formando conforme aumenta la cantidad de moléculas de soluto de la alimentación que son retenidas. La resistencia que dicha capa ofrece al paso del permeado aumenta al aumentar su espesor.

La densidad de flujo de permeado estacionaria se alcanza cuando el espesor de la capa gel ha alcanzado su espesor máximo. Este espesor máximo viene determinado por los parámetros de operación y aumenta con la PTM aplicada al haber un mayor aporte de moléculas de soluto hacia la superficie de la membrana en este caso

En la ultrafiltración de disoluciones muy diluidas a altas PTM's, la densidad de flujo de permeado estacionaria tarda mucho en alcanzarse, ya que el espesor máximo de la capa gel es elevado y el crecimiento de la misma es lento.

### 1.3. Aplicaciones

La microfiltración es una de las primeras técnicas de filtración utilizada en los laboratorios desde principios del siglo XX, y desarrolladas comercialmente en Alemania en 1929 por Sartorius-werke citesoaimerin. En sus inicios, era usada solamente para la investigación pero, durante la segunda guerra mundial, fue utilizada para análisis bacteriológicos de los alimentos de agua potable.

La microfiltración ha alcanzado un nivel de desarrollo considerado, con el diseño y comercialización de los micrifiltros de membranas, que a partir de los estudios de A.Goetz comienzan a usarse en la década de los años cincuenta. Hasta 1963, los microfiltros eran, predominantemente, de nitrocelulosa, o una mezcla de celulosa. La necesidad de mejorar la resistencia química y la estabilidad calorífica de la membrana, provoco la investigación de nuevos materiales y métodos de fabricación.

La ultrafiltración se usa desde hace tiempo como técnica de concentración y purificación para preparaciones en el laboratorio, pero las membranas que se empleaban no satisfacían adecuadamente las exigencias de solidez mecánica, estabilidad química y alta permeabilidad que se requerían para las aplicaciones industriales a gran escala. Sin embargo, esta situación cambio rápidamente al comienzo de la década de los sesenta, cuando Loeb y Sourirajan desarrollaron la primera membrana asimétrica de osmosis inversa, que siendo mucho más permeable que las homogéneas hasta entonces utilizadas, poseía una buena selectividad. La técnica puesta a punto por ellos, facilito la preparación de tipos de membranas con propiedades muy diversas, que podían satisfacer las exigencias de uso en microfiltración y ultrafiltración.

Los trabajos de investigación sobre el campo de las aplicaciones de la ultrafiltración y de la microfiltración, se realizaron en Europa en los años comprendidos entre las dos guerras, habían puesto en manifiesto que cuando disoluciones salinas diluidas eran obligadas a atravesar membranas de nitrato de celulosa, el permeado poseía una concentración menor que la disolución de partida. Pero tales resultados experimentales, que representan la esencia del proceso de osmosis inversa, solo comenzarían a analizarse en los años cincuenta, con los estudios que realizo C.E.Reid y se completan con los trabajos ya mencionados de Loeb y Sourirajan.

Las Aplicaciones industriales para las que en un principio se utilizo la ultrafiltración, fueron básicamente las de recuperación de productos de interés de ciertos efluentes de desecho, cuyo tratamiento hasta el momento no había re-

sultado económico, como, la recuperación de enzimas de proteínas de suero, o de pintura en el electro recubrimiento. Posteriormente, el número de aplicaciones se ha multiplicado, y además, aunque en la mayoría de las mismas se traten de disoluciones acuosas, también pueden ser utilizadas con disolventes no acuosos, siempre y cuando se disponga de las membranas apropiadas.

Los fines que se persiguen en un proceso de microfiltración son los mismos que corresponde a cualquier otro proceso de filtración, y por lo tanto sus aplicaciones básicas se relacionarían con alguna de las siguientes:

- Extracción y eliminación de partículas, para conseguir la purificación del disolvente.
- Concentración de las partículas que contiene la disolución, como por ejemplo en el cultivo de microorganismos.
- Recogida de las partículas, en cantidades limitadas (muestras), o para su identificación o análisis.

Las aplicaciones industriales suelen relacionarse con las dos primeras, es decir, se presta atención a la purificación del disolvente (permeado), o por el contrario se interesa la fracción de disolución que no atraviesa la membrana (concentrado), mientras que la última de las aplicaciones corresponden más bien a la utilización de esta técnica en un laboratorio de análisis.

Para muchas de las aplicaciones, las membranas de microfiltración han reducido su precio más de un 80 % desde 1990, todo como resultado del incremento de la competencia, mejor diseño y menos costes de fabricación. Los costes de operación de la microfiltración han disminuido por los desarrollos en los materiales y los módulos; como la resistencia al cloro, una mayor área de contacto, alta permeabilidad y un mejor tiempo de vida de las membranas.

Como resultado, muchas aplicaciones han optado por la microfiltración: para el tratamiento de aguas potables, filtración de aguas residuales para su reutilización, como pre-tratamiento de la osmosis inversa. Estabilización microbiana de vino y cerveza, y para la filtración de agua y químicos para la fabricación de semiconductores.

Las aplicaciones más frecuentes corresponden a la purificación del agua para su utilización tanto en laboratorios de análisis químicos, como en microbiología. Así mismo, la obtención de agua ultra pura es una aplicación muy importante de la microfiltración, tanto en la industria farmacéutica como en la fabricación de semiconductores, en las que cualquier impureza puede

ocasionar graves consecuencias en la producción. Además, en la segunda de estas industrias, el agua utilizada debe estar libre de partículas y su resistividad lo más próxima al valor teórico del agua pura, ya que el rendimiento relacionado con la pureza del agua empleada en su fabricación.

Pero quizás sus principales aplicaciones se encuentren en los procesos de esterilización, que son necesarios en la fabricación de medicamentos en la industria farmacéutica y en las industrias de fabricación de bebidas. En este último caso, se recurre a la microfiltración tanto en la preparación de bebidas no alcohólicas (purificación de agua, embotellado estéril, etc.) como en las del vino y cerveza donde además de los usos antes mencionados, también se emplea para la estabilización, clarificación y pasteurización en frío.

La microfiltración está encontrando también un campo importante de aplicaciones, tanto en medicina como en biología, en procesos de separación de macropartículas, bacterias, etc. Por ejemplo, dentro de las aplicaciones médicas [48] se puede conseguir la separación del plasma y de los glóbulos rojos de la sangre (plasma-foresis) mediante un proceso de microfiltración, lo que hace posible que por retorno de los glóbulos rojos al donante, las donaciones puedan ser mucho más frecuentes.

Otras aplicaciones incluyen la recuperación de metales, y en particular de los metales pesados que como catalizadores se utilizan en determinados procesos industriales, donde se disuelven en parte, debiendo ser extraídos de los productos y de la disolución residual. Por procedimientos químicos es posible en algunos casos su precipitación y se procede entonces a la clarificación mediante agentes floculantes; pero en otros no se pueden conseguir las condiciones exigidas, y es preferible su extracción mediante un proceso de microfiltración, cuando resulta suficientemente económico.

En otros casos, la microfiltración presenta además ventajas adicionales al permitir trabajar en circuito cerrado, como cuando se trata con productos tóxicos o líquidos explosivos. Así mismo también se usa para la recuperación de químicos en la industria textil y papelera.

Múltiples aplicaciones se han desarrollado en diversos ámbitos industriales, por lo que se considera conveniente ordenar algunas de ellas, según las diversas actividades industriales, como se presentara a continuación.

### 1.3.1. Industria Alimenticia

En la Industria Alimenticia (IA) los productos terminados deben conseguir un compromiso entre varias propiedades, incluida la sensorial, sanitarias y propiedades tecnológicas [31]. Entre estas, las sensoriales y sanitarias son propiedades esenciales por su influencia ante la preferencia y elección del consumidor. Sin embargo, la gestión de estas propiedades correctamente desde la etapa de fabricación con el objetivo de controlarlas, no es una tarea fácil por varias razones:

- La IA trabaja con muchos parámetros que deben ser tomados en cuenta en paralelo. Una sola propiedad sensorial, como el color o la textura pueden estar vinculados individualmente a varias dimensiones registradas por el cerebro humano.
- La IA trabaja con materia prima no uniforme, que cuando son procesados, deberán conseguir que el producto satisfaga los estándares establecidos.
- Los fenómenos implicados en proceso son altamente no lineales y las variables están acopladas.
- La IA opera con diversos procesos y productos y tiene requerimientos en términos de portabilidad y adaptabilidad a los sistemas desarrollados.

Por esto mismo los procesos de membrana son bien valorados ya que se utiliza en aplicaciones como por ejemplo la industria de las bebidas para la clarificación, lo que satisface una propiedad sensorial visual. Además de ser un sistema compacto, de automatización relativamente fácil, buena flexibilidad, de fácil implementación, etc. con esto se logra satisfacer los estándares de calidad y de procesos existentes a pesar de las variables del producto y/o proceso de producción. Algunas de las principales características por las que la IA opto por utilizar la separación por membrana, además de las ya mencionadas, son:

- En la preparación de productos tradicionales, contribuye la simplificación de flujo de trabajo, reemplazando 2 o más pasos, y la mejora del desempeño del proceso, además de la mejora en la calidad de los productos.
- Participa en la innovación de procesos y/o productos. Esto cada día más por los temas de nutrición, salud, diversidad, calidad, novedad, etc.



- Con respecto al medio ambiente, es un proceso considerado limpio, ya que sustituye materiales contaminantes.

Este es el campo en el que la tecnología de membranas ha encontrado más diversas aplicaciones, y en el que su futuro está más ampliamente garantizado. Importantes progresos se han alcanzado en diversas ramas de esta actividad, que van desde la industria láctea [13, 24, 42], a la industria azucarera, y desde la industria de las bebidas [13], tanto alcohólicas como no alcohólicas, y los extractos, aceites [14] y jugos vegetales [21], a la de carnes y pescados [21], caldos de fermentación [29] y muchos otros.

## **Bebidas**

De acuerdo a Daufin et al. [13] la operación con membranas normalmente deben estar combinadas unas con otras (realizando filtraciones sucesivas con membranas de diferentes tamaños de poros) o con algún otro tipo de separación en el ámbito de los jugos de fruta, verdura y de azúcares.

## **Zumos**

En el campo de los jugos o zumos de frutas [13], la mayor aplicación de las membranas se concentra en la clarificación mediante la MF o la UF. La industria de los jugos de manzana ha aprovechado el potencial de las membranas debido a la exigencia de claridad y una gran producción que justifique la inversión a largo plazo. Para los cítricos (naranjas, limones, toronja, mandarina) y la pulpa de frutas, la filtración por membranas permite separar la pulpa (retenido) y el suero (permeado). Así procesando en líneas independientes la pulpa y el suero (de; la acidificación, la concentración, pasteurización, etc.) antes de su eventual mezcla final.

En la industria de la naranja, la UF aplicada para la clarificación está limitada debido al ensuciamiento. Por otra parte la industria del limón ha incrementado las necesidades de la clarificación de los concentrados para su uso como agente en bebidas dulces y agrídulces, así como en salsas o productos de limpieza domésticos.

Técnicas novedosas combinan los procesos de MF y RO/OI permitiendo la producción de jugos de frutas concentrados en los cuales la calidad organoléptica, después de su dilución, sea muy cercana a una bebida de fruta fresca. Esta tecnología permite al productor obtener concentrados de pulpa clarificados, que con otra tecnología sería difícil de obtener.

Con respecto a los vegetales (pepino, zanahoria, setas, apio, etc.) se clarifican y se realizan concentrados mediante la UF y la OI/RO, incluso se desmineraliza con la NF, lo que estabiliza el concentrado de los productos. Numerosas bebidas están formuladas a partir de la incorporación de azúcares líquidos o jarabe de glucosa. La clarificación de esos ingredientes por MF o UF son una realidad en la industria, ya que con los desarrollos realizados con membranas cerámicas se obtiene un alto flujo filtrado.

## **Cerveza**

La cerveza es una de las bebidas más consumidas en el mundo, y continuará siendo una bebida popular. Por lo que es un mercado potencial y explotable en lo que respecta al uso e introducción de las membranas. La filtración remueve sólidos y partículas de la malta, el lúpulo y la levadura. Durante su producción, la cerveza se somete, alternativamente, a través de tres reacciones químicas y bioquímicas (maceración, cocción, fermentación y maduración) y tres separaciones solido-líquido (separación de mosto, clarificación del mosto y clarificación de cerveza en bruto).

Considerando el proceso de la cerveza, existen 2 áreas donde la MF puede desempeñar un buen rol [13]:

- Reducción de pérdida en el proceso de elaboración de la cerveza. La reducción de pérdidas les concierne a dos aplicaciones: la recuperación del extracto de la clarificación del mosto y la recuperación de la cerveza del fondo del tanque (silos de maduración y fermentación).
- Como una técnica alternativa de la separación sólidos - líquidos. Como técnica alternativa, el objetivo de la MF tiene tres aplicaciones: separación del macerado, clarificación de la cerveza y esterilización en frío de la cerveza clarificada.

Diversos estudios en el ámbito de la cerveza [48] han demostrado como se puede mantener el flujo de permeado en la filtración, así como mejorar la limpieza de las membranas y el desarrollo de nuevas membranas.

## **Vino**

Los productores de vinos deben seguir ciertos pasos en el proceso de limpieza y desinfección de sus bodegas y equipos para cumplir con las pautas y modelos de calidad exigidos. En la industria enológica, tradicionalmente se ha dado poca importancia al control microbiológico de los vinos embotellados,

en parte porque los microorganismos existentes no suponen un riesgo grave sobre la salud, y en parte porque no hay legislación específica al respecto.

De cualquier forma, el enólogo es consciente de que la presencia de microorganismos vivos puede producir alteraciones sobre todo en aquellos vinos con un alto contenido en azúcares residuales. Por ello, se han introducido técnicas como la microfiltración para garantizar la estabilidad microbiológica del vino embotellado.

En el proceso de elaboración de un vino hay varios momentos en los que se procede a una filtración, ya sea desbastadora, abrillantadora o esterilizante. Los filtros tangenciales son capaces de sustituir a los filtros de tierras en cada aplicación, y mejorar ciertos procesos como la clarificación, la estabilización tartárica y estabilización proteica eliminando las sustancias de alto peso molecular.

La MF es especialmente útil cuando se trata de líquidos muy turbios, al permitir el filtrado sin que se modifiquen las características y calidad del vino, reduciéndose las pérdidas a volúmenes muy pequeños, y con resultados económicos.

## **Azúcar**

En la industria de los ingenios azucareros de caña la primera planta en utilizar la UF para la clarificación de los jugos de caña fue en 1994. Este paso extra en el proceso, permite a los fabricantes obtener azúcar con menos color y mejorar el rendimiento de la extracción del azúcar, por el tratamiento de la melaza limpia. En la refinación del azúcar el proceso de decoloración es obligatorio. Algunas industrias están operando con la NF para evaluar la separación de los colorantes y sales.

## **Lácteos**

Es el sector de la industria alimentaria que consume las mayores superficies de membrana, y prácticamente todos los países productores de leche poseen instalaciones industriales para la filtración de la leche y suero mediante membranas.

La principal aplicación de la MF en la industria láctea se refiere a la eliminación de microorganismos de la leche descremada con el fin de producir una materia prima esterilizada que es transformada en leche líquida, quesos o productos lácteos de larga duración como polvo o derivados de proteínas. Otra aplicación importante es el fraccionamiento del suero obtenido y una

emergente es la separación selectiva del caseína (micellar casein), complementos alimenticios, fortificación de quesos, etc., lo cual abre nuevas vías para mejorar los valores agregados para los componentes de la leche.

El procedimiento técnico tradicional para la ultrafiltración de la leche ha sido sensiblemente mejorado, consiguiéndose que el balance del contenido mineral sea convencionalmente ajustado, con el fin de que el producto obtenido posea valores adecuados, tanto desde un punto de vista de su sabor, como de sus propiedades reológicas.<sup>1</sup>

La leche recogida por las empresas lácteas siempre contiene una flora microbiana formada por numerosas especies por la contaminación de la ubre o la máquina de ordeño, el ambiente agrícola local, el tanque y el equipo de transporte. Si se toma en consideración todas estas posibles poluciones, se puede decir que aún con las prácticas de higiene en las explotaciones, la leche recogida será siempre contaminada.

Las membranas de MF ofrecen una alternativa interesante a los tratamientos en caliente. Inicialmente propuesto por Holm et al. [42] y posteriormente numerosos estudios han permitido mejorías en los parámetros originales [42]. Algunos de estos estudios han asegurado que la filtración de la leche bronca contiene menos de 1 CFU.L-1 de bacterias patogénicas si se toman en cuenta la contaminación usual en una granja. Además la leche microfiltrada ha encontrado en el comercio una gran aceptación debido a su sabor (sin sabor a cocimiento) y su mejor conservación.

La microfiltración además de reducir la cantidad de bacterias y esporas también ayuda a disminuir los costos de producción, ya que sustituye los tratamientos calientes sin afectar el sabor de la leche, lo que se llama Pasteurización en frío.

Puede afirmarse que los quesos elaborados con leche de MF son, al menos tan seguros desde el punto de vista higiénico, que los quesos elaborados con leche pasteurizada. Y además porque la membrana de MF elimina, a un nivel muy alto, bacterias formadoras de esporas. Así mismo como la purificación de la salmuera utilizada en el proceso.

Otras muchas aplicaciones han sido estudiadas [8, 42] como la separación de

---

<sup>1</sup>Se denomina reología, palabra introducida por Eugen Bingham en 1929, al estudio de la deformación y el fluir de la materia. La Real Academia Española define reología como: estudio de los principios físicos que regulan el movimiento de los fluidos. Una definición más moderna expresa que la reología es la parte de la física que estudia la relación entre el esfuerzo y la deformación en los materiales que son capaces de fluir.

la grasa de la leche (en glóbulos grandes y pequeños), la eliminación de la grasa en los sueros de leche, en el proceso de la fermentación, purificación de quesos, etc.

Con el uso de la tecnología de microfiltración por membranas, el mundo de la industria láctea tiene una herramienta flexible y fuerte para un dramático mejoramiento en la higiene, seguridad y calidad de los productos lácteos, al mismo tiempo que se contribuye a la conservación del medio ambiente.

### **Industria Cárnica**

La aplicación de estas técnicas de membrana resultan también muy diversa, ya que puede utilizarse tanto en el tratamiento de despojos y subproductos de los mataderos (sangre, tejidos viscerales, gelatinas, etc.) para la recuperación de proteínas sanguíneas, huesos molidos y aguas de lavado, así como en el tratamiento y recuperación de subproductos en la industria del pescado, o en la industria avícola (concentrados de la clara, o de todo el huevo). Y para el tratamiento de aguas residuales para recirculación.

### **1.3.2. Industria Química**

Las dos aplicaciones que se presentan con mayor frecuencia corresponden, por un lado a los tratamientos de agua, y por el otro, a la purificación de desechos residuales y recuperación de efluentes. En el tratamiento de aguas, remarcando, que en muchos procesos industriales la calidad de los productos están directamente relacionada con la calidad del agua utilizada.

El procedimiento común de destilación, presenta algún inconveniente respecto a la eliminación de las sustancias orgánicas con punto de ebullición inferior al del agua. Sin embargo, excluido este aspecto, es uno de los procedimientos que permiten obtener mejores resultados, tanto en la eliminación de las sustancias disueltas, como de partículas en suspensión o bacterias y pirógenos.

Es más grave la necesidad de su conservación hasta el momento de su uso, ya que almacenado se degrada rápidamente. Hoy en día parece claro que los mejores resultados (técnicos y económicos) se obtienen de la combinación consecutiva de diversos tratamientos, entre los que se incluyen etapas de microfiltración y ultrafiltración, así como procesos de intercambio iónico o de absorción por carbono activado.

El tratamiento de aguas residuales, encuentra una amplia variedad de aplicaciones en la utilización de estas técnicas, por un lado, para satisfacer las exigencias de vertidos industriales o urbanos, que cada vez se han de controlar con mayor rigor, y por el otro lado, para la recuperación industrial de componentes aprovechables. Como ejemplo de cada situación, podemos indicar la recuperación de pintura en las plantas de electrodeposición, o la eliminación del aceite emulsionado en los vertidos de aguas residuales.

El primer ejemplo corresponde a la aplicación más extendida de la ultrafiltración. Con la ayuda de la ultrafiltración, el agua, disolventes y demás especies de bajo peso molecular son separadas y empleadas en el lavado de las piezas; estos compuestos son reintegrados a la línea de producción. Las ventajas que presenta el proceso catódico (la pieza a pintar es el cátodo) frente al anódico, ha exigido el diseño y utilización de nuevas membranas, cargadas positivamente, en sustitución de las membranas neutras o negativamente cargadas, que se venían utilizando en el proceso anódico.

En las Industrias metalúrgicas del procesado final, hay que desengrasar las piezas, antes de pintarlas, y someterlas al tratamiento químico de preparación de su superficie metálica. La ultrafiltración permite prolongar la vida del baño detergente y ayuda a resolver un problema de polución.

### **1.3.3. Industria de fabricación de pasta y papel**

Ambas son industrias que producen altas cantidades de residuos muy contaminantes. Su eliminación, por métodos convencionales, es hoy en día un grave problema. Sin embargo, la ultrafiltración puede resultar de gran utilidad, para reciclar y concentrar algunos efluentes. Aunque el número de instalaciones en este momento no es elevado, en parte debido a las duras condiciones que deben soportar las propias membranas, la rápida evolución que experimenta el mercado con la introducción de membranas capaces de soportar temperaturas y pH extremos, está ampliando el campo de aplicaciones accesibles a la tecnología de membranas.

### **1.3.4. Industria farmacéutica**

La industria farmacéutica ofrece buenas posibilidades de aplicaciones de estas técnicas, tanto en la purificación, como en la separación de las diferentes sustancias. También se usan para la preparación de inyectables y vacunas exentos de pirógenos, o de plasmas y proteínas con las máximas garantías de

asepsia. Muchos de los aspectos de su utilización se relacionan con aplicaciones biotecnológicas, como el cultivo y separación de microorganismos y enzimas, a los reactores de membranas y a la producción de agua ultra pura. La calidad del agua es un factor determinante en la industria farmacéutica.

La ultrafiltración puede emplearse para la des-ionización y eliminación de las partículas coloidales en suspensión, la extracción de pirógenos, la preparación de disoluciones tamponadas para diversos usos y ofrece, en todo caso, soluciones económicamente muy competitivas.

También se encuentran ventajas en su utilización en los procesos de fraccionamiento del plasma humano, el cual está constituido por más de un centenar de diferentes proteínas. Es posible su utilización, tanto en la extracción de solutos de bajo peso molecular, como en la concentración de proteínas.

### **1.3.5. Industria textil y de curtidos**

Los polímeros y fibras sintéticas que pueden presentarse como residuos en la industria textil moderna, son sustancias, no biodegradables y caras, por lo que se plantea el problema de su eliminación o mejor recuperación. El empleo de módulos en espiral, de grandes superficies de membrana y con bajos flujos, ha permitido alcanzar rendimientos elevados en la recuperación del alcohol polivinílico. También se han desarrollado procedimientos específicos para la recuperación de tintes especiales que, como el de índigo, resultan de interés económico por su demanda.

Así mismo, en el caso de las industrias del curtido, los efluentes son difíciles de eliminar y la recuperación de ciertas sustancias presenta doble interés por su posible reutilización, y por que reducen el problema de la contaminación, asociado a la eliminación de los residuos.

La ultrafiltración puede emplearse en la recuperación de sulfuros de los baños de depilado, separándolos de las proteínas y otros coloides, con la consiguiente reducción de la polución y de los costos de tratamiento, que en otro caso serían obligatorios.

## 2

# Estado del Arte Modelo MF y UF

### 2.1. Modelos

Numerosos modelos basados en conceptos físicos han sido presentados para simular el funcionamiento de la ultrafiltración/microfiltración de una solución. Los modelos más convencionales son: el modelo de transferencia de masa (“film theory”), el modelo de polarización de gel, modelo de la presión osmótica, entre muchos otros [22, 36, 37, 38, 51]. El modelado del proceso es importante para poder realizar un buen controlador, es por eso se realiza una completa revisión del arte.

### 2.2. Modelos matemáticos de ultrafiltración y microfiltración

#### 2.2.1. Modelo de resistencias en serie

Este modelo macroscópico se basa en la teoría de filtración descrita por la ley de Darcy (Ecuación 2.1), en el cual el flujo de permeado es función de la presión transmembranal y de la resistencia total [51], la cual esta descrita en la ecuación 2.2.

$$J_p = \frac{\Delta P}{\mu R_t} \quad (2.1)$$

$$R_t = R_m + R_c + R_g + R_b + R_{ad} \quad (2.2)$$



Donde  $R_m$  es la resistencia de la membrana limpia o nueva,  $R_c$  es la resistencia de la capa de torta,  $R_g$  la resistencia del gel,  $R_b$  resistencia debida al bloqueo del poro y  $R_{ad}$  es la resistencia por adsorción. y  $\Delta P$  es la presión transmembrana o  $P_{TM}$ .

Uno de los aportes experimentales más importantes a esta teoría fue el de Jiraratananon y Chanachai [22] al basar su análisis en la reversibilidad e irreversibilidad del fenómeno. La resistencia *reversible* está conformada por  $R_c$  y por una película de gel como resultado de la máxima solubilidad de la macromolécula. La resistencia *irreversible* consta de una resistencia semi-irreversible de la capa polarizada y una resistencia a la colmatación, o capa adsorbida que no se puede remover por limpieza con agua.

La resistencia a la colmatación es función directa del espesor de la capa de torta y de la resistencia específica de la torta, esta última se puede calcular usando la Ecuación 2.3.

$$r_c = 180 \frac{(1 - \varepsilon)^2}{d_p^2 \varepsilon^3} \quad (2.3)$$

Donde  $r_c$  es la resistencia específica de la torta (también  $R_c$ ) o de la capa de gel,  $d_p$  es el diámetro de partícula, y  $\varepsilon$  la porosidad de capa de gel. Esta ecuación (2.3) es muy usada para analizar la colmatación de la membrana siempre que los demás parámetros se obtengan experimentalmente o analíticamente.

### 2.2.2. Polarización de la concentración

Este fue uno de los primeros modelos macroscópicos de filtración tangencial basados en la “difusión molecular” sobre la membrana, también conocido como “film theory” [38]. La acumulación de las partículas retenidas sobre la superficie de la membrana es controlada por dos mecanismos opuestos de transferencia de masa : convección de partículas hasta la superficie de la membrana, transportadas por el flujo de permeado y difusión hacia atrás de partículas desde la superficie de la membrana hacia el seno de la suspensión. En estado estacionario ambos mecanismos de transporte están balanceados de la siguiente manera:

$$J_p = \frac{D}{\delta} \ln \frac{C_M - C_p}{C_0 - C_p} \quad (2.4)$$

donde  $D$  es el coeficiente de difusión, y  $\delta$  espesor de la capa de torta. La relación  $D/\delta$  es generalmente dada en forma adimensional mediante el número de Sherwood.  $C_P$  es la concentración del componente a ser separado en el permeado, dada por las características de la membrana,  $C_0$  es la concentración en la alimentación y  $C_M$  máxima concentración de partículas en el sistema. Todos los efectos de interacción de partículas, hidrodinámica y difusión se integran en el coeficiente de difusión,  $D$ .

Basados en esta teoría, algunos autores hacen descripciones más realistas del comportamiento de las partículas en suspensión. Song expresó la ecuación de transporte en estado no estacionario y con ella analizó el bloqueo de poro y la formación de la torta durante la ultra y microfiltración de suspensiones de partículas de diferentes tamaños. En su modelo incluyó la caída de presión crítica cuando la capa de gel ya está presente sobre la superficie de la membrana, la cual se determina únicamente a partir de las propiedades termodinámicas de la suspensión y es independiente de la presión aplicada y del flux de permeado.

### 2.2.3. Teoría de la ultrafiltración en el caso dinámico

El modelo de Davis, ha sido desarrollado para el caso de la ultrafiltración con flujo transversal a la superficie de la membrana. Mayoritariamente se ha aplicado de manera empírica, obteniendo los parámetros del modelo mediante ajuste de datos experimentales. Según este modelo, el descenso de la densidad de flujo de permeado con el tiempo viene descrito por la Ecuación 2.5 .

$$J_P = \frac{\Delta P}{\mu \cdot R_m} \cdot \left( 1 + 2 \cdot R'_c \cdot \frac{\Delta p}{(\mu \cdot R_m)^2} \frac{C_0}{C_g - C_0} \cdot t \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (2.5)$$

Según el modelo, la densidad de flujo de permeado inicial corresponde al valor para la membrana limpia. A continuación desciende linealmente con el tiempo para periodos cortos de operación, debido al crecimiento de la capa gel. A la vez que la densidad de flujo de permeado disminuye, la velocidad de formación de la capa gel también lo hace. Para periodos largos de operación, la densidad de flujo de permeado es inversamente proporcional a la raíz cuadrada del tiempo.

En la elaboración del modelo se han considerado las siguientes hipótesis:

- Rechazo completo al paso de moléculas de soluto.

- Presión transmembranal siempre constante.
- Flujo transversal a la membrana.
- $R_m$  constante, por lo tanto no se produce la compactación de la membrana con el tiempo.
- El único mecanismo de ensuciamiento de la membrana es la formación de capa gel.

#### 2.2.4. Difusión inducido por cizalla

El Modelo de difusión inducido por cizalla aplicado en el caso de la ultrafiltración dinámica de Davis, describe la evolución descendente de la densidad de flujo de permeado con el tiempo en el caso de la ultrafiltración tangencial, debida a la formación de capa gel por parte de las moléculas rechazadas por la membrana. El modelo predice la evolución de la densidad de flujo de permeado con el tiempo hasta el momento en que el flujo tangencial compensa el aporte de solutos hacia la membrana debido al flujo de permeado, evitando que la capa gel continúe incrementando su grosor y alcanzándose un estado cuasi-estacionario. Las ecuaciones de este modelo son las siguientes:

$$J_P = \frac{\frac{\Delta P}{\mu \cdot R_m}}{\left( 1 + 2 \cdot \beta \cdot \frac{\left( t - \frac{D \cdot (C_{gv} - C_{0v} - C_{0v} \cdot \ln(\frac{C_g}{C_0}))}{(\frac{\Delta P}{\mu \cdot R_m})^2} \right)}{\frac{C_g - C_0}{C_0} \cdot \frac{(\frac{D_h}{2})}{(\frac{\Delta P}{\mu \cdot R_m})}} \right)^{-\frac{1}{2}}} \quad (2.6)$$

donde la resistencia de la capa gel adimensional viene dada por la Ecuación 2.7:

$$\beta = \frac{D_h}{2} \cdot \frac{R_c}{R_m} \quad (2.7)$$

Las hipótesis consideradas en el desarrollo de este modelo son:

- Coeficiente de difusión y viscosidad constantes durante todo el proceso de ultrafiltración.
- El tiempo requerido para el inicio de la formación de una capa gel adherida a la membrana es despreciable.

- La acumulación de moléculas en la capa de polarización es pequeña en comparación a la acumulación de las mismas en la capa gel.
- $R_m$  es constante, por lo tanto no se produce la compactación de la membrana con el tiempo.
- El único mecanismo de ensuciamiento de la membrana es la formación de capa gel.

En algunas ocasiones, el ensuciamiento de las membranas no sólo se debe a la formación de la capa gel, sino que además se produce el ensuciamiento interno de los poros de la membrana. En este caso, la segunda etapa de descenso de la densidad de flujo de permeado con el tiempo se caracteriza por un descenso gradual debido al ensuciamiento interno de los poros además de a la compactación de la capa gel. Esta segunda etapa no es capaz de predecirla bien el modelo.

### 2.2.5. Dinámico de Song para la ultrafiltración tangencial

Este modelo ha sido desarrollado por Song para la ultrafiltración tangencial, teniendo en cuenta que es un proceso dinámico que evoluciona de una condición de no-equilibrio hacia una de equilibrio, en la cual el espesor de la capa gel se mantiene constante. El modelo viene descrito por la Ecuación 2.8:

$$J_p = \frac{\Delta P - \Delta P_c}{\mu \cdot R_{bm}} \cdot \left( 1 + 2 \cdot r_c \cdot \frac{\Delta P - \Delta P_c}{(\mu \cdot R_{bm})^2} \cdot \frac{C_0}{C_g} \cdot t \right)^{-\frac{1}{2}} \quad (2.8)$$

Este modelo considera una presión transmembranal crítica mínima necesaria para la aparición de fenómenos de ensuciamiento, la cual viene dada por la Ecuación 2.9:

$$\Delta P_c = \frac{3kT}{4\pi a_p^3} \cdot N_{Fc} \quad (2.9)$$

Uno de los parámetros del modelo es el número crítico de filtración. Dicho número representa el cociente entre la energía que se necesita para transportar una molécula desde la superficie de la membrana al seno de la disolución alimento y la energía térmica (disipativa) de la molécula. Para el cálculo del mismo se ha utilizado la Ecuación 2.10 :

$$N_{Fc} = \int_0^{\theta_{gv}} \frac{1 + \frac{2}{3}\theta^5}{1 - \frac{3}{2}\theta + \frac{3}{2}\theta^5 - \theta^6} d\theta \quad (2.10)$$

donde:

$$\theta = C_v^{1/3} \quad \theta_{gv} = C_{gv}^{1/3} \quad (2.11)$$

El modelo es únicamente válido cuando se cumplen las siguientes hipótesis:

- La ultrafiltración es de tipo tangencial.
- La PTM aplicada es mucho mayor que la presión transmembranal crítica por debajo de la cual no se produce ensuciamiento ( $\Delta P_c$ ).
- Las moléculas de soluto no se agregan ni se disgregan.
- Las moléculas de soluto que son impulsadas por el flujo de permeado hacia la capa de polarización por concentración se depositan inmediatamente en la superficie de la membrana o sobre la capa gel. Esto implica que las moléculas depositadas no pueden ser nuevamente impulsadas hacia la capa de polarización por concentración y la velocidad de formación del depósito es independiente de la velocidad de cizalla.
- La capa de polarización por concentración está totalmente desarrollada cuando se empieza a formar la capa gel. Su desarrollo es tan rápido en comparación con la formación de la capa gel que no se considera en el modelo. De hecho, la capa de polarización se desarrolla a la vez que el fenómeno de taponamiento de poros.

### 2.2.6. Dinámico de Bhattacharjee y Bhattacharya

Modelo dinámico de Bhattacharjee y Bhattacharya para la ultrafiltración controlada por la presión osmótica o por la capa gel indistintamente. Generalmente, la ultrafiltración de solutos de bajo peso molecular está controlada por la presión osmótica al menos durante los primeros minutos de la ultrafiltración, mientras que la ultrafiltración de solutos de elevado peso molecular está controlada por la formación de capa gel desde el inicio de la ultrafiltración. Bhattacharjee y Bhattacharya desarrollaron un modelo teórico basado en el modelo de resistencias en serie con el objetivo de integrar en un

mismo modelo tanto los procesos de ultrafiltración controlados por la presión osmótica como los controlados por la formación de capa gel.

El primer término de la ecuación del modelo (Ecuación 2.12) incluye la influencia de la presión osmótica, mientras que el segundo término considera el fenómeno de formación de capa gel.

$$J_p = \left( \frac{[\mu(R_m + R_a + R_{osm})]^2}{\Delta P^2} + \frac{2aC_0\mu}{\Delta P} \cdot t \right)^{-1/2} \quad (2.12)$$

El modelo considera las siguientes hipótesis:

- La concentración en la capa gel es independiente de la PTM aplicada.
- Una vez se ha alcanzado el equilibrio en la adsorción de soluto, la resistencia debida a este fenómeno se mantiene constante. El modelo la considera constante en todo momento.
- Según la ecuación del modelo (Ecuación 2.12), para tiempo cero la densidad de flujo de permeado estacionaria no coincide con la densidad de flujo de permeado para el agua pura bajo las mismas condiciones. Sólo coincidiría si se despreciasen las resistencias debidas a la adsorción y a fenómenos osmóticos.

### 2.2.7. Dinámico bloqueo de poros y la formación de capa gel

Este modelo, desarrollado por Ho y Zydney, contempla simultáneamente dos mecanismos de ensuciamiento: el taponamiento de los poros y la formación de capa gel. El modelo elimina la necesidad de usar formulaciones matemáticas diferentes para describir estos dos fenómenos.

La predicción de la densidad de flujo de permeado con el tiempo, según este modelo, viene dada por la Ecuación 2.13:

$$J_p = \frac{\Delta P}{\mu \cdot R_m} \left\{ \exp \left( \frac{\alpha \Delta P C_0}{\mu R_m} \cdot t \right) + \frac{R_m}{R_m + R_g} \cdot \left[ 1 - \exp \left( -\frac{\alpha \Delta P C_0}{\mu R_m} \cdot t \right) \right] \right\} \quad (2.13)$$

Para periodos de tiempo cortos, la evolución de la densidad de flujo de permeado con el tiempo está controlada por el primer término. Este primer término

corresponde al flujo a través de los poros abiertos y considera el fenómeno de bloqueo de poros. Además, predice un descenso exponencial simple de la densidad de flujo de permeado con el tiempo.

Para periodos de tiempo largos, la evolución de la densidad de flujo de permeado está controlada por el segundo término de la ecuación, que considera la formación de capa gel. Este segundo término incluye también el flujo a través de los poros bloqueados. La resistencia de la capa gel aumenta con el tiempo según la Ecuación 2.14.

$$R_g = (R_m + R_{co}) \cdot \sqrt{1 + \frac{2 \cdot f' \cdot a \cdot \Delta P \cdot C_0 \cdot t}{\mu \cdot (R_m + R_{co})^2}} - R_m \quad (2.14)$$

El parámetro de bloqueo de poros viene dado por la siguiente Ecuación 2.15:

$$\alpha = \frac{f \cdot A_{poro}}{M_{agg}} \quad (2.15)$$

El modelo ha sido desarrollado considerando las siguientes hipótesis:

- El taponamiento de los poros no es total, pues siempre existe un pequeño flujo finito a través de los poros bloqueados.
- La capa gel sólo se forma sobre aquellas zonas de la membrana cuyos poros han sido previamente bloqueados.
- La velocidad de taponamiento de poros y de formación de la capa gel son proporcionales al flujo convectivo de las moléculas hacia la membrana.
- El flujo a través de los poros abiertos disminuye exponencialmente con el tiempo a una velocidad proporcional a la concentración del alimento.

### 2.2.8. Ecuaciones auxiliares

#### Resistencia específica de la capa gel

Para estimar la resistencia específica de la capa gel, existen en la bibliografía diferentes expresiones. En cada una de ellas dicha resistencia viene dada en unidades diferentes. La utilización de una u otra expresión dependerá de las unidades en las que haya que introducir la resistencia específica de la capa gel en las ecuaciones del modelo para que éste sea dimensionalmente

coherente. Todas las expresiones consideran que la capa gel es incompresible.

Según la ecuación de Carman-Kozeny (Ecuación 2.16), la resistencia específica de la capa gel viene dada en  $kg/m^3s$ .

$$r_c = \frac{45\mu(1-\varepsilon)^2}{a_p^2\varepsilon^3} \quad \varepsilon = 1 - C_{gv} \quad (2.16)$$

Por otra parte, en la ecuación propuesta por De y Bhattacharya (Ecuación 2.17), la resistencia específica de la capa gel está expresada en  $m/kg$  :

$$a = 180 \cdot \frac{(1-\varepsilon)}{\varepsilon^3 \cdot (2a_p\rho_g)} = 45 \cdot \frac{(1-\varepsilon)}{\varepsilon^3 a_p^2 \rho_g} \quad \varepsilon = 1 - C_{gv} \quad (2.17)$$

Además, Davis propone la siguiente ecuación para estimar la resistencia específica de la capa gel, que en esta ocasión se expresa en  $m^{-2}$ :

$$R_c = 5 \cdot \frac{(1-\varepsilon)^2 S_0^2}{\varepsilon^3} \quad \varepsilon = 1 - C_{gv} \quad (2.18)$$

donde  $S_0$  representa el área superficial por unidad de volumen de soluto o de agregado de moléculas de soluto en el caso de que se forme. Este área corresponde a la capa gel y se determina por medio de la Ecuación 2.19 (Bhattacharjee y Datta):

$$S_0^2 = \frac{\varepsilon^3}{\varepsilon \cdot (1-\varepsilon) \cdot \rho_m} \quad (2.19)$$

donde  $P_m$  es el coeficiente de permeabilidad, que se calcula mediante la Ecuación 2.20:

$$P_m = \frac{1}{a \cdot (1-\varepsilon) \cdot \rho_g} \quad (2.20)$$

Sustituyendo la Ecuación 2.17, la Ecuación 2.19 y la Ecuación 2.20 en la Ecuación 2.18 se obtiene la siguiente expresión para la resistencia específica de la capa gel (Ecuación 2.21):

$$R_c = 225 \cdot \frac{(1-\varepsilon)^2}{\varepsilon^4 a_p^2} \quad (2.21)$$



Finalmente, Mikulášek et al. [25] propusieron la utilización de la Ecuación 2.22 para estimar la resistencia específica de la capa gel, también expresada en  $m^{-2}$ .

$$R'_c = 45 \cdot \frac{(1 - \varepsilon)^2}{\varepsilon^3 a_p^2} \quad (2.22)$$

### Concentración cerca de la superficie de la membrana

Para el cálculo de la concentración en las proximidades de la superficie de la membrana se hace uso de las ecuaciones del módulo de polarización por concentración ( $C_g/C_0$ ) recopiladas por Lee et al.. En el caso de membranas tubulares y flujo turbulento la ecuación correspondiente es la siguiente:

$$\frac{C_g}{C_0} = \exp \left( \frac{J_{Pss} \cdot D_{int}^{0,11} \cdot \nu^{0,56}}{0,023 \cdot \nu_{tang}^{0,89} \cdot D^{0,67}} \right) \quad (2.23)$$

Esta ecuación sólo es válida en el caso de estado estacionario, cuando existe formación de capa gel y cuando el soluto es totalmente rechazado por la membrana.

### Densidad de flujo de permeado estacionaria

Zhang y Song propusieron una expresión para estimar la densidad de flujo de permeado estacionaria (Ecuación 2.24). Dicha expresión es válida para disoluciones diluidas y supone que las moléculas de soluto son esferas rígidas, por lo que considera tanto la densidad de flujo estacionaria como la concentración en la superficie de la membrana independientes de la presión transmembranal aplicada.

$$J_{Pss} = 1,31 \left( \frac{C_{gv} D^2 \gamma}{C_0 \nu L} \right)^{1/3} \quad (2.24)$$

### Velocidad de cizalla

La velocidad de cizalla en la superficie de una membrana tubular se ha estimado por medio de la Ecuación 2.25 (Davis, 1992; Zhang y Song, 2000b; Castro et al., 2000).

$$\gamma = \frac{4\nu_{tang} \left[ \pi \left( \frac{D_{int}}{2} \right)^2 \right]}{\pi D_{int}^3} \quad (2.25)$$

### 2.2.9. Modelos de Hermia

Los modelos empíricos aportan gran precisión, los semi-empíricos son capaces de explicar mejor los fenómenos de ensuciamiento que tienen lugar en los procesos de membranas. En el desarrollo de modelos empíricos cuyos parámetros tienen significado físico se pueden diferenciar cuatro tipos básicos de ensuciamiento: bloqueo completo, bloqueo intermedio, bloqueo estándar y formación de capa gel.

Hermia (1982) [17, 22, 49] desarrolló cuatro modelos correspondientes a los cuatro tipos de ensuciamiento mencionados. Éstos fueron inicialmente desarrollados para flujo transversal. Todos ellos parten de la ecuación característica (Ecuación 2.26) de la filtración a presión constante:

$$\frac{d^2t}{dV_P^2} = K \left( \frac{dt}{dV_P} \right)^n \quad (2.26)$$

El parámetro  $n$  define el modelo de ensuciamiento,  $V_P$  es el volumen acumulado de permeado,  $K$  constante que depende del modelo.

En el bloqueo completo el tamaño de partículas es mayor que el del poro de la membrana; las partículas se depositan sobre la superficie de la membrana bloqueando las entradas en los poros completamente.

En el bloqueo intermedio el diámetro de las partículas es similar al de los poros; las partículas pueden depositarse en el poro o migrar hacia su interior.

En el bloqueo estándar el tamaño de las partículas es menor que el de los poros; unas pocas partículas se depositan sobre la superficie de la membrana mientras que otras son arrastradas por el filtrado atravesando los poros de la membrana y dan lugar a la colmatación en los poros.

Finalmente, la formación de torta filtrante o formación de capa gel es similar al bloqueo completo; cuando la concentración de la suspensión es alta, las partículas se pueden depositar sobre la superficie de la membrana o sobre la capa de partículas depositadas para formar una torta de filtración.

### 2.2.10. Adaptación de Hermia para flujo tangencial

La adaptación de los Modelos de Hermia para flujo tangencial se realiza teniendo en cuenta la influencia de la velocidad tangencial en la eliminación

de los agentes de ensuciamiento de la superficie de la membrana para cada modelo de ensuciamiento (Ecuación 2.27).

$$-\frac{dJ_P}{dP} = K_{CF} (J_P - J_{P_{ss}}) J_P^{2-n_{CF}} \quad (2.27)$$

A partir del ajuste empírico del modelo a los resultados experimentales se puede estimar el valor de  $n_{CF}$ , que se definiría como el modelo de ensuciamiento aplicado a flujo tangencial.  $K_{CF}$  es el coeficiente dependiente del modelo de ensuciamiento y  $J_{P_{ss}}$  el flujo de permeado en estado estacionario. De este modo se puede deducir el mecanismo de ensuciamiento involucrado en un determinado proceso de ultrafiltración.

### Modelo de bloqueo completo de poros para flujo tangencial ( $n_{CF}=2$ )

Para realizar la adaptación del modelo al caso del flujo tangencial se considera que, dependiendo de la velocidad tangencial, la densidad de flujo de permeado se puede incrementar aumentando la presión transmembranal. La ecuación resultante en este caso es la Ecuación 2.28:

$$J_P = J_{P_{ss}} + (J_0 - J_{P_{ss}}) \cdot e^{-K_{cCF} \cdot J_0 \cdot t} \quad (2.28)$$

Donde el coeficiente de ensuciamiento para  $n_{CF} = 2$  es:

$$K_{cCF} = \frac{3}{4} \cdot \frac{\rho_m X_m}{\rho_s a_p \Psi} \quad (2.29)$$

Los parámetros  $\rho_m$  y  $X_m$  pueden calcularse mediante la Ecuación 2.30 y la Ecuación 2.31 respectivamente, conociendo el valor de la concentración de soluto sobre la superficie de la membrana,  $C_m$ , así como la densidad del soluto,  $\rho_s$ , y la densidad del disolvente,  $\rho$ .

$$\rho_m = C_m + \rho \left( 1 - \frac{C_m}{\rho_s} \right) \quad (2.30)$$

$$X_m = \frac{C_m}{\rho \left( 1 - \frac{C_m}{\rho_s} \right) + C_m} \quad (2.31)$$

El factor de forma de la molécula de soluto,  $\Psi$ , se calcula como el cociente entre la dimensión mayor de la moléculas y la dimensión menor. La concentración de soluto sobre la superficie de la membrana puede determinarse a partir de la densidad de flujo de permeado estacionaria mediante la siguiente ecuación:

$$J_{P_{ss}} = k_{TM} \cdot \ln \left( \frac{C_m - C_p}{C_0 - C_p} \right) \quad (2.32)$$

donde el coeficiente de transferencia de materia para flujo turbulento esta expresado por la Ecuación:

$$k_{TM} = 0,023 \cdot Re^{0,8} \cdot Sc^{0,33} \cdot \frac{D}{D_{int}} \quad (2.33)$$

$$con \quad Re = \frac{D_{int} \nu_{tang} \rho}{\mu} \quad y \quad Sc = \frac{\nu}{D} \quad (2.34)$$

### **Modelo de bloqueo intermedio de poros para flujo tangencial ( $n_{CF} = 1$ )**

Este modelo adaptado para flujo tangencial (Ecuación 2.35) tiene en cuenta la situación dinámica de bloqueo-desbloqueo de poros que se produce por efecto del flujo tangencial a la superficie de la membrana.

$$J_P = \frac{J_0 J_{P_{ss}} e^{(K_{iCF} J_{P_{ss}} t)}}{J_{P_{ss}} + J_0 (e^{(K_{iCF} J_{P_{ss}} t)} - 1)} \quad (2.35)$$

En el Modelo de bloqueo intermedio de poros para flujo tangencial, el parámetro  $K_{iCF}$  se calcula de la misma forma que  $K_{cCF}$  en el Modelo de bloqueo completo adaptado para flujo tangencial (Ecuación 2.29).

### **Modelo de bloqueo estándar de poros para flujo tangencial ( $n_{CF} = 3/2$ )**

En este caso las irregularidades de los poros favorecen que las moléculas de soluto se fijen fuertemente en las paredes del interior de los poros. Esto es debido a que las moléculas de soluto se adsorben o se depositan sobre las paredes internas de los poros. Al ser el ensuciamiento de los poros de tipo

interno, dicho ensuciamiento es independiente de la velocidad tangencial y no se alcanza un valor de densidad de flujo de permeado estacionaria, sino que ésta tiende a cero para tiempo infinito.

En esta forma de ensuciamiento no interviene la difusión de las moléculas de soluto que hay sobre la superficie de la membrana hacia el seno de la disolución alimento. Por lo tanto, la ecuación que describe este modelo coincide con su equivalente para flujo transversal:

$$\frac{1}{J_P^{1/2}} = \frac{1}{J_0^{1/2}} + K_e t \quad (2.36)$$

El parámetro  $K_e$  se define:

$$K_e = 2 \cdot \frac{K_B}{A_0} \cdot A J_0^{1/2} \quad (2.37)$$

No es posible calcular de forma teórica el parámetro  $K_e$ , pues dicho parámetro es función del parámetro  $K_B$  y representa la disminución del área transversal de los poros por unidad de volumen de permeado filtrado y sólo es posible estimarlo de manera empírica.

### Modelo de formación de capa gel para flujo tangencial ( $n_{CF} = 0$ )

Se introduce la influencia de la velocidad tangencial incluyendo un término que considere la erosión de la capa gel, dando como resultado:

$$t = \frac{1}{K_{cgCF} J_{Pss}^2} \cdot \ln \left[ \left( \frac{J_P}{J_0} \cdot \frac{J_0 - J_{Pss}}{J_P - J_{Pss}} \right) - J_{Pss} \cdot \left( \frac{1}{J_P} - \frac{1}{J_0} \right) \right] \quad (2.38)$$

El parámetro  $K_{cgCF}$  también es función de un parámetro que sólo es posible determinar de forma empírica,  $K'_{cgCF}$ . Este parámetro es la llamada constante de filtración, que relaciona la masa de capa gel por unidad de área de membrana con el volumen de permeado filtrado. El parámetro  $K'_{cgCF}$  es función de ciertas propiedades físicas de las moléculas formadoras de la capa gel.

$$K_{cgCF} = \frac{a K'_{cgCF}}{J_0 R_m} \quad (2.39)$$

## Integración de los modelos de Hermia

Duclos-Oresello et al. [17] desarrollaron un modelo que integra todas las leyes de bloqueo en una sola ecuación con parámetros característicos de cada una. El modelo describe la colmatación en tres pasos: primero se produce la constricción del poro reduciendo el tamaño del interno; luego el bloqueo del poro ocurre en la superficie de la membrana previniendo la colmatación en la estructura interior. Finalmente, los colmatantes en la superficie de la membrana forman una torta, la cual controla las últimas etapas de la filtración.

Los efectos de la temperatura y del flujo tangencial no son tomados en cuenta, así como que los mecanismos de ensuciamiento tienen secuencia natural, de ensuciamiento interno al externo. El modelo se valida con datos experimentales obtenidos por microfiltración de micro-esferas de poliestireno con membranas tipo Isopore y Durapore. Dando como resultado el siguiente modelo de ensuciamiento:

$$\frac{Q}{Q_0} = \frac{1}{(1 + \beta Q_0 C_b t)^2} \cdot \exp\left(-\frac{\alpha C_b J_0 t}{1 + \beta Q_0 C_b t}\right) + \int_0^t \frac{(\alpha C_b J_0 / (1 + \beta Q_0 C_b t_p)^2) \exp(-(\alpha C_b J_0 t_p / (1 + \beta Q_0 C_b t_p)))}{\sqrt{((R_{p0}/R_m) + (1 + \beta Q_0 C_b t_p)^2)^2 + 2(f'R'\Delta PC_b/\mu R_m^2)(t - t_p)}} dt \quad (2.40)$$

donde  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $f'$  y  $R'$  representan los parámetros de bloqueo de poro, restricción del poro, fracción de proteínas que incrementan la capa de torta y la resistencia específica de la proteína respectivamente.  $R_{p0}$  es la resistencia inicial y  $Q$  es el flujo volumétrico.

Cada uno de esos modelos presentan algunas limitaciones: (1) Involucran ecuaciones matemáticas complejas, (2) demandan información experimental para determinar algunos parámetros de entrada, (3) generalmente no se puede describir el comportamiento dinámico del proceso, (4) y deben trabajar bajo condiciones especiales.

Debido a estas limitaciones, modelos alternativos han sido considerados. El proceso no es lineal, por lo que nos lleva a explorar teorías no clásicas para su modelado.

## 2.3. Modelos basados en Redes de Neuronas Artificiales

Las Redes de Neuronas Artificiales pueden utilizarse para simular, modelar, predecir y controlar entradas y salidas dinámicas no lineales de un proceso basado en el tiempo. Efectivamente, las Redes de Neuronas han atraído mucho interés en el campo de procesos de membrana en las últimas décadas. En la mayoría de los previos estudios, los modelos basados en Redes de Neuronas, han demostrado un mejor funcionamiento que los métodos convencionales de modelado [4, 5, 9, 18, 16, 28, 37, 43], estos han sido utilizados exitosamente para predecir varios aspectos del funcionamiento de las membranas, incluyendo: (a) el ensuciamiento de ultrafiltros y microfiltros durante el tratamiento de aguas residuales, (b) efectos del pH y de la fuerza iónica en el ensuciamiento de ultrafiltros, (c) depuración de solutos en aplicaciones industriales, etc.

Muchas publicaciones demuestran que las Redes de Neuronas Artificiales son fáciles de usar, son suficientemente exactas para entender los procesos dinámicos y computacionales y que son una efectiva herramienta para el modelado, es por eso que se utilizaron para la identificación del modelo de este trabajo. A continuación se da un resumen de algunos trabajos en este campo:

Dornier et al. [16] trataron de establecer y validar el uso de redes neuronales para el modelado dinámico del fouling de membranas. Para ello, utilizaron datos de la filtración de jarabe de caña de azúcar bajo diferentes condiciones de trabajo. La membrana utilizada fue cerámica de tipo tubular, con un tamaño de poro medio de  $1,4\mu m$ . Durante el diseño de la red neuronal se utilizaron como entradas la presión transmembrana y la velocidad tangencial, como salida predecir la resistencia hidráulica. Los resultados modelaban satisfactoriamente los efectos de ambas entradas.

Niemi et al. [28] aplicaron la estrategia de redes neuronales para el modelado de la separación del alcohol etílico a partir de agua y ácido acético por ósmosis inversa, así como la purificación de efluentes de una planta de blanqueo de pulpa por ultrafiltración. La red neuronal se utilizó para estimar el flujo de filtrado y el rechazo, en función de la presión, la concentración de soluto, temperatura y la velocidad superficial del flujo. La red consistía de una única capa oculta y como métodos de entrenamiento utilizaron el método de Palosari y Bulsari, y el método de Levenberg-Marquardt. Los resultados indicaron que la utilización de redes de neuronas es adecuada, incluso con fines de diseño.

Piron et al. [35] utilizaron redes neuronales en el estudio de microfiltración tangencial de levadura de panadería a través de una membrana tubular mineral con un tamaño de poro de  $0,14\mu m$ . Ensayaron dos concentraciones de levaduras a diferentes velocidades tangenciales y presiones transmembrana. Primeramente consideraron la aproximación de una Black Box, que no necesita una descripción precisa del sistema y en el segundo utilizaron una aproximación semi-física para tener en cuenta el conocimiento previo existente. Las entradas consideradas fueron la presión transmembrana, la concentración de levadura, la velocidad tangencial y la resistencia hidráulica, mientras que en la salida se obtenía la resistencia hidráulica para en siguiente tiempo de muestra. Entrenaron la red con un algoritmo cuasi-newtoniano. En los resultados se vio que la aproximación semi-física era más precisa, lo que indicó que la técnica de redes neuronales era adecuada como complemento a la utilización de modelos físicos.

Bowen et al. [6] usaron redes de neuronas para estudiar la dependencia con el tiempo del flujo en la ultrafiltración de suspensiones de partículas de sílice en diferentes condiciones de pH, fuerza iónica y presión. Las membranas utilizadas fueron orgánicas de polietersulfona con un tamaño de corte de  $30kDa$  y se utilizaron 5 combinaciones diferentes de pH y fuerza iónica. Utilizaron una estructura de una capa oculta y se dieron pocos puntos de entrenamiento. Las entradas eran la presión, la fuerza iónica, el potencial zeta y el tiempo. La salida era el flujo de permeado. Los resultados obtenidos eran excelentes, con predicciones mejores que con los modelos físicos existentes para la ultrafiltración tangencial de coloides cargados.

Bowen et al. [6] estimaron la tasa de ultrafiltración de BSA en función del pH y la fuerza iónica a partir de redes de neuronas. La red utilizada tenía una única capa oculta, y el número de neuronas de misma se determino por prueba y error. Consiguieron excelentes predicciones con un número de datos de entrenamiento reducido. Se aprecia que la calidad de datos de entrenamiento era de mayor importancia que el uso de una gran cantidad de datos. Finalmente, destacan que la red ofrecía unos resultados con errores medios menores al 2,7%.

Delgrange et al. [15] diseñaron una red neuronal para predecir la presión transmembrana al final de un ciclo de operación y el comienzo del siguiente con datos de las condiciones de operación y calidad del agua en una planta piloto de producción de agua potable por ultrafiltración con un módulo de fibras huecas de acetato de celulosa. Como entradas se consideraron el flujo de filtrado, la turbidez durante el ciclo y las medidas de presión al inicio y al



final del ciclo previo. Probaron distintas estructuras y arquitecturas de red, obteniendo buenos resultados. Las redes fueron capaces de modelar el efecto del fouling reversible e irreversible sobre las presiones, incluso sin considerar parámetros relacionados con materia inorgánica.

Hamachi et al. [20] modelaron la microfiltración tangencial de suspensiones de bentonita en función de distintas condiciones de operación, a partir de redes de neuronas con una sola capa oculta y con un mecanismo de aprendizaje basado en un método cuasi-newtoniano. Las entradas eran la presión transmembrana, la velocidad tangencial y la concentración de la suspensión. Las salidas de la red eran el flujo de filtrado y el grosor del depósito.

Bowen et al. [7] estimaron el rechazo de sales tanto de manera individual como en mezcla en una membrana de nanofiltración a partir de redes de neuronas. La red utilizada era híbrida ya que usaron conocimientos de otros modelos más detallados a la hora de seleccionar las entradas de la red. Los datos experimentales se obtuvieron con una membrana con un tamaño de corte de  $150 - 300 Da$  para moléculas orgánicas no cargadas. La red escogida tenía una capa oculta. Las entradas eran la presión aplicada, el pH y para cada sal implicada la difusividad, la concentración y la valencia del ión, como salidas estimaban los rechazos de los diferentes iones.

Razavi et al. [37] desarrollaron un modelo basado en redes neuronales para la predicción dinámica del flujo de filtrado, la resistencia hidráulica total y el rechazo de solutos en la ultrafiltración tangencial de leche desnatada en función de la presión transmembrana y la temperatura. Utilizaron una membrana polisulfona amida de  $20k Da$ . Los resultados experimentales mostraron que tanto la resistencia hidráulica como el rechazo (excepto para la proteína) aumentaban con el tiempo para cada valor de presión y temperatura, mientras el flujo disminuía para las mismas condiciones. Al aumentar la presión a temperatura constante se producía un aumento de flujo, la resistencia y el rechazo, sin embargo el aumento de la temperatura a presión constante no tenía ningún efecto significativo sobre el flujo de filtrado, la resistencia y el rechazo. Usaron una red con una capa oculta y como entradas la presión transmembrana, la temperatura, el tiempo. Las salidas eran el flujo de filtrado y la resistencia hidráulica.

Shetty et al. [44] utilizaron redes de neurona a la eliminación de contaminantes orgánicos e inorgánicos mediante nanofiltración de aguas de distinta naturaleza. La red utilizada estaba formada por dos capas ocultas y como técnica de aprendizaje utilizaron el algoritmo de Levenberg-Marquardt. Co-

mo entradas el flujo de permeado, la recuperación de agua de alimentación, la velocidad tangencial, la fuerza iónica, el pH, la concentración del contaminante objetivo y el coeficiente de difusividad de fase acuosa. La salida era la razón entre la concentración en el filtrado y en la alimentación de cada contaminante.

Shetty y Cellman desarrollaron una red neuronal para estimar el fouling a largo plazo en membranas de nanofiltración empleadas para tratar suministros de agua contaminados. Los parámetros de la red fueron escogidos para considerar todos los parámetros físicamente significativos. La red estaba formada por una capa oculta y fue entrenada por el algoritmo de Levenberg-Marquardt. Las entradas eran el caudal de entrada, el flujo de permeado para experimentos a flujo constante, la temperatura, el caudal de agua de alimentación, el tiempo de operación, el pH, la fuerza iónica y la absorbancia ultravioleta a  $254nm$ . La red estimaba la resistencia total de filtración. Los errores eran menores al 5% para el 93% de los datos estimados.

Abbas y al-Bastaki [2] estimaron la tasa de producción de agua de una planta de ósmosis inversa. Las entradas eran la temperatura de la alimentación, la presión y la concentración de sal. La red fue entrenada con el algoritmo de Levenberg-Marquardt. Se comprobó la habilidad de la red para interpolar y extrapolar, aunque este último no era muy preciso.

Aydimer et al [4] modelaron el flujo obtenido durante la eliminación de fosfatos en disoluciones acuosas por microfiltración tangencial mediante redes de neuronas y el modelo de la renovación superficial de Koltuniewicz, en membranas de acetato de celulosa y nitrato de celulosa con un tamaño de poro de  $45\mu m$ . Los resultados mostraron que el empleo de las redes de neuronas era adecuado, mientras que el modelo de Koltuniewicz no. Las entradas eran la dosis de cenizas volátiles, concentración de fosfatos, presión transmembrana y el tipo de membrana.

Curcio et al. [12] estimaban el comportamiento de la ultrafiltración en condiciones de operación pulsantes. Los experimentos de ultrafiltración se llevaron a cabo con BSA y membranas de polietersulfona con un tamaño de corte de  $20kDa$  en un módulo plano. Se empleó la técnica de prueba y error con objeto de identificar la mejor red, finalmente obtuvieron que la utilización de una red formada por una capa de entrada, dos ocultas (de 6 y 3 neuronas) y una de salida era la más adecuada. Se observó que la red era capaz de predecir el comportamiento del sistema con gran precisión dentro del rango estudiado. La red propuesta permitía incluso la determinación de una secuencia de

pulsos que maximizaba el flujo de filtrado de la planta.

Chellam [9] utilizaron redes de neuronas para el modelado del fouling producido en las membranas por suspensiones polidisperas durante la microfiltración. Las membranas utilizadas eran de PVDF y policarbonato con un tamaño de corte de  $0,1\mu m$ . Probaron distintos tipos de redes pero todas con una capa de entrada, una capa oculta y una de salida. El algoritmo de aprendizaje fue el de Levenberg-Maquardt. Como entradas consideraron las que influían en el fouling, como el tiempo de filtrado, la concentración de la alimentación, la presión transmembrana, el flujo inicial y la velocidad de corte. Como salida el flujo de permeado. La red predijo con gran precisión la evolución del flujo con el tiempo para distintas suspensiones y un amplio rango de parámetros hidrodinámicos. Además demostró que el flujo de permeado inicial era uno de los parámetros más importantes.

Chen y Kim [19] utilizaron redes de neurona de base radial para interpretar la disminución del flujo de permeado durante la microfiltración tangencial de sólidos en suspensión. Como entradas de la red se utilizaron el tamaño de partícula, la fuerza iónica, el pH, la presión transmembrana y el tiempo de filtración. Los resultados mostraron que el flujo de permeado era correctamente modelado con gran precisión por este tipo de red utilizando pocos puntos de entrenamiento.

Mhurchú y Foley [27] midieron la resistencia específica y el flujo estacionario a través de tortas de filtración formadas durante la filtración en modo *dead-end* por levadura de panadero en distintas condiciones de presión, pH, fuerza iónica, concentración de células y resistencia de membrana. Las membranas utilizadas eran de polisulfona con tamaño de poro de  $0,2$  y  $0,45\mu m$ . La resistencia específica mostró una dependencia lineal con la presión y una relación más complicada con el pH y la fuerza iónica. La red utilizada tenía una única capa oculta con 9 neuronas y se utilizó el algoritmo de Levenberg-Marquardt para el entrenamiento. Realizaron interpretaciones de los pesos de las conexiones de la red, con objeto de conocer el efecto relativo de cada parámetro de entrada sobre la salida. La red mostró un excelente resultado.

Babazadeh et al. [5] estimaron el flujo de permeado y la resistencia total para una planta de microfiltración de leche, a partir del modelado con una black-box y una grey-box híbrida Neuro-Fuzzy. Así mismo con otro modelo estimaron la viscosidad en función de la presión transmembrana. Las membranas utilizadas eran de polisulfona con tamaño de corte de  $10$ ,  $20$  y  $50kDa$ .

Las entradas eran el tamaño de corte, el % de grasa, pH, temperatura, la presión transmembrana y el tiempo. A partir de los experimentos llegaron a la conclusión de que se puede estimar de buena manera el flujo utilizando una estructura ANFIS.

Cheng et al. [10] proponen un tipo de redes de neuronas locales para la estimación del flujo de permeado en el proceso de filtración tangencial para soluciones coloidales. Combinan las ventajas de una red multicapa feedforward back-propagation y redes neuronales de base radial, para utilizar una estructura modificada RBFN o MRBFN. Las variables de entradas utilizadas son el pH, la presión transmembrana, el tamaño de partícula, fuerza iónica y el tiempo. Obtuvieron excelentes resultados entre la predicción y los experimentos.

Sakar et al. [43] estimaron el flujo de permeado durante la ultrafiltración mediante campos eléctricos de sueros de ganado vacuno. Los experimentos realizados tomaron en cuenta los efectos de la presión, la velocidad de flujo tangencial, el campo eléctrico y la concentración (entradas). La red adoptada tiene una estructura de una única capa oculta con 11 neuronas y 4 neuronas como capa de entrada, buscando la red más pequeña y óptima. Como entrenamiento utilizaron el algoritmo de Gradiente Conjugado Escalado. Los resultados obtenidos fueron excelentes (error máximo menor al 1%).

Gaudix et al. [18] desarrollaron un modelo basado en Redes de Neuronas para estimar el flujo de permeado en la ultrafiltración de leche. Utilizaron una membrana tubular cerámica, con un tamaño de corte de  $50KDa$ . La arquitectura de la red consta de una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Las variables de entrada son la agresividad del protocolo de limpieza, el número ciclos de limpieza y el tiempo de filtrado. La salida es el flujo de permeado. Los algoritmos utilizados para las pruebas eran Backpropagation y Levenberg-Marquardt, siendo este último el que mejor estimador.

## 2.4. Redes de Neuronas

Inteligencia computacional (Soft computing). Es un enfoque emergente de la computación que tiene un paralelo notable a la capacidad de la mente humana de razonar y de aprender en un ambiente de incertidumbre e imprecisión. Los componentes principales de la soft computing son la lógica difusa, la computación neuronal y los algoritmos genéticos. Según Jang, Sun y Mizutani, las principales características del procesamiento neuro-fuzzy y del soft computing son: que utilizan la experticia humana, son modelos computacionales inspirados en la biología, aplican nuevas técnicas de optimización, implican cálculo numérico, tienen nuevos campos de aplicación, tienen un modelo de aprendizaje libre, significan procesos de cálculo intenso, son tolerantes a fallos, sus características pueden ser enfocadas hacia un objetivo y tienen aplicaciones en el mundo real.

**Neurona artificial.** Dispositivo simple de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una única respuesta o salida.

**Redes neuronales.** Son sistemas que hacen uso los principios conocidos de la organización del cerebro humano. Consisten en un número de procesadores independientes y simples: las neuronas. Estas neuronas se comunican con otras por medio de conexiones ponderadas, los pesos sinápticos.

**Sistema neuro-difuso.** Es una combinación entre redes neuronales artificiales y sistemas difusos de tal forma que las redes neuronales o sus algoritmos de aprendizaje, son usados para determinar los parámetros del sistema difuso.

Las primeras investigaciones en Redes de Neuronas Artificiales datan de principios del siglo XIX, con algunos de los trabajos realizados por Freud en el periodo de psicoanálisis. La primera implementación de Redes de Neuronas Artificiales fue un dispositivo hidráulico descrito por Russell [50]. Pero no fue hasta la década de los 40's, ya que en el siglo XX, cuando el estudio en Redes de Neuronas Artificiales cobró una fuerza que se ha ido incrementando hasta la actualidad, gracias al trabajo de varios científicos que gozan actualmente.

### 2.4.1. Fundamento de las Redes Neuronales

El aparato de comunicación neuronal de los animales y del hombre, formado por el sistema nervioso y hormonal, en conexión con los órganos de

los sentidos y los órganos efectores (músculos, glándulas), tiene la misión de recoger informaciones, transmitir las y elaborarlas, en parte también almacenarlas y enviarlas de nuevo en forma elaborada. El sistema de comunicación neuronal se compone de tres partes:

1. Los receptores, que están en las células sensoriales, recogen las informaciones en forma de estímulos, bien del ambiente, bien del interior del organismo.
2. El sistema nervioso, que recibe las informaciones, las elabora, en parte las almacena y las envía en forma elaborada a los órganos efectores y a otras zonas del sistema nervioso.
3. Órganos diana o efectores (por ejemplo, músculos y glándulas), que reciben la información y la interpretan en forma de acciones motoras, hormonales, etc.

El elemento estructural y funcional más esencial, en el sistema de comunicación neuronal, es la célula nerviosa o neurona. La mayoría de las neuronas utilizan sus productos de secreción como señales químicas (transmisores) para la transmisión de la información. Dicha información se envía, entre las distintas neuronas, a través de prolongaciones, formando redes, en las cuales se elabora y almacena información. Además, una parte de las neuronas está en relación con receptores, a través de los cuales llegan comunicaciones procedentes del exterior o el interior del organismo hasta las redes neuronales.

Otra parte conduce las informaciones, elaboradas en forma de órdenes, hacia los efectores. Una de las prolongaciones es la encargada de la conducción de impulsos; se denomina axón. A una distancia más o menos grande a partir de su origen, se ramifica y forma los botones terminales, que se ponen en contacto con otras neuronas o con células efectoras, pero sin llegar a fusionarse con ellas. A esta zona de contacto se le denomina sinapsis. La misión de las neuronas comprende generalmente cinco funciones parciales:

- Las neuronas recogen la información que llega a ellas en forma de impulsos procedentes de otras neuronas o de receptores.
- La integran en un código de activación propio de la célula.
- La transmiten codificada en forma de frecuencia de impulsos a través de su axón.

- A través de sus ramificaciones el axón efectúa la distribución espacial de los mensajes.
- En sus terminales transmite los impulsos a las neuronas subsiguientes o las células efectoras.

Un diagrama de una célula nerviosa típica es el que se muestra en la figura 2.1.

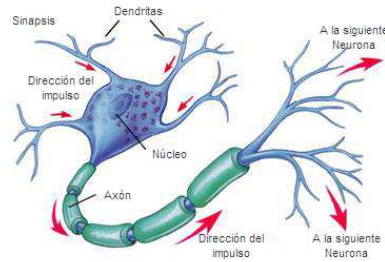


Figura 2.1: Descripción de una célula nerviosa típica.

La neurona consta de un cuerpo celular y un núcleo, pero cuenta también con algunos elementos específicos. En primer lugar está el axón, que es una ramificación de salida de la neurona. A través de él se propagan una serie de impulsos electro-químicos. Además, la neurona cuenta con un gran número de ramificaciones de entrada, las dendritas, que propagan la señal al interior de la neurona. El mecanismo se describe a continuación.

Las sinapsis recogen información electro-química procedente de las células vecinas a las que la célula en cuestión está conectada; esta información llega al núcleo donde es procesada hasta generar una respuesta que es propagada por el axón. Más tarde, la señal única propagada por el axón se ramifica y llega a dendritas de otras células a través de lo que se denomina sinapsis.

Las sinapsis son los elementos de unión entre axón y dendritas. Es un espacio líquido donde existen determinadas concentraciones de elementos ionizados, normalmente iones de sodio y potasio. Estos iones hacen que el espacio inter-sináptico posea ciertas propiedades de conductividad que activen e impidan, en cierto grado, el paso del impulso eléctrico. De esta forma las sinapsis se convierten en potenciadores o inhibidores de la señal procedente de los axones, actuando como aislantes o amplificadores a conveniencia.

El funcionamiento en general será el de una enorme malla que propaga señales electro-químicas de unas células a otras y que va modificando sucesivamente

la concentración de iones de las sinapsis. Esta concentración iónica es muy importante, ya que las neuronas no son elementos lineales; no se encargan simplemente de proyectar la acumulación de las señales recibidas por sus dendritas, sino que funcionan a saturación; producen una señal de activación si la señal recibida supera un cierto umbral, permaneciendo inhibidas mientras tanto.

La conectividad entre las células del cerebro es muy elevada. Se calcula que en cada cerebro existen alrededor de 100,000 millones de neuronas conectadas cada una de ellas con alrededor de 10,000, es decir que cada actividad neuronal afecta a otras 10,000 neuronas, lo cual forma una red de un tamaño enorme. Un dispositivo de características similares es difícil, por no decir imposible, de fabricar con la tecnología actual.

### La neurona artificial

La neurona artificial, célula o autómatas, es un elemento que posee un estado interno, llamado nivel de activación, y recibe señales que le permiten, en su caso, cambiar de estado. Si se denomina  $S$  al conjunto de estados posibles de la neurona,  $S$  podrá ser, por ejemplo,  $S = \{0, 1\}$ , siendo 0 el estado inactivo y 1 el activo.  $S$  también podrá tomar un mayor número de valores,  $S = \{0, 1, 2, \dots, n\}$  para representar, por ejemplo, una imagen con  $n + 1$  niveles de gris, o incluso un intervalo continuo de valores, por ejemplo  $S = [0, 1]$ .

Las neuronas poseen una función que les permite cambiar de nivel de activación a partir de las señales que reciben; a dicha función se le denomina función de transición de estado o función de activación. Las señales que recibe cada neurona pueden provenir del exterior o de las neuronas a las cuales están conectadas. El nivel de activación de una célula depende de las entradas recibidas y de los valores sinápticos, pero no de anteriores valores de estados de activación. Para calcular el estado de activación se ha de calcular en primer lugar la entrada total a la célula,  $E_i$ . Este valor se calcula como la suma de todas las entradas ponderadas por ciertos valores.

La figura 2.2 muestra un modelo que representa esta idea. Aquí un grupo de entradas  $x_1, x_2, \dots, x_n$  son introducidas en una neurona artificial. Éstas entradas, definidas por un vector  $\overline{X}$ , corresponden a las señales de la sinapsis de una neurona biológica. Cada señal se multiplica por un peso asociado  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$  antes de ser aplicado el sumatorio etiquetado por  $\sum$ . Cada



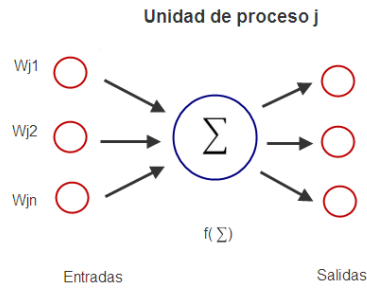


Figura 2.2: Esquema de una unidad de proceso típica.

peso corresponde a la fuerza de una conexión sináptica, es decir el nivel de concentración iónica de la sinapsis, y se representa por un vector  $\overline{W}$ . El sumatorio, que corresponde al cuerpo de la neurona, suma todas las entradas ponderadas algebraicamente, produciendo una salida que se denomina  $E$ , así:

$$E = x_1\omega_1 + x_2\omega_2 + \dots + x_n\omega_n \quad (2.41)$$

Esto puede ser definido en forma vectorial como sigue:

$$E = X^T W \quad (2.42)$$

Las señales  $E$  son procesadas además por una función llamada función de activación o de la salida  $\mathcal{F}$ , que produce la señal de salida de la neurona  $S$ . Dependiendo de la función  $\mathcal{F}$ , habrá distintos modelos de autómatas; por ejemplo:

- Lineal:  $S = KE$  con  $K$  constante.
- Umbral:  $S = 1$  si  $E \geq \theta$ ,  $S = 0$  si  $E < \theta$ , siendo  $\theta$  el umbral constante.
- Cualquier función:  $S = \mathcal{F}(I)$ ; siendo  $\mathcal{F}$  una función cualquiera.

## Estructura básica de la red

En la figura 2.2 se muestra un ejemplo de una unidad típica de proceso de una Red de Neuronas Artificial. A la izquierda se ve una serie de entradas a la neurona; cada una llega de la salida de otra neurona de la red. Una vez calculada la salida de una neurona, esta se propaga, vía conexiones de salida, a las células destino. Todas las conexiones de salida reciben el mismo valor de salida.

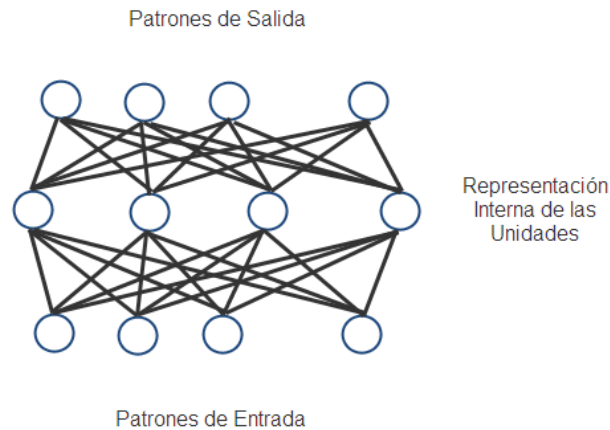


Figura 2.3: Esquema de una red de tres capas totalmente interconectadas.

A la manera en que las células se conectan entre sí se le denomina patrón de conectividad o arquitectura de la red. La estructura básica de interconexión entre células es la de la red multicapa, mostrada en la figura 2.3.

Se trata de una estructura típica de implementación del paradigma conocido como RETROPROPAGACIÓN. El primer nivel lo constituyen las células de entrada; estas unidades reciben los valores de unos patrones representados como vectores que sirven de entrada. Puede haber uno o varios niveles ocultos, El último nivel es de salida, La salida de estas unidades sirven como salida de toda la red.

Cada interconexión entre unidades de proceso actúa como una ruta de comunicación: a través de estas interconexiones viajan valores numéricos de una célula a otra. Estos valores son evaluados por los pesos de las conexiones. Los pesos de las conexiones se ajustan durante la fase de aprendizaje para

producir una Red de Neuronas Artificial final.

Así pues, una Red de Neuronas Artificial podría definirse como un grafo cuyos nodos están constituidos por unidades de procesos idénticas, y que propagan información a través de los arcos. En este grafo se distinguen tres tipos de nodos: los de entrada, los de salida y los intermedios.

El funcionamiento de la red simple. Para cada vector de entrada, éste es introducido en la red copiando cada valor de dicho vector en la célula de entrada correspondiente. Cada célula de la red, una vez recibida la totalidad de sus entradas, las procesa y genera una salida que es propagada a través de las conexiones entre células, llegando como entrada a la célula destino. Una vez que la entrada ha sido completamente propagada por toda la red, se producirá un vector de salida, cuyos componentes son cada uno de los valores de salida de las células de salida. Así pues el esquema de funcionamiento de una Red de Neuronas por capas como el de la figura 2.3 puede describirse mediante la ecuación:

$$\vec{S} = F(F(\vec{X} \cdot W_1) \cdot W_2) \quad (2.43)$$

donde  $W_1$  y  $W_2$  son los pesos de la primera y segunda capa, respectivamente;  $F$  es la función de activación idéntica en todas las neuronas;  $\vec{X}$  es el vector de la entrada a la red, y  $\vec{S}$  es el vector de salida que la red produce.  $W_1$  y  $W_2$  son matrices de conexiones entre las capas de la red, y por lo tanto se trata de multiplicaciones de matrices.

La función de activación  $F$  desempeña un papel importante en un esquema de Red de Neuronas. Supongamos que se utiliza una función lineal del tipo comentado anteriormente:  $F(x) = k$ . En este caso, si sustituimos dicha función en la Ecuación 2.43 quedará como sigue:

$$\vec{S} = k \cdot (K(\vec{X} \cdot W_1) \cdot W_2) \quad (2.44)$$

Lo cual es equivalente a una red con una sola capa de conexiones  $W_t$  donde:

$$W_t = k^2 \cdot W_1 \cdot W_2 \quad (2.45)$$

Con esto, si la función de activación es lineal, el introducir más capas en la red es irrelevante; existirá siempre una red con una sola capa equivalente a cualquier otra con un número de capas arbitrario, y su cálculo es trivial. Todas las redes cuentan con funciones de activación no lineales, que hacen que el potencial de la red para solucionar problemas de forma genérica sea elevado.

## Aprendizaje

La parte más importante de una Red de Neuronas Artificiales es el aprendizaje. El esquema de aprendizaje de una red es lo que determina el tipo de problema que será capaz de resolver. Las Redes de Neuronas Artificiales son sistemas de aprendizajes basados en ejemplos. La capacidad de una red para resolver un problema estará ligada de forma fundamental al tipo de ejemplos de que se dispone en el proceso de aprendizaje. Desde el punto de vista de los ejemplos, el conjunto de aprendizaje debe poseer las siguientes características:

- Ser significativo. Debe haber un número suficiente de ejemplos. Si el conjunto de aprendizaje es reducido, la red no será capaz de adaptar sus pesos de forma eficaz.
- Ser representativo. Los componentes del conjunto de aprendizaje deberán ser diversos. Si un conjunto de aprendizaje tiene mucho más ejemplos de un tipo que del resto, la red se especializará en dicho subconjunto de datos y no será de aplicación general. Es importante que todas las regiones significativas del espacio de estados estén suficientemente representadas en el conjunto de aprendizaje.

El aprendizaje de una Red de Neuronas Artificial consiste en la determinación de los valores precisos de los pesos para todas sus conexiones, que la capacite para la resolución eficiente de un problema. El proceso general de aprendizaje consiste en ir introduciendo paulatinamente todos los ejemplos del conjunto de aprendizaje, y modificar los pesos de las conexiones siguiendo un determinado esquema de aprendizaje. Una vez introducidos todos los ejemplos se comprueba si se ha cumplido cierto criterio de convergencia; de no ser así se repite el proceso y todos los ejemplos del conjunto vuelven a ser introducidos.

La Modificación de los pesos puede hacerse después de la introducción de cada ejemplo del conjunto, o una vez introducidos todos ellos. El criterio de convergencia depende del tipo de red utilizado o del tipo de problema a resolver. La finalización del periodo de aprendizaje se puede determinar:

- Mediante un número fijo de ciclos. Se decide a priori cuántas veces será introducido todo el conjunto.
- Cuando el error descienda por debajo de una cantidad pre establecida.
- Cuando la modificación de los pesos sea irrelevante.

Dependiendo del esquema de aprendizaje y el problema a resolver, se pueden distinguir tres tipos de esquemas de aprendizaje:

- **Aprendizaje Supervisado.** En este tipo de esquemas, los datos del conjunto de aprendizaje tienen dos tipos de atributos: los datos propiamente dichos y cierta información relativa a la solución del problema. Utilizará esta información para modificar las conexiones. Para este tipo de aprendizaje, se dice que hay un profesor externo encargado de determinar si la red se está comportando de forma adecuada, mediante la comparación entre la salida producida y la esperada.
- **Aprendizaje no Supervisado.** Los datos del conjunto de aprendizaje sólo tienen información de los ejemplos, y no hay nada que permita guiar en el proceso de aprendizaje. La red modificará los valores de los pesos a partir de información interna. Cuando se utiliza aprendizaje no supervisado, la red trata de determinar características de los datos del conjunto de entrenamiento: rasgos significativos, regularidades o redundancia.
- **Aprendizaje por refuerzo.** Es una variante del aprendizaje supervisado en el que no se dispone de información concreta del error cometido por la red para cada ejemplo de aprendizaje, sino que simplemente se determina si la salida producida para dicho patrón es o no adecuada.

Para poder determinar si la red produce salidas adecuadas, se divide el conjunto de entrenamiento en dos conjuntos que se llamarán de entrenamiento y de validación. El conjunto de entrenamiento se utiliza para aprender los valores de los pesos. La diferencia es que en vez de medirse el error en el conjunto de entrenamiento, se utiliza el de validación. De esta manera, para medir la eficacia de la red para resolver el problema, se utilizarán datos que no han sido utilizados para su aprendizaje. Si el error sobre el conjunto de validación es pequeño, entonces quedará garantizada la capacidad de generalización de la red. Para que este proceso sea eficaz los conjuntos de entrenamiento y validación deben tener las siguientes características:

- El conjunto de validación debe ser independiente del de aprendizaje. No puede haber ningún tipo de sesgo en el proceso de selección de los datos de clasificación.
- El conjunto de validación debe cumplir con las propiedades de un conjunto de entrenamiento.

## Comentarios

En este capítulo hemos hecho una revisión del estado del arte muy completa para modelos matemáticos y modelos basados en redes neuronales. Partiendo de esta revisión, utilizaremos un modelo matemático simple y que describa correctamente el flujo de permeado, el cual tendrá parámetros a identificar. Este modelo identificado y validado, se describe en la sección [4](#).

Para el caso del modelo con redes de neuronas, se entrenarán el proceso de la planta piloto, con el algoritmo de aprendizaje de backpropagation de Levenberg-Marquardt, utilizando la menor cantidad de puntos posibles para no dar un sobreajuste al entrenamiento. Este trabajo está descrito en la sección [4.2](#).

# 3

## Planta Piloto

Este trabajo parte de una planta piloto ya desarrollada, por lo que la planta piloto tenía diferentes características a las que tiene actualmente. Lo que se pretende es mejorar las características de esta planta, tanto en diseño como en funcionamiento a largo plazo. Por lo que se realizará un nuevo diseño de la planta de filtración, se sensorizará, se instrumentará y se añadirá un circuito de limpieza para intentar reducir la problemática asociada al ensuciamiento de las membranas comentada en puntos anteriores. El trabajo que se desarrolla en la automatización y mejora de la planta se describe en las secciones siguientes.

### 3.1. Situación Anterior

La planta tenía características muy rudimentarias, el montaje estaba hecho sobre una sola base de estantería industrial, los soportes del módulo de la membrana eran hechizos de madera, contaba con un sensor de presión, una válvula manual, una electroválvula proporcional, 2 caudalímetros (alto y bajo flujo), una PC con tarjeta de adquisición de datos, una serie de circuitos para el control de la electroválvula, un serpentín de manguera de goma enrollado para la amortiguación de las vibraciones y la bomba persistáltica con la que se trabaja actualmente. La figura [3.1](#) muestra el montaje anterior.

### 3.2. Situación Actual

Como se aprecia, faltaba mucho trabajo por hacer en la planta piloto inicial para poder cumplir con los objetivos de este trabajo, las modificaciones y trabajos realizados sobre la planta anterior se describen a continuación.



Figura 3.1: Planta piloto inicial.

Para iniciar los caudalímetros de alto y bajo flujo estaban mal seleccionados, pero se logro reutilizar el caudalímetro de bajo flujo como el actual de alto flujo, es decir, el caudalímetro de bajo flujo, es adecuado para medir el flujo de rechazo de la membrana. Para el caudalímetro de bajo flujo, las opciones que existían en el mercado eran muy costosas por lo que se busco una alternativa económica, factible y funcional. El resultado de esto fue un sensor de flujo basado en un sensor laser.

Este fue desarrollado a partir de un sensor laser, un deposito de acrílico, y una mini electroválvula Bürkert 6027. El concepto de funcionamiento es muy sencillo, sabemos las dimensiones del deposito así mismo designamos los limites inferior y superior, los cuales son detectados por el sensor laser (en su rango más lineal) al subir o bajar el nivel, cuando se detecta el limite inferior, se activa un timer (por PC) y al detectar el limite superior se toma el tiempo que tardo en subir el liquido filtrado hasta ese punto, entonces abrimos la mini electroválvula para vaciar el deposito. Contamos con el volumen conocido del deposito y el tiempo que tardo en llenarlo, de esta manera obtenemos un caudal promedio, esta medida funciona perfectamente para nuestra planta piloto, debido a que la dinámica es lenta y los ciclos de trabajo son largos.

Con esta alternativa hemos bajamos los costos del montaje considerablemente, así mismo se propone un sistema innovador de medida de bajo caudal.

Se incorporo otro sensor de presión de las mismas características, que el ya existente, para poder tener la medida de la presión transmembrana y poder realizar los experimentos. También se agrego el baño recirculador frio/calor "PolyScience" o intercambiador de calor (figura 3.3) con capacidad de 28 litros y un rango de temperatura de  $-25^{\circ}$  a  $150^{\circ}$  grados Celsius, el cual





Figura 3.2: Sensor de Bajo caudal

contiene el tanque de alimentación de acero inoxidable



Figura 3.3: Intercambiador de calor.

El circuito de limpieza diseñado cuenta con 4 electroválvulas 3 vías SMC *VX3114K* (todas son iguales), 2 depósitos de plástico para almacenar las sustancias para limpieza, 1 depósito más para purgar, las conexiones están hechas con manguera flexible cristal de 8 x 11 *mm* de diámetro, una bomba peristáltica de bajo flujo y su base propia.

Se realizó el diseño de la estantería para el montaje que todos los elementos, el diseño incluye ruedas en todas las estanterías. Se tienen 4 estanterías, donde se realizó el montaje de la bomba peristáltica, el del baño recirculador, el sistema de limpieza y el modulo de la membrana. Las estanterías están separadas para evitar que las vibraciones puedan afectar a las medidas de los sensores. Las ruedas de la estantería donde se coloca la bomba peri-

stática, tienen freno, para evitar deslizamiento por ser el elemento que más vibraciones genera cuando está funcionando.

Para realizar la instrumentación de los sensores y su correspondiente control, se diseñó y fabricó un circuito impreso o PCB a doble cara (figura 3.4) (las anteriores no era posible su reutilización, debido a la incorporación de más elementos), el cual incluye la programación para el *PIC16F876A* capaz de generar una salida PWM de periodo variable, para el control de la electroválvula proporcional. El circuito, además, contiene las conexiones de alimentación, señales de entrada y de salida para todos los sensores. De la misma manera cuenta con una conexión serie *RS232* para el envío y recepción de datos de la interfase (PC) - PCB (pic), se utilizan transistores para el control de las electroválvulas y un relé a 220 voltios para la activación / desactivación de la bomba peristáltica del circuito de limpieza. Y 3 leds, los cuales nos indica el estado (3) en que se encuentra la planta piloto: Sistema activado, planta en operación o Limpieza.



Figura 3.4: Circuito impreso para el control.

El sistema de controla desde una PC de escritorio, la cual tiene una tarjeta de adquisición de datos “Advantech” *PCI – 1711* este elemento nos permitirá recoger datos de los distintos sensores y enviar la acción de control al motor. Las propiedades principales que más nos interesan de esta tarjeta son sus entradas analógicas (16) y sus salidas analógicas (2), todas ellas con un rango entre  $-10$  y  $10$  voltios. El periodo máximo de muestreo será de 10000 muestras por segundo.

Se utilizó el software comercial de MATLAB para realizar la interfase de usuario con la herramienta Guide, capaz de controlar y supervisar el proceso

de filtración. En la figura 3.5 se muestra la interfase, los controles (botones) que se tienen para operar la planta son: *inicio/paro*, *salir*, control de la *temperatura* de referencia, la *velocidad* del bomba de referencia, el *porcentaje de apertura* de electroválvula (abrir o cerrar), accionar el *circuito de limpieza* y las opciones *de trabajo manual o automático*, en este ultimo se aplica el control. La interfase incluye gráficos de supervisión de la temperatura, presión, la velocidad de referencia y el caudal de permeado y rechazo.

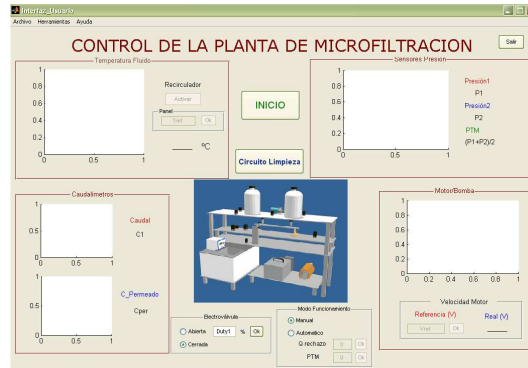


Figura 3.5: Interfase de control y supervisión.

La imagen central, diseñada en CAD, muestra el esquema de la planta piloto de MF y UF. Entre las opciones de la ventanas tenemos *Archivo*, donde tienen la opción *guardar* los datos, *guardar como*, la *inicialización de variables* y *salir*; en la otra ventana de *Herramientas* están las opciones del *circulador*, de la *limpieza* y *gráficos*, esta ultima despliega otra pestaña con las opciones de Gráficos de PTM, caudales, velocidad de referencia, apertura de referencia y temperatura. Finalmente la ventana de *ayuda*, despliega información útil al usuario.

En el controlador del circuito de limpieza (figura 3.6) se tienen los controladores de: *purga* y *recirculado* para el agua destilada ( $H_2O$ ) y para el hidróxido de sodio ( $NaOH$ ). Así mismo se tienen gráficos para la supervisión de la presión transmembrana, la velocidad de la bomba y caudales de rechazo y permeado.

En la imagen central de la interfase de limpieza se muestra un esquema de la planta con el circuito de limpieza, el cual marca la ruta del liquido circulando, al cambiar las opciones de agua o hidróxido de sodio, para el recirculado o para la purga.

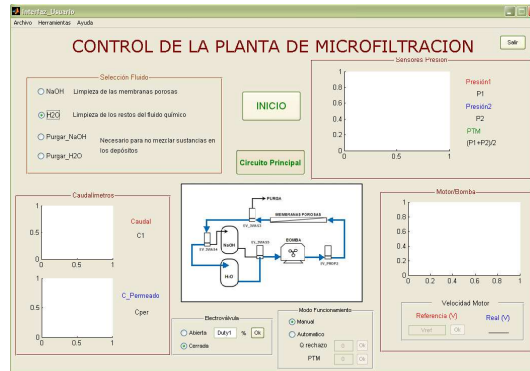


Figura 3.6: Interfase de control del circuito de limpieza.

Describiremos el sistema de la planta piloto actual; se tiene el baño recirculador frío/calor. Éste elemento se necesita para realizar los experimentos e investigaciones bajo las mismas condiciones de temperatura, éste sistema cuenta con su control propio para la temperatura, por lo que solo se asigna la referencia desde la interfase de usuario.

La bomba peristáltica Masterflex (figura 3.7) se encarga de hacer circular la solución desde el tanque de alimentación a través de una electroválvula 3 vias, la cual dirige el líquido proveniente de la limpieza o del tanque de alimentación, a la membrana de microfiltración cerámica Carbosep M14 (figura 3.8), pasando por el amortiguador de pulsos, el cual consiste en un filtro (no tiene impacto en la filtración ya que es de poro muy grande), que debido a su configuración permite absorber las pulsaciones que genera la bomba, de esta manera podemos reducir las oscilaciones y perturbaciones que se generan en las medidas de los sensores.

Al inicio y al final de la membrana hay 2 sensores de presión Bürkert 8323 (figura 3.9,6), los cuales trabajan en un rango de presión de 0 a 4 bares. Después del segundo sensor hay una valvula manual (figura 3.9,5) la cual se puede utilizar para meter perturbaciones de estrangulamiento al sistema de control o para el fin que el operador considere oportuno.

Continuando está el sensor de caudal Bürkert 8031 (figura 3.9,2) con un rango de trabajo de 10 a 100  $L/h$ , posteriormente se encuentra una electroválvula de 3 vias de esta manera se dirige la solución al tanque de alimentación a otra electroválvula de 3 vias, la cual es utilizada para el sistema de limpieza. La



Figura 3.7: Bomba peristáltica Masterflex.



Figura 3.8: Membrana cerámica Carbosep M14.

ultima es seleccionada para designar si el liquido de limpieza (agua destilada o el hidróxido de sodio) que se esta utilizando en ese momento, se recircula o se purga (figura 3.9,12). Posteriormente otra electroválvula de 3 vias se utiliza para dirigir el liquido de limpieza recirculado a los depósitos correspondientes (figura 3.9,10).

Para el bombeo del liquido de limpieza, se cuenta con otra bomba peristáltica de bajo caudal, la cual es alimentada por los depósitos con los líquidos de limpieza. El liquido es asignado por otra electroválvula de 3 vias.

A la salida del flujo de permeado se encuentra el sensor de bajo caudal (figura 3.9,9 y 3.2), cuyo funcionamiento y desarrollo, ya se comento anteriormente.

La tubería en todo el sistema que une a los componentes es tubería de P.V.C. de 12 x 18 mm, plastificada con malla de poliéster reforzado.

El esquema de la planta piloto se muestra en la figura 4.1.

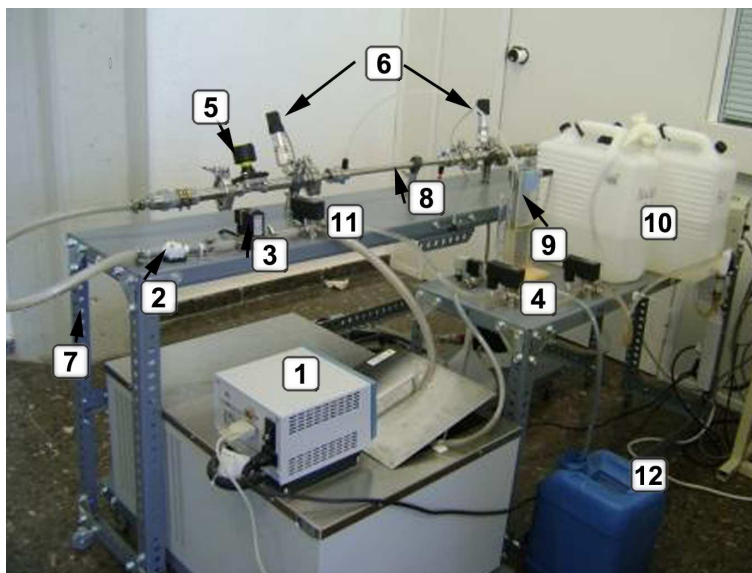


Figura 3.9: Planta piloto, descripción de los elementos: 1) Baño, 2) Caudalímetro, 3) Electroválvula proporcional, 4) Electroválvula 3 vías, 5) Válvula manual, 6) Sensores presión, 7) Estructura, 8) Membrana, 9) Caudalímetro permeado, 10) depósitos limpieza, 11) Electroválvula proporcional, 12) Depósito purga

Se cuenta con sistemas de seguridad, los cuales se accionan al sobrepasar la presión máxima (limitada a 2,5 bar) así como a un brusco cambio del gradiente de presión. Esta seguridad funciona tanto en la opción manual como en la de control automático. En cuanto al sistema automático, se tiene limitadas las acciones de control y la bomba peristáltica cuenta con un rampa de aceleración hasta el punto de referencia.

Para mayor información de manuales de usuario, mantenimiento, lista de partes, scripts de programación de interfase y pic, así como para los planos del diseño de toda la planta piloto consultar [23] .

## Comentarios

En esta sección se ha descrito el fuerte trabajo desarrollado sobre el diseño y montaje de la planta piloto, para su automatización, adaptación y mejora de la misma. La cual ha quedado en las condiciones necesarias para poder

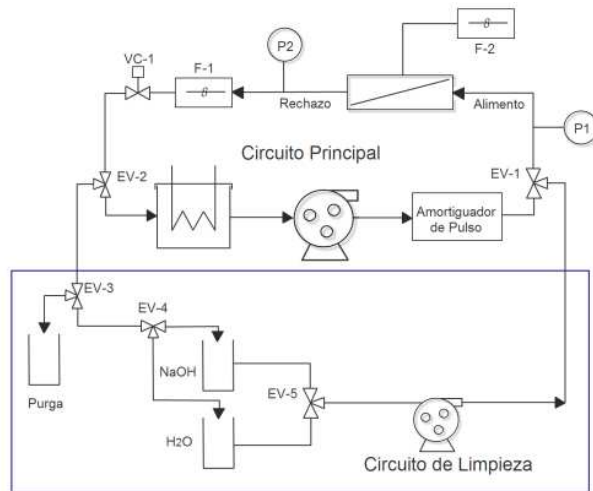


Figura 3.10: Esquema de la planta piloto de microfiltración y ultrafiltración Tangencial.

realizar experimentos e investigaciones.

Se ha desarrollado una nuevo sensor para medir caudales bajos, basado en un sensor laser, el cual ha funcionado satisfactoriamente para esta aplicación.

# 4

## Modelado Planta Piloto

### 4.1. Modelado Matemático

Numerosos modelos basados en conceptos físicos han sido presentados en la sección 2.2 para simular el funcionamiento de la ultrafiltración “UF” y microfiltración “MF”. Los modelos más convencionales son: el modelo de transferencia de masa (film theory), el modelo de polarización de gel, modelo de la presión osmótica, entre muchos otros [22, 36, 37, 38, 51], ver sección 2.2.

A partir de los principios fundamentales (Ley de Darcy) [11] (ecuación 4.1) en los que se basa un proceso de filtración por membranas porosas se propone utilizar un modelo dinámico para el calculo del flujo de permeado  $J_P$ .

$$J_P = \frac{P_{TM}}{R_t} \quad (4.1)$$

Siendo  $P_{TM}$  la presión transmembranal, y  $R_t$  la resistencia total de la membrana.

Este modelo [40] que debe ser identificado y validado, debido a la naturaleza del mismo, incluye el efecto del ensuciamiento de las resistencias en serie, formado la resistencia de la membrana  $R_m$ , la resistencia reversible  $R_c$  y la resistencia irreversible  $R_i$ , describiendo la siguiente ecuación (4.2):

$$J_P = \frac{P_{TM}}{R_m + R_c + R_i} \quad (4.2)$$



La resistencia de la membrana se considera que es constante, esta se calcula en el primer experimento realizado a partir del flujo de permeado inicial y considerando  $R_c$  y  $R_i = 0$ . La cinética de crecimiento de la capa de la resistencia reversible es proporcional al flujo y la concentración de la solución, e inversamente proporcional a la resistencia reversible elevado a la potencia “ $b$ ” (ecuación 4.3) [3, 40].

En la ecuación 4.3 “ $a$ ” y “ $b$ ” son parámetros ajustables y “ $C$ ” es la concentración del ácido húmico:

$$\frac{dR_c}{dt} = \frac{a \cdot J_P \cdot C}{R_c^b} \quad (4.3)$$

$$\frac{dR_i}{dt} = c \quad (4.4)$$

Mientras que la cinética de la resistencia irreversible (“Irreversible Fouling”) solo depende de un solo parámetro “ $c$ ” (ecuación 4.4).

Los experimentos se realizaron con una planta piloto de Microfiltración y Ultrafiltración Tangencial. Ésta consiste de una membrana cerámica Carbosep M14 con un tamaño de poros nominal de  $0,14 \mu m$ , compuesta de óxido de zirconio y un soporte poroso de carbón. Los tubos tienen un diámetro externo de  $10 mm$ , una longitud de  $400 mm$  y un área superficial de  $0,0225 m^2$ . El diámetro del canal hidráulico es de  $6 mm$ .

La planta experimental cuenta con un tanque de alimentación con intercambiador de calor, una bomba peristáltica, sensores de presión, caudalímetros y un sistema de limpieza automático, tal como se comentó en la sección 3. El esquema de la planta piloto se muestra en la figura 4.1.

La información para la primera identificación del modelo consiste en 3 experimentos cortos de la microfiltración de **Ácido Húmico** a una concentración de  $20 mg/L$ .

Los Ácidos húmicos son moléculas complejas orgánicas formadas por la descomposición de materia orgánica. Las sustancias húmicas se hallan en todos los suelos y en todas las aguas.

Cada ciclo de trabajo se realizó por 1,5 horas, bajo las siguientes condiciones de operación:

- Temperatura:  $25^\circ C$ .

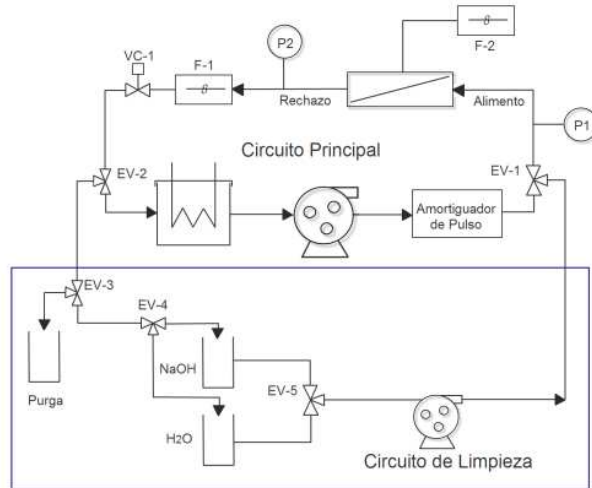


Figura 4.1: Esquema de la planta piloto de microfiltración y ultrafiltración Tangencial.

- Presión:  $1,5 \pm 0,1$  bar
- Caudal de rechazo:  $58 \pm 0,1$  L/h

Los ciclos de limpieza se realizaron al inicio del primer ciclo de filtración y al finalizar cada uno de los ciclos de trabajo, siendo idénticos en todos los experimentos. Las condiciones son las siguientes:

- Agua desionizada hasta desplazar todo el contenido de alimentación de la membrana.
- Una solución de NaOH a una concentración de 0,1 mol.
- Agua desionizada hasta desplazar todo el contenido de la limpieza de la membrana.

Inicialmente se planteó la modificación de la ecuación 4.4 por la ecuación 4.5, para así suponer que la resistencia irreversible es una función cuadrática, lo que reflejaría un mejor ajuste del modelo.

$$\frac{dR_i}{dt} = c \cdot t \quad (4.5)$$

Esta modificación del modelo se estudió y validó con los datos experimentales del modelo original [3], ésta identificación mostraba una muy buena predicción del flujo de permeado. El problema que presentó este cambio, con los experimentos actuales, fue que en la práctica mostraba un sobreajuste, por lo que el modelo no estimaba el flujo de permeado correctamente, optando por volver al modelo original.

Los resultados de la identificación de los parámetros fueron satisfactorios, se realizaron 2 iteraciones para el ajuste de los parámetros y una más para la validación. La resistencia de la membrana se calculó a partir de la primera medición que se obtuvo en el experimento en el primer ciclo de filtrado.

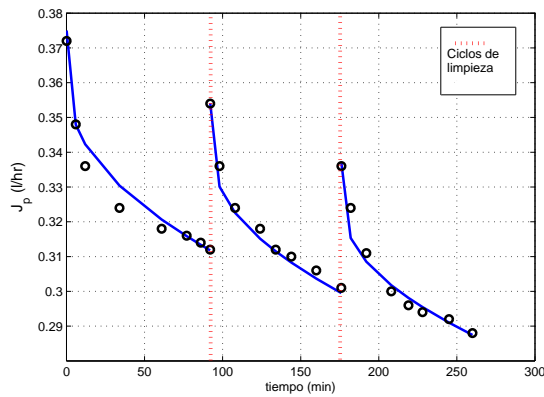


Figura 4.2: Comparación entre los resultados experimentales y la estimación a partir del modelo. El ultimo ciclo de trabajo es el estimado.

Para resolver los parámetros del modelo a partir de la información experimental obtenida se utilizó el software comercial de MATLAB. El modelo se resolvió numéricamente usando el método de Runge-Kutta (ode45 de Matlab) y los parámetros ( $a, b, c$ ) del modelo a partir de la minimización del error medio cuadrático.

En la figura 4.2 se muestran dichos resultados, siendo la línea a puntos las mediciones experimentales y la línea continua la predicción del modelo.

El flujo de permeado se disminuye a lo largo de cada experimento, al final, el gradiente de cambio es cada vez menor, por lo que el flujo de permeado tiende a ser constante. Cuando se realiza el ciclo de limpieza la membrana recupera la mayor parte del flujo inicial.

En la figura 4.2 se aprecia una disminución constante al inicio de cada ciclo de trabajo, esta disminución de permeado se debe a la resistencia irreversible de la membrana, esto es por el taponamiento u obstrucción de la membrana que, aun con la limpieza, mantiene cierto grado de ensuciamiento permanente. En la figura 4.3(a) se muestra la evolución lineal de la resistencia irreversible en el tiempo.

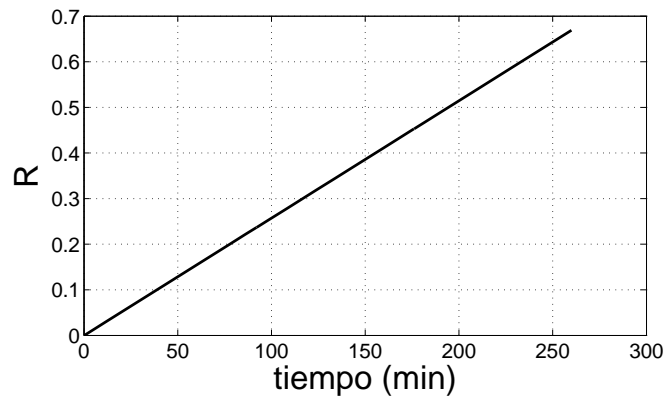
Es importante tener cuidado con los tiempos de ciclo de trabajo y la presión transmembranal aplicada, para evitar llegar a una alta resistencia irreversible buscando un flujo de permeado mayor, siendo muy probable que no se justifique económicamente, debido a que el flujo de permeado tenga menor beneficio que el coste de la renovación de la membrana.

La evolución de la resistencia reversible es logarítmica o exponencial inversa, se puede observar el comportamiento de las identificaciones y de la validación en la figura 4.3(b), conforme pasa el tiempo de filtrado se tiene mucho más ensuciamiento, por lo que el flujo de permeado disminuye gradualmente con el tiempo.

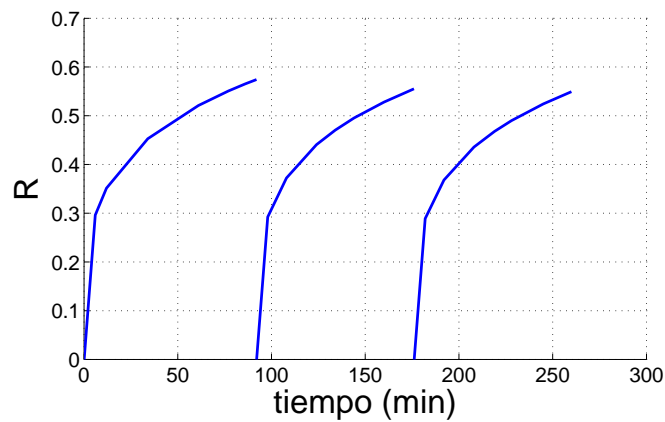
Se observó durante esta investigación que mientras más sencillos sean los modelos y sean entrenados con la menor cantidad de puntos posibles, siendo estos representativos del experimento, los resultados obtenidos son mucho más satisfactorios, confirmando el entrenamiento (aprendizaje) con pocos puntos [6].

Algunas conclusiones que se obtuvieron a partir de este experimento son:

- Los resultados obtenidos en esta validación (experimentos cortos) son aceptables, el modelo estima de manera correcta el flujo de permeado, a pesar de la complejidad que introduce el ensuciamiento en el sistema estudiado.
- A partir de este modelo se puede pensar en el desarrollo de un controlador robusto para este tipo de aplicaciones, optimizando el flujo de permeado y minimizando los costes energéticos.
- Se rechazó la idea de manejar una resistencia irreversible con función cuadrática debido al sobreajuste que presentaba la estimación.
- Se observó que en el proceso de limpieza se debe seguir cuidadosamente el protocolo de la misma, ya que se puede tener variaciones de flujo inicial de permeado en la respuesta de la membrana.



(a) Resistencia Irreversible en el tiempo.



(b) Resistencia Reversible en el tiempo.

Figura 4.3: Resistencias

- Se puede mejorar el modelo con un aprendizaje de multiples concentraciones y un mayor ciclo de trabajo.

Para mejorar la identificación del modelo se realizaron experimentos largos de 4 horas cada uno con las mismas condiciones de operación y de limpieza de la identificación anterior (experimentos cortos), pero se implemento un control automático para mantener las referencias con el menor error posible, de esta manera podemos ser más exigentes en las tolerancias.

El modelo se volvió a entrenar de la misma manera que en los experimentos cortos. En la toma de datos para esta identificación se le aplico en control desarrollado en este trabajo. Los resultados de la identificación de los parámetros para estos nuevos experimentos fueron ,tal como se esperaba,

satisfactorios, se realizaron 2 ciclos de trabajo para el ajuste de los parámetros y uno más para su validación. En la figura 4.4 se observan los resultados obtenidos para estos experimentos.

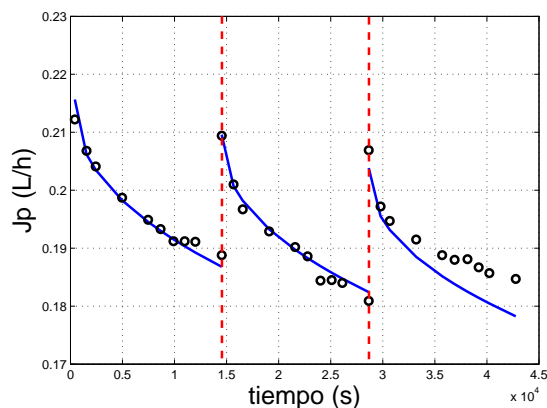


Figura 4.4: Comparación entre los resultados experimentales y la estimación a partir del modelo, para los experimentos largos con control.

Si observamos las figuras 4.2 y 4.4 tenemos que destacar en el flujo de permeado inicial de los experimentos largos esta por debajo que el flujo de permeado final de los experimentos cortos, esto se debe a que se realizaron más experimentos entre cada ellos (exp. corto y largo).

También podemos observar que la caída del flujo de permeado es mucho menor, es decir, la diferencia entre el flujo de permeado inicial y final en cada ciclo de trabajo, para los experimentos largos, es menor que para los experimentos cortos, esto se debe gracias a que el controlador mantiene el caudal de rechazo y la presión constante.

Por lo tanto el impacto que ha dado el control es el aumento del flujo de permeado  $J_P$  en los experimentos, y un seguimiento más estricto. De esta manera podemos concluir que se podrá obtener una función de coste muy buena para el modelo de permeado y el control, eso si, tomando en cuenta las limitaciones físicas del sistema. El control aplicado para la realización de estos experimentos se comentan en la sección 6.

De esta parte del trabajo se ha escrito un artículo para las XXXI Jornadas de Automática de Jaén 2010.

## 4.2. Modelado con Redes de Neuronas

En esta sección se mostrarán los resultados para el entrenamiento del modelo basado en redes de neuronas para los mismos experimentos anteriores.

Se utilizó el software comercial de MATLAB así como el toolbox de Redes de Neuronas “nftool” (Neural network fitting tool). Se utilizaron 2 capas feed-forward con una capa oculta (sigmoideal) y una de salida (lineal). El algoritmo de aprendizaje fue el de backpropagation de Levenberg-Maquardt.

Como entradas consideraron las que influían en el sistema, como el tiempo de filtrado, la presión transmembrana, el flujo inicial. Como salida de la red el flujo de permeado. En la figura 4.5 se muestra el esquema utilizado.

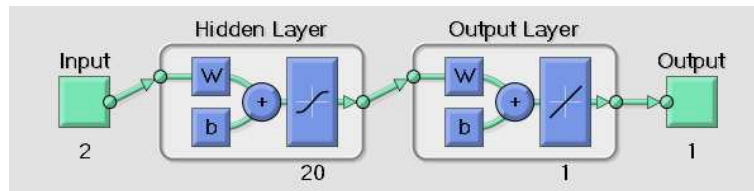


Figura 4.5: Esquema de la planta piloto para los ramales.

Después del entrenamiento de las Redes de Neuronas se obtuvieron los resultados de la figura 4.6, donde se muestra la estimación para el flujo de permeado, siendo la línea azul la predicción de la red de neuronas, las líneas discontinuas rojas el periodo de realización del ciclo de limpieza y los puntos negros los valores reales, se observa que no es buena la estimación, esto es debido a que tiene muy pocos puntos de entrenamiento (mismos que el modelo matemático desarrollado).

No obstante para el entrenamiento de los experimentos largos observamos que los resultados no son buenos, al igual que en la red neuronal anterior, en este caso también se tienen pocos puntos de entrenamiento. En la figura 4.7 observamos los resultados de la predicción para el flujo de permeado.

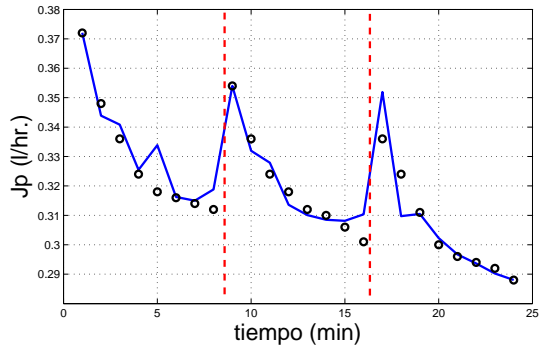


Figura 4.6: Estimación a partir de redes de neuronas para el flujo de permeado. Experimentos cortos.

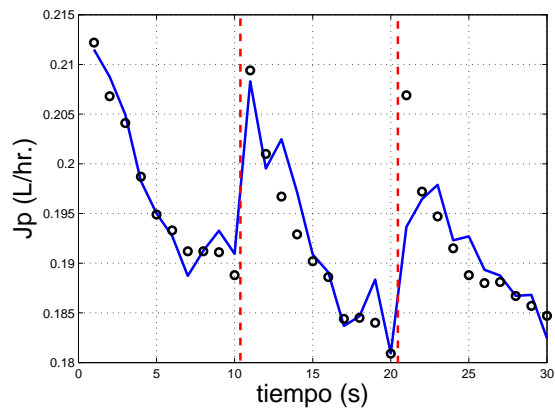


Figura 4.7: Estimación a partir de redes de neuronas para el flujo de permeado. Experimentos largos.



## Comentarios

Es claro que los procesos de microfiltración y ultrafiltración tangencial son procesos industriales complejos debido su dinámica, al ensuciamiento de la membrana, a la falta de conocimiento del proceso y a las no linealidades del sistema. Es por esto que es un proceso digno a controlar.

Partiendo de el modelo matemático identificado basado en resistencias, los resultados obtenidos en esta validación son aceptables, el modelo estima de manera correcta el flujo de permeado. A partir de este modelo se puede pensar en el desarrollo de un controlador robusto para este tipo de aplicaciones, optimizando el flujo de permeado y minimizando los costes energéticos.

Como ya se comento anteriormente, de esta parte del trabajo del desarrollo del modelado matemático se ha escrito un artículo para las *XXXI* Jornadas de Automática de Jaén 2010.

En este trabajo no se utilizará el modelo de redes neuronales, ya que no cumple con las expectativas que buscamos, para realizara el controlador que pueda satisfacer los objetivos del trabajo. Una posible solución para ajustar mejor el modelo basado en redes de neuronas, es aumentar el número de puntos para su entrenamiento, en este trabajo se entreno con muy pocos, así que se puede obtener mucho mejores resultados incrementando solo este parámetro.

# 5

## Control de MF y UF

### 5.1. Control

Existe muy pocas referencias para controlar las plantas de microfiltración y ultrafiltración, en la mayoría de los casos se controla una sola variable, por ejemplo, una de las maneras más comunes y simples es mantener la presión constante [11]. El objetivo es tener la presión transmembrana constante a un valor determinado, con esto si el flujo de permeado disminuye, es por el ensuciamiento que existe en la membrana o posibles pérdidas de presión por fugas.

Otra manera común es mantener el flujo de rechazo constante, esto se obtiene abriendo o cerrando las válvulas. Esto se consigue en las industrias normalmente con un caudalímetro y un PLC. El controlador PLC supervisa simultáneamente todos los parámetros importantes como, por ejemplo, la presión, la diferencia de presión y los caudales. Una de las formas con mayor tendencia a utilizar es controlar la presión transmembrana y el flujo de rechazo, con esto se tienen 2 variables a controlar, lo cual no es fácil ya que estas variables tienen un acoplamiento muy fuerte.

Controladores típicos como el PID han sido utilizados [47] para el control de este proceso, dando como resultado el punto de referencia de la presión transmembrana o el flujo de permeado, este control necesita información adicional del ensuciamiento, por lo que se necesita identificar algunos parámetros. Los resultados mostrados eran satisfactorios y además el control fue implementado en una planta de ultrafiltración.

El control adaptativo [45] ha sido utilizado con buenos resultados junto con un controlador PI para el proceso de Hemodiálisis, desarrollando un algoritmo capaz de controlar la microfiltración de una cantidad considerable de tipos

de dializadores disponibles en el mercado.

Otros trabajos han utilizado lógica difusa y algoritmos genéticos para el control de la microfiltración de azúcar de caña [32], utilizando un controlador tipo Sugeno para el control automático y los algoritmos genéticos para la optimización del controlador difuso. El control se realizaba sobre la presión transmembrana y la velocidad de la bomba. Los resultados obtenidos de este controlador optimizado fueron buenos.

El mismo autor en otra de sus publicaciones [34] ha utilizado la lógica difusa para el control de ultrafiltración. El objetivo es mantener un flujo de permeado constante, lo cual consigue a partir del aumento de la presión transmembrana conforme la membrana se ensucia y disminuye el flujo de permeado. Se obtienen muy buenos resultados para el controlador difuso, además se presume de un control robusto.

La MF y UF es un proceso que cambia gradualmente a consecuencia del ensuciamiento. Por lo tanto, las estrategias de control basadas en variables operativas constantes no resultan eficaces durante la filtración. Los modelos que se tienen no describen completamente al proceso, por lo que el control multivariable a partir de modelos locales, no es una opción viable.

Tomando en consideración la situación, de que no existe modelo adecuado, para describir el proceso completo de la microfiltración y ultrafiltración tangencial, con fines de aplicar técnicas de control clásicas y contando con el apoyo de Ingenieros Químicos expertos en estos procesos, se opta por utilizar controladores expertos.

## 5.2. Control Experto

Cuando se hace referencia a “Control Avanzado” se quiere indicar la aplicación de estrategias de control automático que trascienden las que usualmente se aplican en control de procesos. Ejemplos de las técnicas de control más usuales de sistemas SISO (una entrada - una salida) son el control PID en sus diversas formas, ajuste manual o automático (“selftunning” o “autotunning”), control de razón, sistemas de “Adelanto-Atraso” (“Lead-Lag”) por reasignación de polos y ceros, control digital discreto (usando PLC’s), entre otros, las mismas que pueden aplicarse sobre sistemas MIMO (multi-variables), usando el concepto de desacople de lazos a partir del análisis de la matriz de ganancias relativas de Bristol, quedando limitado a sistemas con igual número de variables de entrada que de salida.

En general, estas estrategias pueden denominarse de “parámetros óptimos” ya que, partiendo de una estructura algorítmica fija, se modifican sus parámetros con el objeto de lograr la respuesta del proceso que mejor se adecúe a los requerimientos del mismo, conforme a un criterio de optimización fácil de entender y manejar por el operador de planta.

Por lo general, este tipo de control presenta buenas condiciones de desempeño para la mayoría de los procesos industriales tradicionales, lo que prácticamente asegura su permanencia en el tiempo. Sin embargo, existen procesos que, por su grado de complejidad, no pueden ser operados usando técnicas de control convencionales de forma eficiente, y requieren aplicar técnicas de control avanzado para alcanzar las prestaciones deseadas.

Existen diferentes formas de control automático que responden a este tipo de denominación. En general, todas se basan en un conocimiento más o menos acabado del sistema a controlar, tanto de su fenomenología como de sus condiciones de operación, a través de un modelo matemático que lo describa en forma bastante aproximada, en todo su rango de operación y para cualquier instante de tiempo (situación relevante en procesos por lotes o “batch”).

Este modelo se usa tanto como parte integrante del sistema de control como para evaluar el desempeño del sistema a través de técnicas de simulación. Por lo general, ninguno de los algoritmos de control avanzado pueden considerarse de “parámetros optimizados” sino que responden mas bien a estrategias de “estructura optimizada”, ya que su estructura depende del sistema particular a controlar. El desarrollo de este tipo de algoritmos, por lo general, implica una fuerte plataforma computacional y, por tanto, difícilmente pueda pensarse en encontrar productos comerciales que los contenga (salvo excepciones, como es el caso de control por lógica difusa “fuzzy logic”).

Los controladores con estrategias de control avanzado requieren ser configuradas por un experto en control, quien deberá posteriormente capacitar al operador del proceso para hacer los ajustes que podrían requerirse durante la operación rutinaria del sistema que esté siendo controlado.

En este trabajo de investigación se utilizaran técnicas de **control experto**, el mejor exponente de este tipo de control, por el grado de aceptación que ha tenido a nivel industrial es el control Borroso, Difuso o por Lógica Difusa (“Fuzzy Logic Control”). Por lo tanto, repasaremos los modelos de control de lógica difusa o lógica borrosa.

### 5.2.1. Lógica Difusa

La **lógica difusa** nace en 1965 a partir de la publicación del artículo “Fuzzy sets” escrito por Lotfi Zadeh [52] al tratar de representar el pensamiento lógico humano. En contraste con la lógica convencional que utiliza conceptos absolutos para referirse a la realidad, la lógica difusa define los conceptos en grados variables de pertenencia, siguiendo patrones de razonamiento similares a los del pensamiento humano.

La lógica difusa es esencialmente una lógica multivaluada que es una extensión a la lógica clásica. Estas últimas imponen a sus enunciados únicamente valores de falso o verdadero, sin embargo gran parte del razonamiento humano no son tan “deterministas”.

La lógica difusa procura crear aproximaciones matemáticas en la resolución de ciertos tipos de problemas. Pretenden producir resultados exactos a partir de datos imprecisos, por lo cual son particularmente útiles en aplicaciones electrónicas o computacionales. El adjetivo difuso aplicado a ellas se debe a que los valores de verdad no “deterministas” utilizados en ellas tienen, por lo general, una connotación de incertidumbre.

Lo difuso puede entenderse como la posibilidad de asignar más valores de verdad a los enunciados clásicos de “falso” y “verdadero”. El objetivo de todo sistema manejador de una lógica difusa es describir los grados de los enunciados de salida en términos de los de entrada, algunos sistemas son capaces de refinar los grados de veracidad de los enunciados de salida, conforme se refinan los de la entrada. Por estas propiedades es que ciertos sistemas de lógica difusa aparentan una labor de aprendizaje, y son excelentes mecanismos de control de procesos [39].

La lógica difusa se encuadra en el área de la llamada inteligencia artificial y han dado origen a sistemas expertos de tipo difuso y a sistemas de control automático.

Este sistema de control avanzado que ha tenido buena aceptación entre sus exponentes, principalmente por la industria japonesa, y se encuentran aplicaciones de estrategias de control basadas en lógica difusa en el ajuste automático del foco en cámaras fotográficas, resolución del sistema de frenos ABS en la industria automotriz, lavadoras automáticas, etc. Inclusive, las principales empresas fabricantes de PLC's han incorporado módulos de control de lógica difusa, y las plataformas SCADA o DCS también los están incluyendo como herramientas de control [46].

Así mismo existen trabajos de investigación para el control de plantas de microfiltración y ultrafiltración tangencial a partir de lógica difusa [32, 33, 34].

Este tipo de control se basa en la recopilación de conocimiento de un sistema, a partir de operadores del mismo que pueden considerarse como “expertos” en su área de conocimiento. Este conocimiento se transforma en una serie de reglas del tipo “SI  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , ENTONCES  $y_1, y_2, \dots, y_m, \dots$ ” (“IF ..., THEN ...”), donde “ $x_1, x_2, \dots, x_n$ ” representan los antecedentes o premisas, e “ $y_1, y_2, \dots, y_m$ ” las consecuencias o acciones. A esto también se le puede llamar control experto basado en reglas.

La proposición del antecedente es siempre del tipo “x es A” donde x es una variable lingüística y A es un término lingüístico constante. El grado de veracidad de la proposición depende de la similitud entre x y A. Dependiendo de la forma del consecuente podemos encontrar, principalmente, dos tipos de modelos borrosos basados en reglas [41]:

- Modelos lingüísticos: en ellos tanto el antecedente como el consecuente son modelos difusos.
- Modelo de Takagi-Sugeno: en los que el antecedente es una proposición difusa y el consecuente una función real.

**El modelo lingüístico (Mamdani)** difuso se introduce como una forma de capturar la información cualitativa disponible en la forma de reglas si-entonces:

$$R_i : \mathbf{Si} \quad x \quad es \quad A_i$$

$$\mathbf{entonces} \quad y \quad es \quad B_i, i = 1, 2, \dots, c.$$

En el caso de sistemas multivariable (MIMO) las reglas quedarían de la forma:

$$R_i : \mathbf{Si} \quad x_1 \quad es \quad A_{i1} \quad y \dots y \quad x_s \quad es \quad A_{is}$$

$$\mathbf{entonces} \quad y_1 \quad es \quad B_{i1} \quad y \dots y \quad y_t \quad es \quad B_{it}, \quad i = 1, 2, \dots, c.$$

El modelo difuso de **Takagi-Sugeno (TS)** se diferencia del modelo lingüístico anterior en que tiene funciones reales en su consecuente en lugar de una proposición difusa:

$$R_i : \mathbf{Si} \quad x_1 \text{ es } A_{i1} \quad y \dots y \quad x_s \text{ es } A_{is}$$

$$\mathbf{entonces} \quad y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_s), \quad i = 1, 2, \dots, c.$$

Un ejemplo sencillo y útil de este modelo es el caso en el que se toma la función del consecuente lineal en sus parámetros, llegando a reglas:

$$R_i : \mathbf{Si} \quad x \text{ es } A_i$$

$$\mathbf{entonces} \quad y_i = a_i^T x + b_i, \quad i = 1, 2, \dots, c.$$

donde  $a_i$  es un vector de parámetros y  $b_i$  un escalar. A este modelo se le llama modelo afín de Takagi-Sugeno [41] y proporciona el marco adecuado para la descomposición de un sistema no lineal en modelos lineales localmente válidos, muy apropiado para aplicar técnicas de control clásicas.

La forma de procesar estas reglas, contrastándolas con la información disponible del proceso controlado, da las características de cada tipo de control en particular.

Para utilizar esta lógica, las variables controladas y observadas que provienen de los distintos sensores presentes en el proceso, cuya información será utilizada por el sistema de control, debe “pasarse” al mundo “difuso” a través de un procedimiento conocido como “fusificación” (“fuzzification”), es decir, pasar de valores reales a valores difusos, teniendo en cuenta el grado de pertenencia que tiene cada variable a los conjuntos difusos en que se subdivide el rango de aplicación de cada variable, a través de la definición de funciones de pertenencia asignadas a las mismas.

Un conjunto concreto se define como una colección de elementos que existen dentro de un universo, cada uno de los elementos del universo pertenecen o no a un determinado conjunto. Por lo tanto, cada conjunto puede definirse completamente por una función de pertenencia, que opera sobre los elementos del universo, y que le asigna un valor de 1 si el elemento pertenece al conjunto, y de 0 si no pertenece.

Ahora bien, un conjunto difuso se define de forma similar, con una diferencia conceptual importante: un elemento puede pertenecer parcialmente a más de un conjunto. Las primeras diferencias que se hacen evidentes entre los conjuntos concretos y los conjuntos difusos son las siguientes:

- La función de pertenencia asociada a los conjuntos concretos sólo pueden tener dos valores: 0 ó 1, mientras que en los conjuntos difusos pueden tener cualquier valor entre el intervalo 0 y 1.
- Un elemento puede pertenecer (parcialmente) a un conjunto difuso y simultáneamente pertenecer (parcialmente) al complemento de dicho conjunto, lo anterior no es posible en los conjuntos concretos, ya que constituiría una violación al principio del tercer excluido.
- Las fronteras de un conjunto concreto son exactas, en tanto que las de un conjunto difuso son, precisamente difusas, ya que existen elementos en las fronteras mismas, y estos elementos están a la vez dentro y fuera del conjunto.

Un conjunto difuso en un universo en discurso puede definirse con la siguiente ecuación 5.1:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\} \quad (5.1)$$

donde  $\mu_A : x \rightarrow [0, 1]$  es la función de pertenencia,  $\mu_A(x)$  es el grado de pertenencia de la variable  $x$  y  $U$  es el universo. Entre más cerca esté  $A$  del valor 1, mayor será la pertenencia de objeto  $x$  al conjunto  $A$ .

El grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a venir determinado por una función de pertenencia, que puede tomar todos los valores reales, comprendidos en el intervalo  $[0, 1]$ , en la figura 5.1 se muestran funciones de pertenencias gaussianas y triangulares.

Cuando las variables están ya definidas en forma difusa, se contrasta la información del sistema con la base de conocimiento disponible del proceso. La base de conocimiento contiene el conocimiento experto asociado con el dominio de la aplicación y los objetivos del control. En esta etapa se deben definir las reglas lingüísticas de control que realizarán la toma de decisiones que a su vez decidirán la forma en la que debe actuar el sistema.



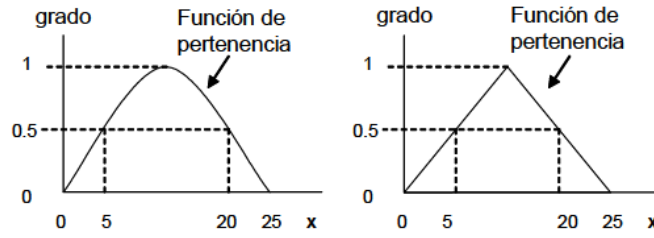


Figura 5.1: Funciones de pertenencia gaussiano y triangular.

Posteriormente se realiza la inferencia, que es el proceso mediante el cual se genera un mapeo para asignar a una entrada una salida, por medio de la aplicación de álgebra difusa, se determina la acción de control requerida para el sistema, pero con carácter “difuso”.

Ahora se tiene una conclusión difusa, una variable lingüística cuyos valores han sido asignados por grados de pertenencia, sin embargo para entregar esta información al mundo real, la acción de control debe ser “defusificada” (“defuzzification”), y entonces estará disponible para ser aplicada a los actuadores del proceso. En la figura 5.2 se muestra un esquema del sistema difuso.

Entre las principales ventajas de esta técnica de control puede destacarse la simpleza de su implantación, la extensión directa que tiene para aplicarse tanto a sistemas SISO como MIMO y, en este último caso, sin requerir un mismo número de entradas que de salidas. Además, la forma de proceder tiene muy buena aceptación por parte de los operadores del sistema [30].

En los modelos difusos, la selección de la estructura [41] con lleva la elección

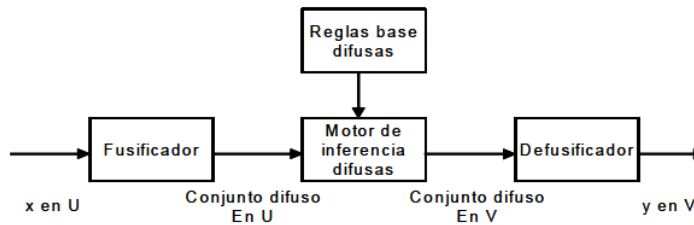


Figura 5.2: Sistema difuso con fusificador y defusificador.

de:

**Variables de entrada y salida.** No siempre está claro que variables deben tomarse como entradas al modelo del sistema que se pretende identificar. En el caso de sistemas dinámicos se debe estimar, además, el orden del proceso. Generalmente se hace uso del conocimiento del comportamiento del sistema, aunque también es posible definir algún índice que nos permita comparar elecciones de forma automática, basándose en datos experimentales.

**Estructura de las reglas.** Hay que elegir el tipo de modelo (lingüístico, relacional, Takagi-Sugeno) y la forma del antecedente de las reglas teniendo en cuenta el propósito del modelo y el conocimiento del que se dispone.

**Número y tipo de funciones de pertenencia para cada variable.** Con esta elección se determina el nivel de detalle del modelo. En este caso, de nuevo, la clave en la elección es el propósito del modelo, aunque también se pueden usar métodos automáticos que, haciendo uso de datos experimentales, añadan o quiten funciones de pertenencia del modelo.

**Mecanismo de inferencia,** operadores conectivos, método de defusificación. Aunque estas elecciones vienen restringidas por el tipo de modelo elegido, aún queda algo de libertad. Generalmente, si se pretende hacer uso de algún método de optimización del modelo usando datos experimentales, se prefieren los operadores diferenciables (producto, suma) a los habituales de mínimo o máximo.

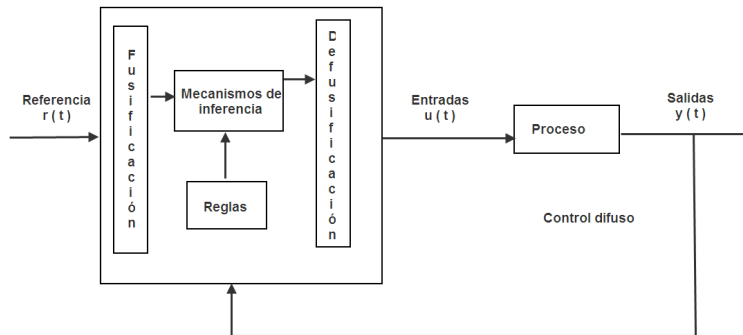


Figura 5.3: Esquema de control lógico difuso.

Una vez la estructura ha sido fijada, los parámetros deben ser ajustados.

Estos parámetros ajustables son: las reglas y las funciones de pertenencia de antecedente y consecuente. En la figura 5.3 se muestra el esquema completo de control difuso, el cual contiene el proceso completo de la lógica difusa (reglas, mecanismos de inferencia, fusificador y defusificador)

## **Comentarios**

En este capítulo hemos hablado de los tipos de controladores utilizados en la industria, y ha sido claro que es un campo no explotado totalmente, así mismo, se ha descartado la utilización de controladores clásicos debido a la naturaleza dinámica del proceso y se optó por utilizar controladores expertos ya que se cuenta con Ingenieros expertos en el tema.

Es por eso que hemos desarrollado el estado del arte de controladores expertos basados en lógica difusa y basado en reglas.

# 6

## Control planta piloto

Es claro que los procesos de microfiltración y ultrafiltración tangencial son procesos industriales complejos debido su dinámica, al ensuciamiento de la membrana, a la falta de conocimiento del proceso y a las no linealidades del sistema. Es por esto que es un proceso digno a controlar.

El control difuso es una técnica inteligente típica que permite aunar el conocimiento humano del experto y sus procesos deductivos, con lo cual se puede emular cualquier tipo de relación continua entre un grupo de variables de entrada y de salida. Como ya se ha mencionado antes se opto por el control experto por que se tiene el apoyo de un experto y no existe algún modelo representativo de todo el proceso de microfiltración y ultrafiltración para utilizar técnicas clásicas de control.

Las variables a controlar (set points) en la planta piloto son: la Presión transmembrana (bar) y el caudal de rechazo (L/h), mientras que las variables a manipular por el controlador son: la electroválvula proporcional (% de apertura) y la velocidad (volts) de la bomba peristáltica. En la figura 6.1 se muestra el esquema de control simplificado.

Otra variable que se controla es la temperatura, los experimentos están hechos teniendo la solución a una temperatura de referencia, la cual es controlada por un intercambiador de calor (ver 3.3) que tiene su propio controlador, en este caso, solo asignamos la referencia por medio de la interfase.

Debemos de tener en cuenta que la planta piloto tiene limitaciones físicas y que no es posible alcanzar cualquier punto de operación deseado, por lo que se desarrollo una tabla (6.1) con los rangos de trabajo posibles para las presiones transmembranales y caudales, de esta manera deberemos de establecer los puntos de consigna alrededor de estos valores.

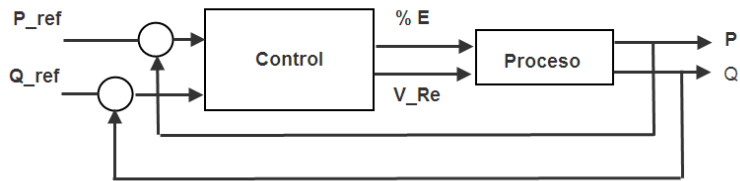


Figura 6.1: Esquema de control simple.

<i>PTM</i>	1-1.4	1.5-1.9	2-2.4
$Q_{min}$	48	50	58
$Q_{max}$	50	63	60

Cuadro 6.1: Rango de trabajo para presión y el caudal.

Haciendo referencia a esta tabla en operador podrá elegir la presión y el caudal deseados dentro de los límites, por ejemplo, podemos establecer un punto de referencia de una presión de 1,5 bar y un caudal de 55 L/h. De la misma manera no podemos asignar un punto de consigna de 1 bar y de 60 L/h, debido a las limitaciones físicas, el control nunca podría alcanzar la referencia.

Partiendo de estos límites físicos, los valores para las referencias máximas y mínimas son: 4,5 y 1 Voltios para la velocidad de la bomba peristáltica y de 65 a 85 % de estrangulación de la electroválvula proporcional.

Para poder controlar este sistema se decidió identificar el sistema utilizando el toolbox de Matlab “ident” (System Identification Tool) para todos los puntos de operación en el rango de trabajo.

Los resultados de ésta identificación no fueron nada positivos, ya que se obtenían muchos modelos complejos de orden elevado. Se complica debido a la gran cantidad de puntos de operación y de modelos locales que se deben de identificar, por lo que se propuso identificar el sistema a partir de un modelo con ecuaciones de transporte de masa [26]. Definimos 2 regiones de la planta piloto: el ramal izquierdo y el ramal derecho para el tratamiento del problema.

El ramal derecho contiene la bomba peristáltica y el izquierdo la electroválvu-

la proporcional, tal como se muestra en la figura 6.2.

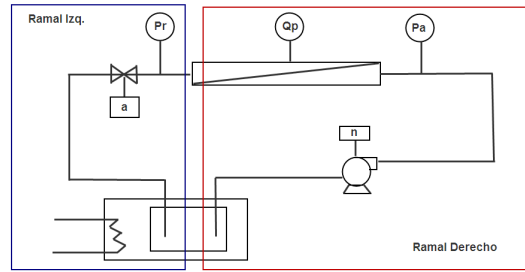


Figura 6.2: Esquema de la planta piloto para los ramales.

En el ramal derecho tenemos el caudal de la bomba y las pérdidas de carga por la tubería, tomando en cuenta que se ven afectadas por la velocidad de la bomba se plantea la ecuación de Bernoulli [26] y obtenemos:

$$H_b(n, Q_a) + n \cdot C \cdot Q_a^2 = P_a \quad (6.1)$$

donde  $H_b$  esta relacionada a la bomba peristáltica:

$$H_b = n \cdot A - B \cdot Q_a^2 \quad (6.2)$$

$n$  es la velocidad de la bomba,  $P_a$  y  $Q_a$  son la presión y el caudal en la alimentación. Para el ramal izquierdo considerando la influencia de la apertura de la electroválvula y las pérdidas de caudal por la tubería obtenemos:

$$K_v(a) \cdot Q_r^2 + \frac{1}{a} \cdot E \cdot Q_r^2 = P_r \quad (6.3)$$

donde  $P_r$  y  $Q_r$  son la presión y el caudal de rechazo.  $A, B, C, D$  y  $E$  son los parámetros a identificar y  $K_v$  es la pérdida de la electroválvula proporcional en función del porcentaje de estrangulación  $a$ .  $K_v$  se define como:

$$K_v(a) = D \cdot \left( \frac{1}{a} - 1 \right) \cdot Q_r^2 \quad (6.4)$$

sustituyendo para el ramal derecho la ecuación 6.1 y las perdidas de la bomba (asumiendo  $Q = Q_a$ ) se obtiene en forma matricial:

$$(n \quad -Q^2 \quad n \cdot Q^2) \cdot \begin{pmatrix} A \\ B \\ C \end{pmatrix} = (P_a)$$

de la misma manera para el ramal izquierdo usamos  $Q = Q_r$ , sustituyendo las ecuaciones 6.4 y 6.3:

$$\left( \left( \frac{1}{a} - 1 \right) \cdot Q^2 \quad \left( \frac{1}{a} \right) \cdot Q^2 \right) \cdot \begin{pmatrix} D \\ E \end{pmatrix} = (P_r)$$

La identificación de los parámetros se obtuvo realizando mínimos cuadrados a partir de la información experimental de la planta, de esta manera se puede estimar la velocidad de giro  $n$  y la apertura de la electroválvula  $a$  para un caudal medio y una presión media.

Se obtuvo los mismos problemas que con la identificación a partir del Toolbox de Matlab, para obtener un funcionamiento correcto se debía realizar muchas identificaciones para todos los puntos de operación en el rango de trabajo, aunque estas eran más sencillas y más fáciles de utilizar. Por lo que se optó por realizar una tabla de consulta (“lookup table”) para asignar los valores iniciales de referencia al sistema, y a partir de ese momento accionar el controlador.

Partiendo de los valores de referencia presión y caudal, se busca en la tabla de consulta la combinación con menor error respecto a la referencia solicitada, de esta manera se asignan los valores de velocidad y apertura de electroválvula, por lo que el sistema inicia su operación muy cerca del punto del trabajo de referencia, así el controlado puede alcanzar la referencia rápidamente.

La tabla de consulta se construyó a partir de experimentos realizados con concentración de ácido húmico, se almacenaron en un arreglo los valores medios de la presión transmembrana  $PTM$ , el caudal de salida  $Q$ , el porcentaje de apertura de la electroválvula  $a$  y la velocidad  $n$  de la bomba peristáltica.

Dado que este sistema funcionó correctamente se mantuvo en el trabajo, hay que tomar en consideración que esta tabla se debe de actualizar después de ciertos ciclos de trabajo, debido a que la resistencia irreversible va aumentando, de esta manera evitaremos que los puntos de trabajo asignados de la

consulta de la tabla se vayan alejando de la realidad conforme se ensucia la membrana.

Se tiene un punto de partida con un error relativamente mínimo, pero necesitamos implementar un control para mantener las referencias y disminuir el error de seguimiento, se propone un integrador por que es necesario que no exista una diferencia de estado estable entre la medición y el valor de consigna bajo todas las condiciones de carga.

Cuando cualquier error exista entre la medición y el valor de referencia, la acción integral hace que la salida comience a cambiar y continúe cambiando en tanto el error exista. Esta función actúa sobre la salida para que cambie hasta un valor correcto necesario para mantener la medición en el valor de referencia.

Este controlador funciona correctamente para el seguimiento del caudal de referencia, pero fue difícil estabilizar la presión en su punto de referencia, por lo que se buscaron más opciones de control. La figura 6.3 muestra la estabilización del caudal.

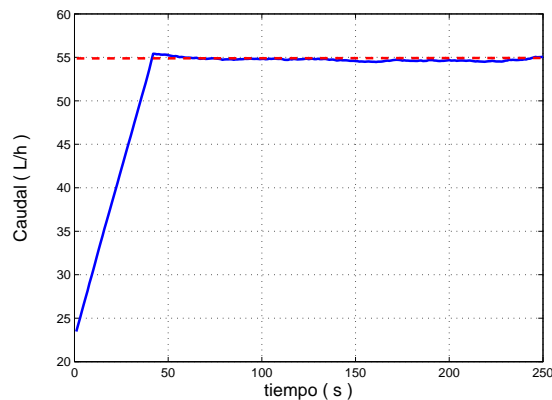


Figura 6.3: Seguimiento de la referencia del Caudal para el control I.

Uno de los principales problema de este sistema a controlar, es que las salidas a modificar por el control están muy *acopladas*, debido a la naturaleza del proceso y al montaje físico, por lo que el seguimiento de ambas variables, resulta complejo. Por esta razón se propuso un control experto, de esta manera, podríamos controlar el sistema MIMO aunque las variables estén fuertemente acopladas.



Se realizaron otros 2 controladores basados en sistemas expertos, uno basado en reglas y otro en lógica difusa, ambos presentaron buen funcionamiento, a continuación se describirán.

### 6.0.2. Control Experto Lógica Difusa

Para desarrollar el controlador basado en **lógica difusa**, se utilizó el software de MATLAB así como el toolbox de Fuzzy Logic Toolbox [1]. Se asignó como variables de entrada el error de la presión  $e_P$  y el error del caudal  $e_Q$ , en la salida tenemos la velocidad de la bomba peristáltica y el porcentaje de apertura de la electroválvula. La estructura de las reglas está basada en el modelo lingüístico (Mamdani).

Tomando en cuenta la tabla de consulta y el controlador experto, el esquema de control es el de la figura 6.4. Es importante comentar que la tabla de consulta (marcada en el recuadro azul en el esquema de control) solo es utilizada una vez, cuando de ésta se sacan los valores asignados como puntos de partida más cercanos a los de referencia.

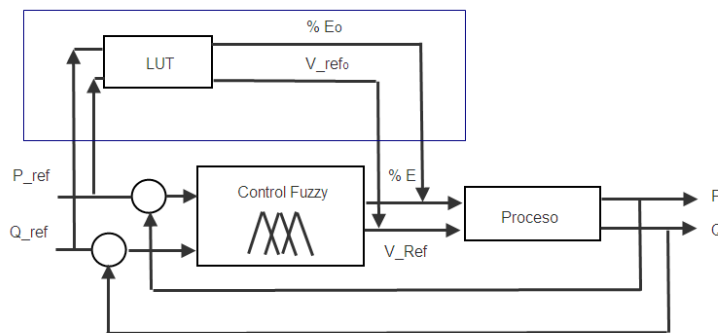


Figura 6.4: Esquema de control difuso para la planta piloto.

En la figura 6.5 se aprecia el toolbox de Matlab y las estructuras anteriormente mencionadas.

Para el error de presión y el error de caudal se tiene el mismo valor lingüístico asociado a estos, pero los valores de las funciones de pertenencia de los conjuntos difusos son diferentes. Los valores lingüísticos de los errores asociados son los de la tabla 6.2.

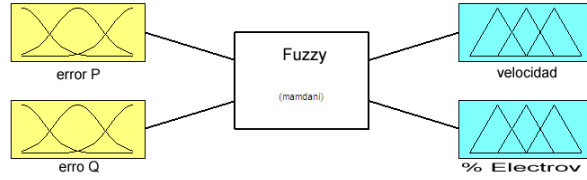


Figura 6.5: Estructura de reglas, variables de entrada y salida para el controlador difuso.

Valores lingüísticos

MuyNeg	Muy Negativo
Negativo	
PocoNeg	Poco Negativo
Nulo	
PocoPos	Poco Positivo
Positivo	
MuyPos	Muy Positivo

Cuadro 6.2: Valores Lingüísticos para  $e_P$  y  $e_Q$ .

De la misma manera, Los valores lingüísticos asociados de las salidas del controlador son los de las tablas 6.3.

Velocidad Bomba	
Bajo Mucho	BM
Bajo Medio	B
Bajo Poco	BP
Subo Poco	SP
Subo Medio	S
Subo Mucho	SM

% Electroválvula	
Cierro Mucho	CM
Cierro Medio	C
Cierro Poco	CP
Abro Poco	AP
Abro Medio	AS
Abro Mucho	AM

Cuadro 6.3: Valores lingüísticos de la acción de control de la bomba y de la electroválvula.

En la figura 6.6(a) se muestran las funciones de pertenencia de los errores así mismo en la figura 6.6(b) se observan las funciones de pertenencia para las salidas (velocidad bomba y estrangulación de la electroválvula)

Con las entradas y salidas definidas, se consulto al Experto en el sistema para realizar las reglas, en este caso, el experto es un Ingeniero Químico. El resultado de la construcción de las 49 reglas para el controlador difuso se

observa en la tabla 6.4, con esta información basada en reglas “If ... Then” se realizara el control experto.

eQ - eP	MuyNeg	Negativo	PocoNeg	Nulo	PocoPos	Positivo	MuyPos
MuyNeg	BM	C-B	B	C-BP	SP	C	C-S
Negativo	BM	B	B	C	CP-SP	C	C-SP
PocoNeg	B	B	BP	CP	A P	A	S
Nulo	A-AP	B	AP	NaC	CP	S	S-CP
PocoPos	A	A	AP	AP	CP-SP	S	S
Positivo	AM	A	A	A	S	S	S
MuyPos	AM	AP-BP	A	AP-SP	C	C	SM

Cuadro 6.4: Reglas expertas para el controlador difuso.

En la figura 6.7 se observa las superficies creadas por el controlador difuso, como se comentaba anteriormente, tiene diversas regiones de trabajo.

Los resultados obtenidos con este controlador son muy satisfactorios, se estabiliza rápidamente para la region central de operación (la que comúnmente se utiliza). En los extremos de la region de trabajo la presión y el caudal, la estabilización es relativamente rápida comparado con la dinámica del sistema y los largos ciclos de trabajo (bajo una misma referencia). Esto es debido a que se tienen menos combinaciones de % de electroválvula y velocidad para alcanzar la referencia. En la figura 6.8 se muestran 3 experimentos cortos para evaluar el controlador, la líneas discontinuas son los puntos de referencia, la línea roja representa el seguimiento de un caudal de 60 L/h y presión de 1,8 bar, la negra 55 L/h y 1,5 bar, finalmente la azul 60 L/h y 1,2 bar.

Se observa que mientras mayor sea el caudal requerido el sistema tarda mas en estabilizarse, en el caso del caudal de 60 L/h a 1,8 bar tiene un tiempo de establecimiento de 5 minutos, los cuales comparados con las 8 horas de funcionamiento industrial por turno, realizando al menos 2 turnos, es totalmente despreciable.

### 6.0.3. Control Experto Basado en Reglas

Los sistemas expertos basados en reglas es una herramienta eficiente para tratar situaciones complejas gobernadas por reglas deterministas. Las reglas deterministas constituyen la más sencilla de las metodologías utilizadas en

sistemas expertos. La base de conocimiento contiene las variables y el conjunto de reglas que definen el problema, y el motor de inferencia obtiene las conclusiones aplicando la lógica clásica a estas reglas.

Por regla se entiende una proposición lógica que relaciona dos o más objetos e incluye dos partes, la premisa y la conclusión. Cada una de estas partes consiste en una expresión lógica con una o más afirmaciones objeto-valor conectadas mediante los operadores lógicos *y*, *o*, o *no*. El esquema de control se muestra en la figura 6.9

Para este caso se plantearon una serie de reglas para aplicar en diferentes condiciones de trabajo de la planta piloto. Las cuales son descritas en la tabla 6.5.

Condiciones	Actuación proporcional en
Si $(e_p > 0,01)$ y $(e_q > 0,5)$	Velocidad
Si $( e_p  < 0,01)$ y $(e_q > 0,5)$	Electroválvula
Si $( e_p  < 0,01)$ y $(e_q < -0,5)$	Electroválvula
Si $(e_p < -0,01)$ y $(e_q > 0,5)$	Electroválvula
Si $(e_p > 0,01)$ y $( e_q  < 0,5)$	Electroválvula
Si $(e_p < -0,01)$ y $( e_q  < 0,5)$	Electroválvula
Si $(e_p > 0,01)$ y $(e_q < -0,5)$	Electroválvula
Si $(e_p < -0,01)$ y $(e_q < -0,5)$	Velocidad

Cuadro 6.5: Reglas expertas.

Los resultados de ambos controladores han sido satisfactorios, ambos son muy parecido en funcionamiento y en tiempo de establecimiento. En la figura 6.10 se muestra la comparación entre ambos controladores para las referencias del caudal.

Actualmente la planta piloto trabaja correctamente con cualquiera de estos controladores. En la figura 6.11 se muestra un ciclo de trabajo de 4 horas, con referencias de 1,5 bar y 55 L/h, se puede observar como alcanza correctamente la referencia y la mantiene, así mismo en la figura 6.12 se puede ver las acciones de control desarrolladas para mantener la referencia.

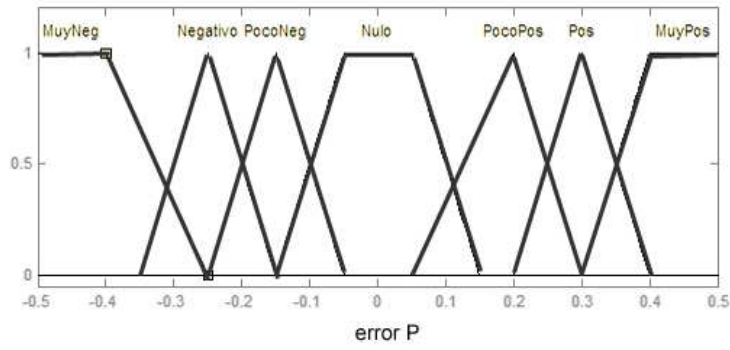
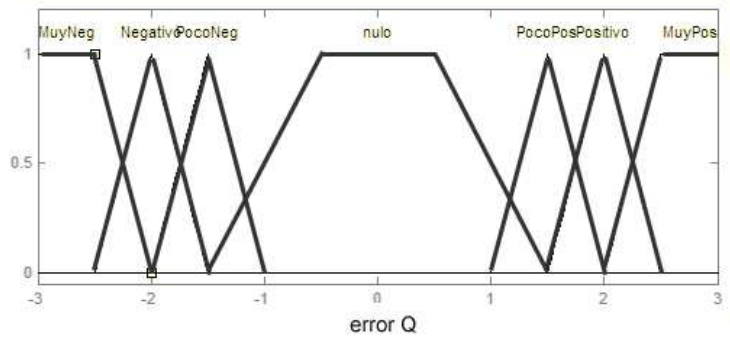
Para mostrar el correcto funcionamiento del control experto, realizaron unas pruebas donde se le dieron varios escalones de referencia a seguir, el resultado

se muestra en la figura 6.13.

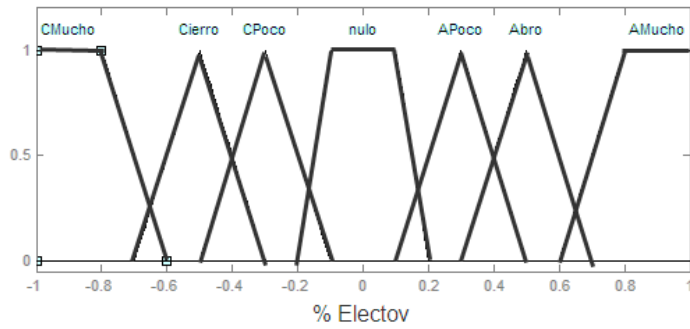
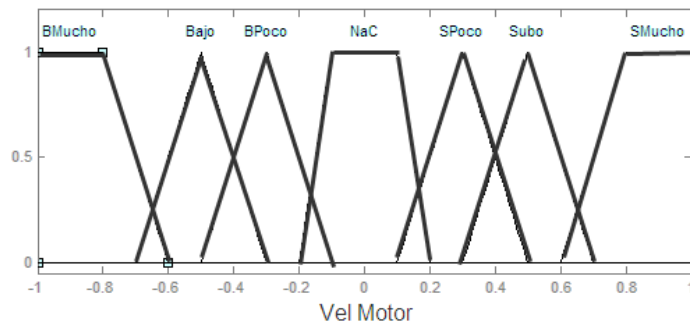
## **Comentarios**

En este capítulo se ha descrito la realización del control de la planta piloto. Se ha descartado la utilización del control PI y se utilizan 2 que actualmente funcionan en la planta piloto. Para mejorar el tiempo de establecimiento y evitar que el sistema se desestabilice, las acciones de control iniciales se han propuesto desde una tabla de consulta a partir de la presión y el caudal de referencia establecido.

Los experimentos realizados muestran que el punto de referencia es alcanzado, solo que en casos iniciales tarda un poco de tiempo (hasta 5 minutos) pero se ha descartado ese problema ya que este tipo de procesos trabajan a un punto de referencia constante durante largas jornadas laborables.



(a) Fusificación



(b) Defusificación

Figura 6.6: Funciones de pertenencia.

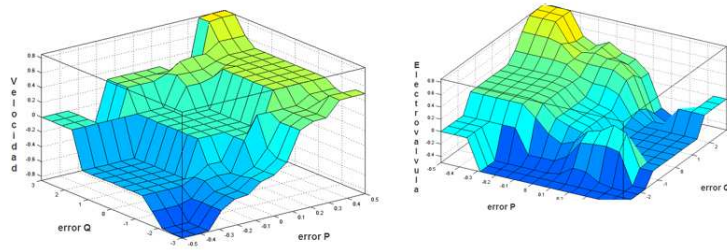


Figura 6.7: Superficies de las funciones de pertenencia del control difuso.

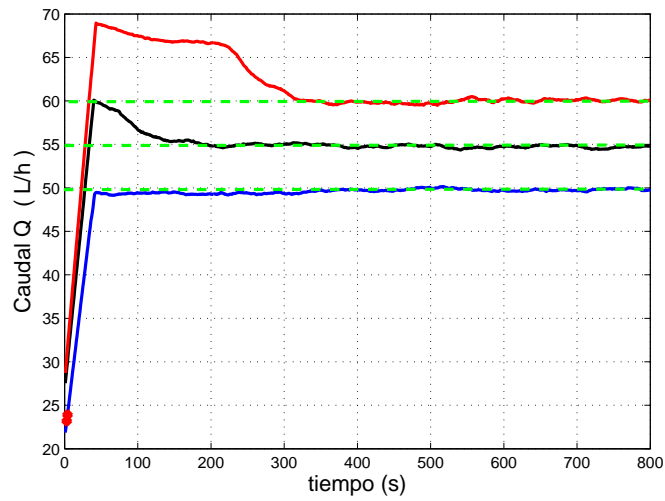


Figura 6.8: Comparación de seguimiento de consigna para el Caudal. Controlador difuso.

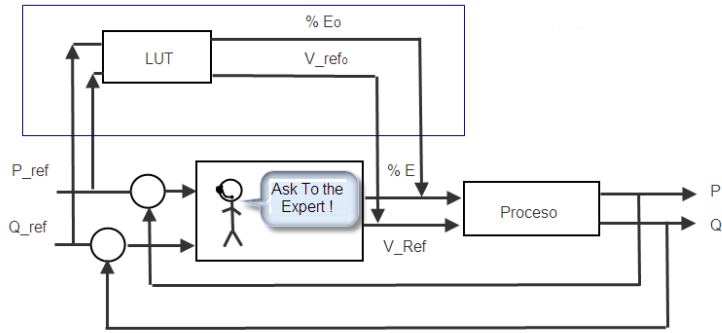


Figura 6.9: Esquema de control experto basado en reglas.

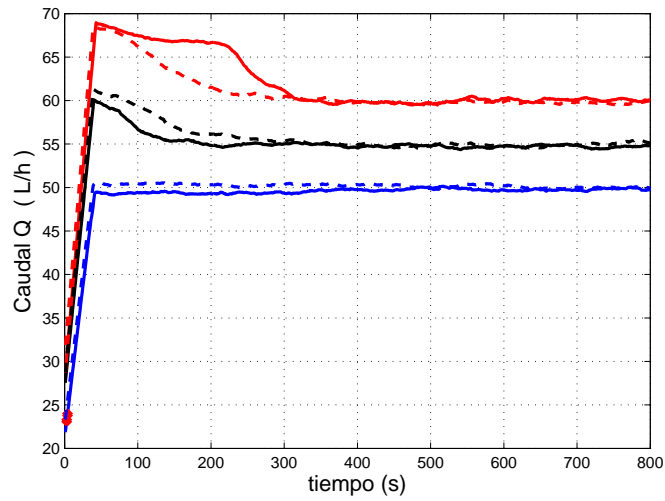
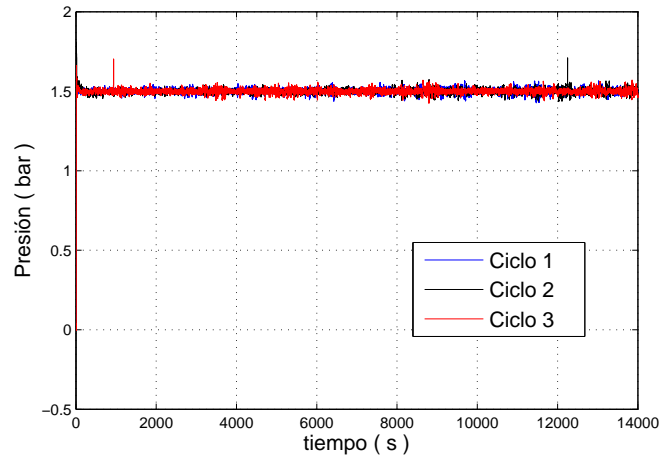
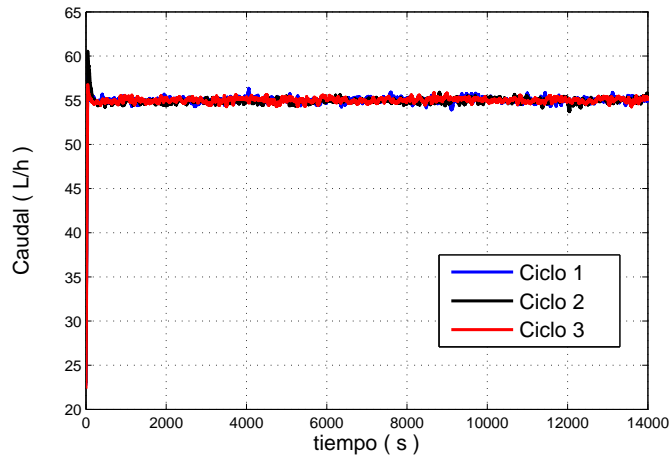


Figura 6.10: Comparación entre el control experto basado en reglas (línea discontinua) y el lógico difuso (línea continua).



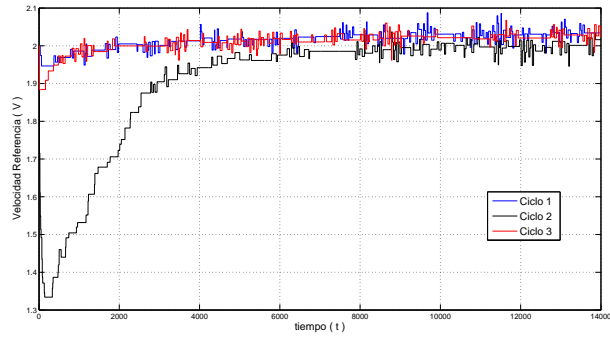


(a) Presión

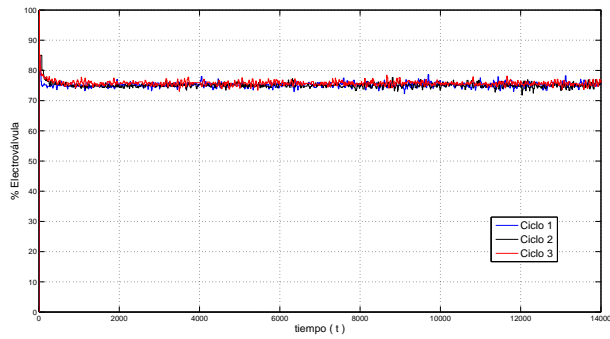


(b) Caudal

Figura 6.11: Seguimiento de referencias.

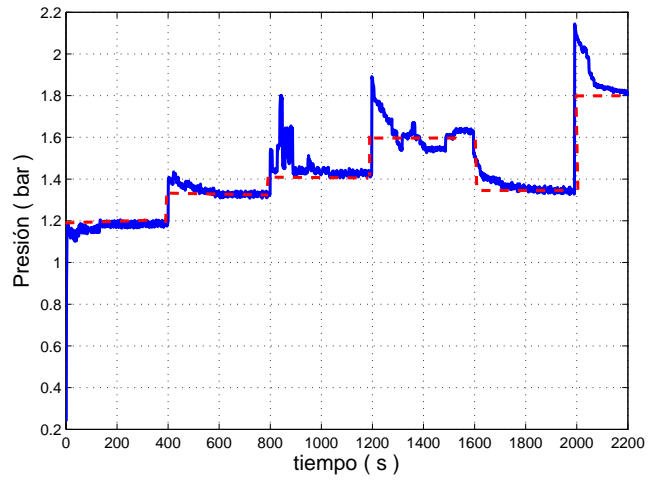


(a) Velocidad de Referencia

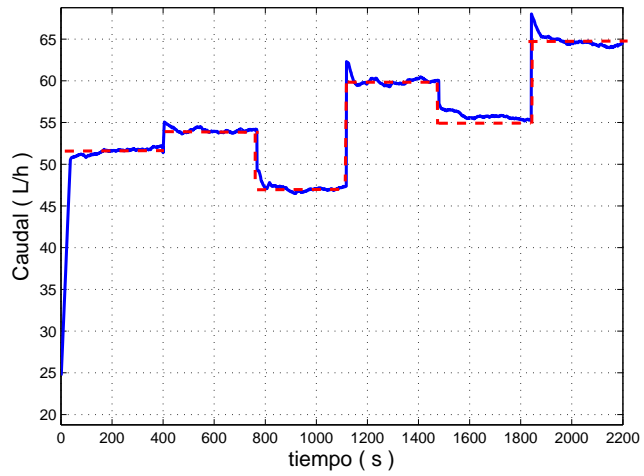


(b) % Electroválvula

Figura 6.12: Acciones de Control.



(a) Presión



(b) Caudal

Figura 6.13: Seguimiento de escalones.

# 7

## Trabajo Futuro, Conclusiones y Agradecimientos

### 7.1. Trabajo Futuro

En cuanto a la planta en físico es conveniente cambiar las mangueras flexibles por tubería de acero inoxidable, esto ayudaría a que el sistema sea más limpio y se acumulen menos partículas en las paredes de la manguera. El actual amortiguador de pulsos funciona correctamente, pero se podría buscar una mejor solución. Incorporar un sistema de ventilación a el armario eléctrico que contiene la PCB así como una fuente de poder propia compacta. Cambiar la bomba peristáltica del sistema de limpieza.

En cuanto al programa de la interface (GUI, Matlab), se debe de incorporar una función para programar la limpieza automática después de los ciclos de trabajo, además de dar la opción de que el operador asigne el tiempo de limpieza que crea conveniente y/o los ciclos de trabajo entre limpieza y limpieza. Así mismo se puede hacer una función para que la tabla de consulta se actualice automáticamente cada  $x$  ciclos de trabajo.

Para darle una mayor robustez al modelo identificado para esta planta piloto, se puede volver a identificar los parámetros para el modelo del Flujo de permeado  $J_P$  con diferentes concentraciones de ácido húmico.

Buscar una optima función de coste para la planta piloto, armonizando el control para obtener un equilibrio entre los máximos benéficos (flujo de permeado) y el menor ensuciamiento posible.

Para la optimización del flujo de permeado promedio teniendo en cuenta el consumo energético en el sistema de filtración se propone emplear un sistema

de control supervisor con aprendizaje en línea con el proceso, que haga variar el control del sistema en función de las condiciones de la alimentación al proceso. Este control debe situar la presión y la velocidad óptima en función del estado de ensuciamiento de la membrana y de las condiciones del alimento.

## 7.2. Conclusiones

Este proceso es de carácter discontinuo, por lo que su control es complicado, en este trabajo se han propuesto controladores expertos, los cuales funcionan correctamente para este problema de control tipo MIMO, realizando acciones de control a la electroválvula proporcional y a la velocidad de la bomba peristáltica, para los puntos de referencia del caudal de rechazo y de la presión trasmembrana.

Es difícil obtener un modelo que sea representativo a todo el proceso, pero se ha identificado un modelo matemático para el flujo de permeado, el cual ha sido validado en la planta piloto. Los resultados obtenidos en esta validación son aceptables, el modelo estima de manera correcta el flujo de permeado, a pesar de la complejidad que introduce el ensuciamiento en el sistema estudiado. Este trabajo será publicado en las *XXXI* jornadas de automática de jaén 2010.

Se realizó una revisión del arte muy completa para las secciones de modelado, ya que inicialmente se buscaban utilizar técnicas clásicas de control.

La planta piloto ha sido modificada según los objetivos de este trabajo, realizando el montaje, automatización, sensorización e instrumentación necesaria para realizar investigaciones del proceso. Agregando los sistemas de limpieza correspondientes para la mejora del control automático del proceso.

Se ha dejado la planta piloto funcionando correctamente con su controlador correspondiente, como se menciona en el trabajo futuro, falta la optimización y agregar este proceso como un sub proceso del bioreactor o cualquier otro proceso que requiera de este proceso de filtración.

De esta manera se puede concluir que los objetivos iniciales fueron alcanzados en la mayor parte.

## 7.3. Agradecimientos

Quiero agradecer profundamente por la motivación y el apoyo incondicional que me ofrecieron mis Padres, Hermanos y Amigos para la realización de este Máster.

Así mismo quiero agradecer a José M. Gozávez Zafrilla por las múltiples asesorías para el desarrollo de esta tesina y a mi director de tesina José Luís Díez Ruano por su confianza, apoyo y paciencia.

Y a todas las personas que han influido directa o indirectamente en el desarrollo del Máster.

*Esto, nunca termina. En la búsqueda infinita del conocimiento.*  
JFRG



# Bibliografía

- [1] *Fuzzy Logic Toolbox Users Guide*. The MathWorks, Inc., 2009. [6.0.2](#)
- [2] Abbas A and Al-Bastaki N. Modelling of an ro water desalination unit using neural networks. *Chemical Engineering Science*, 114:139–143, 2005. [2.3](#)
- [3] José L. Díez Ruano Asunción Santafé-Moros, José M. Gozávez-Zafrilla. Experiments of cross-flow ultrafiltration at high concentration of humic acid. In *VII th Ibero-American Conference on Membrane Science and Technology, Sintra-Portugal.*, 2010. [4.1](#), [4.1](#)
- [4] Coskun Aydiner, Ibrahim Demir, and Ergun Yildiz. Modeling of flux decline in crossflow microfiltration using neural networks: the case of phosphate removal. *Journal of Membrane Science*, 248(1-2):53 – 62, 2005. [2.3](#)
- [5] Y. Babazadeh, S.M. Mousavi, and M.R. Akbazadeh. Multidimensional dynamic modeling of milk ultrafiltration using neuro-fuzzy method and a hybrid physical model. *Iranian Journal of Chemical Engineering*, 5, N° 2:3–22, 2008. [2.3](#)
- [6] W. Richard Bowen, Meirion G. Jones, and Haithanm N.S. Yousef. Prediction of the rate of crossflow membrane ultrafiltration of colloids: A neural network approach. *Chemical Engineering Science*, 53-22:3793–3802, 1998. [2.3](#), [4.1](#)
- [7] Welfoot J S Bowen W R, Jones M G and Yousef H N S. Predicting salt rejections at nanofiltration membranes using artificial neural networks. *Desalination*, 129:147–162, 2000. [2.3](#)
- [8] G. Brans, C.G.P.H. Schroën, R.G.M. van der Sman, and R.M. Boom. Membrane fractionation of milk: state of the art and challenges. *Journal of Membrane Science*, 243(1-2):263 – 272, 2004. [1.3.1](#)

- [9] Shankararaman Chellam. Artificial neural network model for transient crossflow microfiltration of polydispersed suspensions. *Journal of Membrane Science*, 258(1-2):35 – 42, 2005. [2.3](#)
- [10] Li-Hua Cheng, Ya-Fang Cheng, and Junhui Chen. Predicting effect of interparticle interactions on permeate flux decline in cmf of colloidal suspensions: An overlapped type of local neural network. *Journal of Membrane Science*, 308(1-2):54 – 65, 2008. [2.3](#)
- [11] Munir Cheryan. *Ultrafiltration and Microfiltration, Handbook*. CRC Press LLC, 1998. [1.2.2](#), [1.2.2](#), [4.1](#), [5.1](#)
- [12] Calabrò V Curcio S, Scilingo G and Iorio G. Ultrafiltration of bsa in pulsating conditions: an artificial neural networks approach. *J Membrane Science*, 246:235–247, 2005 b. [2.3](#)
- [13] G. Daufin, J.P. Escudier, H. Carrère, S. Bérot, L. Fillaudeau, and M. Decloux. Recent and emerging applications of membrane processes in the food and dairy industry. *Trans IChemE*, 79:89–102, 2001. [1.3.1](#), [1.3.1](#), [1.3.1](#), [1.3.1](#)
- [14] Cesar de Morais Coutinho, Ming Chih Chiu, Rodrigo Correa Basso, Ana Paula Badan Ribeiro, Lireny Aparecida Guaraldo Gonçalves, and Luiz Antonio Viotto. State of art of the application of membrane technology to vegetable oils: A review. *Food Research International*, 42(5-6):536 – 550, 2009. [1.3.1](#)
- [15] Cabassud M Durand-Bourlier L Delgrange N, Cabassud C and Lainé J M. Neural networks for prediction of ultrafiltration transmembrane pressure - application to drinking water production. *J Membrane Science*, 150:111–123, 1998. [2.3](#)
- [16] Trystran G Dornier M, Decloux M and Lebert A. Dynamic modeling of crossflow microfiltration using neural networks. *J. Membrane Science*, 98:263–273, 1995. [2.3](#)
- [17] Chase Duclos-Orsello, Weiyi Li, and Chia-Chi Ho. A three mechanism model to describe fouling of microfiltration membranes. *Journal of Membrane Science*, 280(1-2):856 – 866, 2006. [2.2.9](#), [2.2.10](#)
- [18] Antonio Guadix, Jose E. Zapata, M. Carmen Almecija, and Emilia M. Guadix. Predicting the flux decline in milk cross-flow ceramic ultrafiltration by artificial neural networks. *Desalination*, 250(3):1118 – 1120, 2010. [2.3](#)



- [19] Chen H and Kim A S. Prediction of permeate flux decline in cross-flow membrane filtration of colloidal suspension: a radial basis function neural networks approach. *J Membrane Science*, 192:415–428, 2006. [2.3](#)
- [20] Davin A Hamachi M, Cabassud M and Mietton Peuchot M. Dynamic modeling of crossflow microfiltration of bentonite suspension using recurrent neural networks. *Chemical Engineering Science*, 38:203–210, 1999. [2.3](#)
- [21] A. Henández, F. Tejerina, J.I. Arribas, L. Martínez, and F. Martínez. *Microfiltración, Ultrafiltración y Osmosis Inversa*. Universidad de Murcia, 1990. [1.3.1](#)
- [22] Mónica Jimena Ortiz Jerez, Carlos Antonio Vélez Pasos, and Edinson Franco Mejía. Mathematical models of membrane fouling in cross-flow-micro-filtration. *Revista Ingeniería e Investigación*, 28, N° 1:123–132, 2008. [2.1](#), [2.2.1](#), [2.2.9](#), [4.1](#)
- [23] Víctor Claver López. *Diseño, Instrumentación, Modelado y Control de una planta piloto de Microfiltración y Ultrafiltración Tangencial*. Universidad Politécnica de Valencia, 2010. [3.2](#)
- [24] U Merin and G. Daufin. Crossflow microfiltration in the dairy industry: state of the art. pages 281–291, 1990. [1.3.1](#)
- [25] Petr Mikulásek, Petr Dolecek, Dagmar smídová, and Petr Pospíšil. Crossflow microfiltration of mineral dispersions using ceramic membranes. *Desalination*, 163(1-3):333 – 343, 2004. [2.2.8](#)
- [26] Robert L. Mott. *Applied Fluid Mechanics*. Prentice Hall, 2006. [6](#), [6](#)
- [27] Mhurchú J N and Foley G. Dead-end filtration of yeast suspensions: Correlatin specific resistance and flux data using neural networks. 281:325–333, 2006. [2.3](#)
- [28] Bulsari A Niemi H and Palossari S. Simulation of membrane separation by neural networks. *J Membrane Science*, 102:185–191, 1995. [2.3](#)
- [29] Carlos Orozco, Gerardo Albarrán, Rosa Esteban, and Sergio Garcia. Ultrafiltración de caldos de fermentación. *Información Tecnológica*, 19(1):37–44, 2008. [1.3.1](#)
- [30] Kevin M. Passino and Stephen Yurkovich. *Fuzzy Control*. Addison Wesley Longman, Inc., 1998. [5.2.1](#)

- [31] N. Perrot, I. Ioannou, I. Allais, C. Curt, J. Hossenlopp, and G. Trystram. Fuzzy concepts applied to food product quality control: A review. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(9):1145 – 1154, 2006. Fuzzy Concepts Applied to Food Control Quality Control. [1.3.1](#)
- [32] N. Perrot, L.Me., G.Trystram, JM: Trichard, and M. decloux. An hybrid approach based on fuzzy logic and genetic algorithms to control a crossflow microfiltration pilot plant. [5.1](#), [5.2.1](#)
- [33] N. Perrot, L. Mé, G. Trystram, J. M. Trichard, and M. Decloux. Optimal control of the microfiltration of sugar product using a controller combining fuzzy and genetic approaches. *Fuzzy Sets and Systems*, 94(3):309 – 322, 1998. [5.2.1](#)
- [34] N. Perrot, J.-M. Trichard, G. Trystram, and M. Decloux. Automatic control of the crossflow microfiltration process using fuzzy logic. *Membrane Science*, 116:93–105, 1996. [5.1](#), [5.2.1](#)
- [35] E. Piron, E. Latrille, and F. René. Application of artificial neural networks for crossflow microfiltration modelling: and semi-physical approaches. *Computers & Chemical Engineering*, 21(9):1021 – 1030, 1997. [2.3](#)
- [36] E. Piron, F. René, and E. Latrille. A cross-flow microfiltration model based on integration of the mass transport equation. *Journal of Membrane Science*, 108(1-2):57 – 70, 1995. [2.1](#), [4.1](#)
- [37] Mohamed A. Razavi, Ali Mortazavi, and Mahmoud Mousavi. Application of neural networks for crossflow milk ultrafiltration simulation. *International Dairy Journal*, 14(1):69 – 80, 2004. [2.1](#), [2.3](#), [4.1](#)
- [38] Siegfried Ripperger and Justus Altmann. Crossflow microfiltration - state of the art. *Separation and Purification Technology*, 26(1):19 – 31, 2002. [2.1](#), [2.2.2](#), [4.1](#)
- [39] Floriberto Ortiz Rodríguez. *Modelado y control PD-Difuso en tiempo real para el sistema barra-esfera*. PhD thesis, CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL, 2004. [5.2.1](#)
- [40] Jorge Fco. Romero, Victor Claver, J.-L. Díez, and J.M. Gozávez Zafrilla. Identificación de un modelo para una planta piloto de microfiltración y ultrafiltración tangencial. *Jornadas de Automática Jaen*, 2010. [4.1](#), [4.1](#)

- [41] José Luis Díez Ruano. *Técnicas de agrupamiento para identificación y control por modelos locales*. PhD thesis, Universidad Politécnica de Valencia, 2003. [5.2.1](#), [5.2.1](#)
- [42] Luciana V. Saboya and Jean-Louis Maubois. Current developments of microfiltration technology in the dairy industry. pages 541–553, 2000. [1.3.1](#), [1.3.1](#)
- [43] Biswajit Sarkar, Aritra Sengupta, Sirshendu De, and Sunando DasGupta. Prediction of permeate flux during electric field enhanced cross-flow ultrafiltration—a neural network approach. *Separation and Purification Technology*, 65(3):260 – 268, 2009. [2.3](#)
- [44] Malki H Shetty G R and Cellam. Predicting contaminant removal during municipal drinking water nanofiltration using neural networks. *J Membrane Science*, 212:99–112, 2003. [2.3](#)
- [45] Jan Sternby. Adaptive control of ultrafiltration. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol.4, no.1:11–17, 1996. [5.1](#)
- [46] Michio Sugeno. Industrial applications of fuzzy control. *Elsevier Science Inc.*, 1985. [5.2.1](#)
- [47] R. van Rels, E. M. Goodrich, L.N. Frautschy C.L. Yson, R. Whiteley, and A.L. Zydney. Constant cwall ultrafiltration process control. *Membrane Science*, 130:123–140, 1996. [5.1](#)
- [48] C. J. M. van Rijn. *Nano and Micro Engineered membrane technology*. Elsevier, 2004. [1.3](#), [1.3.1](#)
- [49] M. Cinta Vincent Vela, Silvia Álvarez Blanco, and Jaime Lora García. Crossflow ultrafiltration of cake forming solutes: a non-steady state model. *Desalination*, 184(1-3):347 – 356, 2005. Desalination and the Environment. [2.2.9](#)
- [50] Pedro Isasi Viñuela and Inés M. Galván León. *Redes de Neuronas Artificiales, Un enfoque Práctico*. Pearson, Practice Hall, 2004. [2.4](#)
- [51] Greg E. Wetterau, Mark M. Clark, and Christophe Anselme. A dynamic model for predicting fouling effects during the ultrafiltration of a groundwater. *Journal of Membrane Science*, 109(2):185 – 204, 1996. [2.1](#), [2.2.1](#), [4.1](#)
- [52] Lofti A. Zadeh. Fuzzy logic. *IEEE*, 1988. [5.2.1](#)