

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DEL PERU
ESCUELA DE POSGRADO



**CONTROL PREDICTIVO GENERALIZADO MULTIVARIABLE
DE UN BASTIDOR DE OSMOSIS INVERSA DE UNA PLANTA
DESALINIZADORA DE AGUA DE MAR**

Tesis para optar el grado de
Magister en Ingeniería de Control y Automatización

Autor: Dennys Eduardo Moreno Rosario

Asesor: D. Sc Raúl Rivas Pérez

Miembros del Jurado

PhD Javier Sotomayor Moriano

PhD Antonio Morán Cárdenas

Mg. Gustavo Pérez Zúñiga

Lima – Perú

2015

RESUMEN

La problemática de la escasez de agua en el Perú y en el mundo ha fundamentado el desarrollo de técnicas de desalinización que permiten el aprovechamiento del recurso acuífero más abundante en el planeta: el agua de mar. Los esfuerzos en el control de las plantas desalinizadoras de agua de mar por ósmosis inversa están enfocadas en maximizar el rendimiento de los bastidores de ósmosis inversa de tal manera que estos produzcan una determinada cantidad de agua por hora con una calidad aceptable para uso humano.

Un funcionamiento inadecuado de los sistemas de control se traduce en pérdidas económicas y operaciones ineficientes de la planta. En este trabajo se propone el diseño de un controlador predictivo generalizado (GPC) que hace uso de un modelo matemático de una unidad de ósmosis inversa y que permite controlar con mayor efectividad el proceso de desalinización. Además se incluye el algoritmo para desarrollar este controlador en procesos monovariantes y multivariantes.

El desempeño del controlador diseñado ha sido comparado con otros controladores de tipo convencional y también de tipo avanzado bajo diferentes escenarios de operación y de acuerdo a índices que permiten cuantificar el desempeño de los mismos. Por último, se presenta una propuesta de implementación de una unidad de ósmosis inversa así como una propuesta de programación del controlador GPC en un controlador lógico programable.

AGRADECIMIENTOS

El autor de este trabajo de tesis, Dennys Eduardo Moreno Rosario, agradece el apoyo del Programa Nacional de Innovación para la Competitividad y Productividad (Innovate Perú) entidad que financio el proyecto 207-FINCYT-IA-2013, en el marco del cual se desarrolló la presente tesis: “Control Predictivo Generalizado Multivariable de un Bastidor de Ósmosis Inversa de una Planta Desalinizadora de Agua de Mar”.

INDICE

INTRODUCCION	6
CAPITULO 1. ESTADO DEL ARTE DE LOS SISTEMAS DE CONTROL DE BASTIDORES DE ÓSMOSIS INVERSA EN PLANTAS DESALINIZADORAS DE AGUA DE MAR.....	8
1.1. Introducción	8
1.2. Problemática actual de los recursos hídricos en el mundo y en el Perú.....	8
1.3. La desalinización de agua de mar como tecnología alternativa. Importancia.....	10
1.4. El proceso de ósmosis inversa. Características fundamentales.....	12
1.5. Estado del arte de los sistemas de control de bastidores de ósmosis inversa de las plantas desalinizadoras de agua de mar	14
1.6. Objetivos de la tesis	21
CAPITULO 2. IDENTIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE LAS VARIABLES CRÍTICAS DE UNA UNIDAD DE ÓSMOSIS INVERSA	23
2.1. Introducción	23
2.2. Descripción del principio de funcionamiento de una planta desalinizadora de agua de mar	23
2.2.1. Etapa de recolección de agua de mar	23
2.2.2. Etapa de pretratamiento	25
2.2.3. Etapa de separación por O.I.	27
2.2.4. Etapa de post-tratamiento.....	32
2.3. Planta de O.I.....	33
2.3.1. Principio de funcionamiento de una planta de O.I.	33
2.3.2. La planta de O.I. como objeto de control.....	34
2.4. Identificación de las variables críticas de un bastidor de O.I.....	34
2.5. Validación del modelo	38
2.6. Conclusiones parciales.....	39
CAPITULO 3. DISEÑO DE UN CONTROLADOR PREDICTIVO GENERALIZADO MULTIVARIABLE PARA EL CONTROL DE UN BASTIDOR DE OSMOSIS INVERSA	40
3.1. Introducción	40
3.2. Fundamentación de la estrategia de control a utilizar	40
3.2.1. Introducción	40
3.2.2. Concepto y estrategia en el control predictivo	41
3.2.3. Ventajas y desventajas del control predictivo.....	42
3.2.4. Elementos del control predictivo	42
3.2.5. Algoritmos de control predictivo	46
3.3. Diseño del controlador predictivo generalizado	48
3.3.1. Fundamento teórico.....	48
3.3.2. Diseño de un controlador GPC para el control de un bastidor de O.I. con modelo SISO	52

3.3.3. Diseño de un controlador GPC para el control del bastidor de O.I. con modelo MIMO	54
3.4. Resultados de simulación.....	56
3.4.1. Sistema de control GPC SISO	56
3.4.2. Sistema de control GPC MIMO.....	60
3.5. Conclusiones parciales.....	63
CAPITULO 4. ANÁLISIS DE ROBUSTEZ DEL CONTROLADOR DISEÑADO Y PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN PRÁCTICA.....	64
4.1. Introducción	64
4.2. Robustez de los controladores. Medidas de robustez.....	64
4.3. Análisis de robustez del controlador diseñado.....	65
4.3.1. Introducción	65
4.3.2. Comportamiento del controlador frente diversas condiciones de operación	66
4.3.3. Comportamiento del controlador frente a perturbaciones.....	72
4.3.4. Comportamiento del controlador frente a ruido de medición	73
4.3.5. Comparación GPC vs DMC.....	73
4.4. Análisis de resultados	77
4.5. Propuesta de implementación práctica del controlador diseñado	78
4.5.1. Descripción de la planta piloto de ósmosis inversa de la PUCP.....	78
4.5.2. Propuesta de implementación práctica.....	83
4.6. Conclusiones parciales.....	87
CONCLUSIONES GENERALES	88
RECOMENDACIONES	89
BIBLIOGRAFÍA	90
WEBGRAFIA.....	96

INTRODUCCION

La escasez de agua para consumo y uso humano es una constante y actual preocupación tanto para la población en general y la comunidad científica. Recientemente, esta situación se ha agravado debido a diversos factores como el crecimiento demográfico y el cambio climático. Esta problemática fundamenta la necesidad de desarrollar tecnologías que permitan un eficiente aprovechamiento de los recursos acuíferos, como el agua de mar, que representa aproximadamente el 98% del total de agua del planeta.

La desalinización constituye una de las técnicas desarrolladas para proporcionar agua purificada y apta para el consumo humano. En los últimos años, la técnica de desalación por ósmosis inversa ha tomado mayor fuerza. En las plantas de ósmosis inversa se opera extrayendo los sólidos del agua por medio de membranas con permeabilidad baja para sales y alta para el agua. Gracias a los avances en tecnología de membranas, éstas pueden operar de manera versátil ante diversas condiciones del agua de mar y con bajos requerimientos de energía.

Desde la aparición de las primeras plantas desalinizadoras hasta la actualidad, el principal objetivo ha sido producir agua potable al menor costo posible, de tal manera que este tipo de tecnología sea accesible para todos los países. Debido al complejo comportamiento dinámico de las variables críticas de este tipo de plantas, las técnicas de control que se apliquen deben estar enfocadas a maximizar el rendimiento de los bastidores de ósmosis inversa en términos de cantidad y calidad del agua desalinizada (permeado). Un funcionamiento inadecuado del sistema de control se traduce en una operación ineficiente de la planta, lo cual puede ocasionar una disminución en la cantidad y calidad del permeado.

Los resultados prácticos reportados en la literatura muestran que, debido al complejo comportamiento dinámico que presentan los bastidores de ósmosis inversa, el control de este tipo de plantas mediante la aplicación de controladores convencionales (PI, PID) no posibilita obtener resultados satisfactorios, lo cual conlleva a una significativa reducción en la calidad y cantidad de agua desalinizada.

Esta tesis parte de la hipótesis de que es posible desarrollar un control efectivo de un bastidor de ósmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar mediante el diseño e implementación práctica de un controlador predictivo generalizado multivariable de sus variables críticas.

La presente tesis tiene como objetivo general el desarrollo de un controlador predictivo generalizado multivariable para el control de las variables críticas de un bastidor de ósmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar, que posibilite aumentar la efectividad en el control (aumento de la cantidad y calidad de agua desalinizada), así como disminuir el impacto negativo al medio ambiente.

Para cumplir con el objetivo general se proponen los siguientes objetivos específicos:

Obtener un modelo matemático multivariable adecuado de las variables críticas de una unidad de ósmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar mediante la aplicación de las herramientas de identificación de sistemas.

Diseñar un controlador predictivo generalizado multivariable para el control efectivo de las variables críticas de la unidad de ósmosis inversa.

Analizar la robustez del controlador predictivo generalizado diseñado bajo diferentes escenarios y/o condiciones de operación.

Desarrollar una propuesta de implementación práctica del controlador diseñado.

En base a lo anterior, este trabajo se divide en 4 capítulos cuyo contenido se resume a continuación:

En el capítulo 1, se realiza un estudio de la problemática existente alrededor de la escasez de agua en el Perú y en el mundo y la relevancia que tienen las técnicas de desalación para afrontar este problema. Asimismo, se hace una revisión y análisis del estado del arte de los sistemas de control y automatización en plantas desalinizadoras de agua de mar y, por último, se enuncian los objetivos de la tesis.

En el capítulo 2 se realiza el estudio el principio de funcionamiento de una planta desalinizadora de agua de mar con el propósito de identificar las variables críticas que intervienen en el proceso de desalinización en una planta de ósmosis inversa. En este capítulo, se obtiene un modelo matemático de las variables críticas, el cual será usado en el diseño del controlador predictivo generalizado (GPC).

En el capítulo 3 se propone el diseño del controlador predictivo generalizado para controlar las variables críticas identificadas en el capítulo anterior. El controlador se ha diseñado bajo las variantes de modelo monovariante y modelo multivariante. Conclusiones parciales respecto al uso de este controlador se muestran al final del capítulo.

Por último, en el capítulo 4 se realiza el análisis de robustez del controlador diseñado bajo diferentes escenarios de operación y tomando en cuenta los índices de desempeño de controladores que permiten una adecuada medición del desempeño del mismo. Las conclusiones cuantitativas y cualitativas resultantes se muestran al final de este capítulo.

CAPITULO 1. ESTADO DEL ARTE DE LOS SISTEMAS DE CONTROL DE BASTIDORES DE ÓSMOSIS INVERSA EN PLANTAS DESALINIZADORAS DE AGUA DE MAR

1.1. Introducción

El agua representa el recurso natural más importante de nuestro planeta, así como la base para la supervivencia de todas las formas de vida (Gleick, 1993, Castillo-Garcia et al., 2013b; Pedregal et al., 2009; Rivas-Perez, 1990, 1984). Sólo el 2.5% del total de agua disponible en el planeta es agua dulce, de esta cantidad el 2% se encuentra concentrada en glaciares y sólo el 0.5% restante se encuentra en lagos, ríos y depósitos subterráneos y es aprovechable para el consumo humano (Rivas-Perez et al., 2003).

Actualmente el agua potable se está convirtiendo en un recurso escaso y en el futuro inmediato la escasez de agua potable constituirá uno de los grandes retos que la sociedad moderna deberá enfrentar (Castillo-Garcia et al., 2011, 2008; Feliu-Battle et al., 2011, 2008; Linares et al., 2008; Rivas-Perez et al., 2014a, 2008; Sanchez-Rodriguez et al., 2007). Es bien conocido que una quinta parte de la población mundial vive en áreas de difícil acceso a los recursos hídricos disponibles (Calderon-Valdez et al., 20015; Rivas-Perez et al., 2011). Recientes estudios indican que el consumo de agua potable se ha incrementado debido a factores tales como el crecimiento demográfico, el cambio climático, etc. (Gleick, 1993). Es por ello que las investigaciones orientadas a propiciar una gestión eficiente y racional de los recursos hídricos disponibles en nuestro planeta presentan una gran actualidad e importancia científico-técnica (Rivas-Perez et al., 2014a, 2008).

La desalinización de agua de mar constituye una solución viable para satisfacer la creciente demanda de agua potable en nuestro planeta (Moncada-Valerio et al., 2012; Rivas-Perez et al., 2014d). Dentro de las técnicas de desalación, se encuentra la ósmosis inversa, que a lo largo de los últimos años ha adquirido gran popularidad en la industria debido principalmente a sus bajos costos operativos y energéticos (Moncada-Valerio, 2012). Teniendo en cuenta el objetivo de maximizar la efectividad de la desalinización de agua de mar, se han desarrollado diferentes estrategias de control para reducir los costos y mejorar la eficiencia del proceso.

1.2. Problemática actual de los recursos hídricos en el mundo y en el Perú

El agua, junto con los alimentos, seguridad, energía y salud, es un elemento esencial y un derecho en la vida de todo ser humano.

Se conocen dos tipos de escasez de agua: escasez física y escasez económica. La escasez física se refiere al limitado acceso físico a una fuente de agua, ya sea por imposibilidad natural (zonas áridas y secas como desiertos) o por condiciones ocasionadas por el hombre (áreas erosionadas o fuentes de agua contaminadas). Por el contrario, la escasez de agua de tipo económica existe cuando en una región no se tienen los recursos necesarios (infraestructura, inversión o mano de obra) para utilizar de manera adecuada una fuente de agua.

La escasez de agua en el planeta es causada e incrementada debido a diversos factores como (García-Rodríguez y Gómez-Camacho, 2001):

a. Cambio climático: con el aumento de la temperatura del planeta se producen severas y duraderas sequías que afectan en mayor medida a las zonas no tropicales, incrementando paulatinamente el área de desiertos y zonas áridas en el mundo. El calentamiento global ocasiona el derretimiento de glaciares con la consecuente desaparición de posibles fuentes de agua. Asimismo con el incremento del nivel del mar se contaminan los suministros de agua fresca del subsuelo en zonas costeras.

b. Demanda de energía: Recientes estudios muestran que la demanda de energía se incrementará en un 50% en el año 2030 (Rodríguez-Vazquez et al., 2011). Esto es

contraproducente, ya que el agua es indispensable en la generación de energía eléctrica, por ejemplo, las calderas de las centrales termoeléctricas utilizan grandes cantidades de agua en forma de vapor (Rivas-Perez et al., 2014c, 2011; Rodriguez-Vazquez et al., 2008, 2007).

c. Crecimiento demográfico: la población del planeta actualmente es de 7 billones aproximadamente y los cálculos indican que para el año 2025 será de 8 billones. Con el crecimiento poblacional y la aceleración de la economía mundial aumenta la demanda de recursos no renovables como el agua.

d. Uso indiscriminado de recursos hídricos: esta causa de la escasez de agua va de la mano con el crecimiento demográfico. Con el aumento de la población, todos los recursos, no solamente hídricos, se utilizan de manera exponencial, generando pérdidas tanto en el consumo humano como en uso industrial. En la Tabla 1.1 se muestra el consumo de agua en cada continente en el periodo 1950-2000 (Clarke, 1993).

Tabla 1.1. Evolución del consumo de agua por continente en los últimos 50 años (en km³).

Continente / Años	1950	1960	1970	1980	1990	2000
África	56	86	116	168	232	317
Asia	865	1237	1543	1939	2478	3187
Europa	94	185	294	435	554	673
Norte América	286	411	556	663	724	796
Sudamérica	59	63	85	111	150	216
Total	1,360	1,982	2,594	3,316	4,138	5,189

La escasez de agua no es igual en todas partes del mundo, por tanto en la Figura 1.1 se muestra un mapa mundial estadístico donde se identifica los principales tipos de escasez de agua que afectan diferentes partes del planeta. El medio oriente es una de las zonas más afectadas por la escasez física del agua y, por el contrario, el sur de África es la más afectada por la escasez de agua de tipo económica. En Sudamérica, en general, existe muy poco o ningún tipo de escasez de agua.

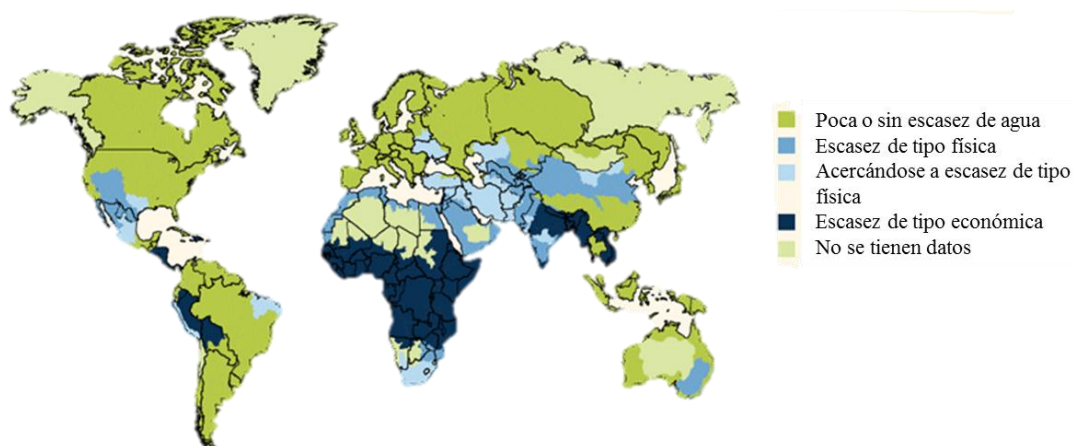


Figura 1.1. Escasez física y económica de agua en el mundo [1].

En contraste, en Perú predomina la escasez de agua de tipo económico. En este último, por ser un país geográficamente diverso, la escasez de agua se puede estudiar de acuerdo a las zonas que componen el territorio. Se pueden identificar tres zonas bien marcadas por su geografía y clima.

En la zona Costa, esta parte del territorio se compone principalmente de zonas áridas con pocos valles, concentra una mayor densidad poblacional y la menor disponibilidad hídrica.

Pese a tener 52 ríos, el Estado reporta veintiuno de ellos como contaminados por relaves mineros y aguas residuales. En la zona Sierra se concentra una menor densidad poblacional en comparación con la zona Costa y además existe una mayor disponibilidad hídrica debido a los glaciares, las lluvias e incluso a obras de trasvase; sin embargo, no existen políticas para aprovechar adecuadamente los recursos hídricos. En la zona Selva se concentra la menor densidad poblacional del Perú y la mayor disponibilidad hídrica y de acceso al agua.

Se puede concluir que la zona más afectada por la escasez física de agua en el Perú es la Costa, que alberga aproximadamente al 65% de la población. En Lima (ciudad capital ubicada en pleno desierto costero) la demanda de agua llega a $30.8 \text{ m}^3/\text{s}$, sin embargo, la producción alcanza $20.7 \text{ m}^3/\text{s}$ solamente (Arana, 2011). A todo ello se suman los principales problemas que afectan al acceso de agua en el Perú como: contaminación, crecimiento poblacional y falta de políticas hídricas. Todo lo mencionado anteriormente convierte al Perú en un país con una grave situación con los recursos hídricos.

1.3. La desalinización de agua de mar como tecnología alternativa. Importancia

Frente a la escasez de agua potable en el Perú y en el mundo, ocasionada por los factores mencionados anteriormente, surgen diversas tecnologías que intentan dar solución a este problema. Una de ellas es la desalinización de agua de mar, que utiliza una vasta reserva de aproximadamente el 98% del total de agua disponible en el planeta (Ramillo et al, 2003).

El uso de técnicas de desalinización de agua de mar tiene su origen en los inicios del siglo XX, pero la expansión a nivel industrial no ocurre hasta los años 1960-1980 donde se utiliza la técnica de destilación flash multietapa (MSF). Este método opera bajo el principio de reducir abruptamente la presión de agua de mar por debajo de su presión de vapor de equilibrio, con lo cual ocurre una evaporación súbita. La técnica MSF tuvo gran reputación por varios años debido a su alta productividad, operatividad y flexibilidad (Walid et al, 2008).

Otra técnica usada para la desalinización de agua de mar es la destilación multiefecto (MED), la cual utiliza el mismo principio que la destilación multietapa con la diferencia que los evaporadores usados son del tipo película delgada, con lo cual se logran mejores coeficientes de transferencia de calor. La técnica de destilación con compresión de vapor (CV) utiliza el vapor generado de la destilación, el cual es comprimido por un compresor mecánico o un termocompresor, para elevar su temperatura de saturación (Pratap et al, 2013).

A partir de los años 1980, la técnica de ósmosis inversa (IO) toma importancia en la industria de la desalinización de agua. Este método extrae sólidos del agua por medio de membranas con permeabilidad muy baja para sales y permeabilidad alta respecto al agua (Harrak, 2013). Con el paso de los años y la mejora de la tecnología en membranas, esta técnica ha ganado terreno frente a otras, principalmente por su versatilidad al soportar las duras condiciones del agua de mar y por los bajos requerimientos de energía (el mayor requerimiento de energía lo usan las bombas de alta presión usadas para llevar el agua de mar por encima de la presión osmótica).

En resumen, las técnicas de desalinización de agua de mar disponibles se pueden clasificar de acuerdo al mecanismo de separación usado y la energía que se emplea en el proceso (ver Tabla 1.2).

Entre los estudios realizados, se ha llegado a la conclusión que la desalinización de agua de mar por ósmosis inversa constituye la técnica que utiliza la menor cantidad de energía, lo cual lo convierte en el método más eficiente y competitivo. La Tabla 1.3 muestra la comparación entre las principales técnicas de desalinización.

La importancia de desalinizar agua de mar radica en los siguientes aspectos:

- El principal propósito de la desalinización es el de proveer una fuente de agua potable en áreas con acceso limitado a dicho recurso y en áreas en donde predominan las sequías.

Es por ello que se hace uso de una fuente prácticamente inagotable como es el agua de mar (Pratap, 2013).

Tabla 1.2. Técnicas para la desalación de agua de mar.

Mecanismo	Energía Usada	Proceso Físico	Nombre
Separación de agua	Térmica + Eléctrica	Evaporación	Destilación multi etapa (MSF)
			Destilación multi efecto (MED)
		Evaporación y filtración	Destilación por membrana (MD)
	Eléctrica	Evaporación	Compresión mecánica de vapor (MVC)
		Filtración de iones	Osmosis inversa (RO)
Separación de sal	Eléctrica	Migración de iones	Electrodialisis (ED)

- El agua desalinizada puede ser utilizada como fuente de irrigación para la agricultura (Calderon-Valdez et al., 2005). Por ejemplo, en países medio-orientales como Marruecos, donde predomina en todo su territorio una geografía árida y escasez física de agua. Sin embargo, desde hace años se ha venido utilizando el agua salinizada del subsuelo por medio de plantas desalinizadoras para la irrigación. Actualmente, el 75% del agua desalinizada en Marruecos es usada para la agricultura (ElMalki, 2007).

Tabla 1.3. Consumo de energía y costos de técnicas de desalinización (Voutchkov, 2013).

Tipo de Energía	Destilación multiefecto	Destilación multietapa	Compresión mecánica de vapor	Ósmosis inversa
Presión de vapor (equivalente eléctrico), kWh/m ³	4.5 – 6.0	9.5 – 11.0	No aplica	No aplica
Consumo eléctrico, kWh/m ³	1.2 – 1.8	3.2 – 4.0	8.0 – 12.0	2.5 – 5.0
Uso de energía total, kWh/m ³	5.7 - 7.8	12.7 – 15.0	8.0 – 12.0	2.5 – 5.0
Costo de producción, US\$/m ³	0.7 – 3.5	0.4 – 4.0	1.0 – 3.5	0.5 – 3.0

- Desalinizar agua ofrece una solución casi permanente al problema de transporte de agua hacia las ciudades. El transporte de agua de zonas con gran accesibilidad de agua hacia zonas con escasez física de agua siempre ha sido un problema. Este es el caso de Perú que cuenta con zonas costeras áridas y zonas selváticas con abundante agua. Por otro lado, las obras de transvase son obras de ingeniería hidráulica que si bien solucionan en cierta medida este problema, requieren una gran inversión, así como un alto coste de mantenimiento y operación. Las plantas desalinizadoras de agua de mar al encontrarse ubicadas en zonas costeras cercanas a las ciudades, ofrecen una solución alternativa al problema del transporte de agua (Lashkaripour, 2005).
- El costo de la desalinización de agua de mar sigue una tendencia decreciente. Cuando comenzó a implementarse este procedimiento, las plantas desalinizadoras basadas en el método de MSF, para obtener 1 m³ de agua desalinizada consumían aproximadamente 80kWh de energía. Actualmente, con las nuevas tecnologías, las plantas desalinizadoras mediante membranas de ósmosis inversa, consumen un total de 2.5 – 5.0 kWh por metro cúbico de agua desalinizada (Kalogirou et al, 2005). En términos monetarios, el costo

por metro cúbico de agua en una planta moderna es de 0.46 USD /m³ (Poullikas, 2001), lo cual lo vuelve rentable en regiones de ingresos medianos. En un futuro no muy lejano, con nuevas tecnologías, estos costos decrecerán más y serán accesibles a todas las partes del mundo (Cipollina, 2009). En la Figura 1.2 se muestra el crecimiento esperado de la capacidad de producción de agua a través de la desalinización.

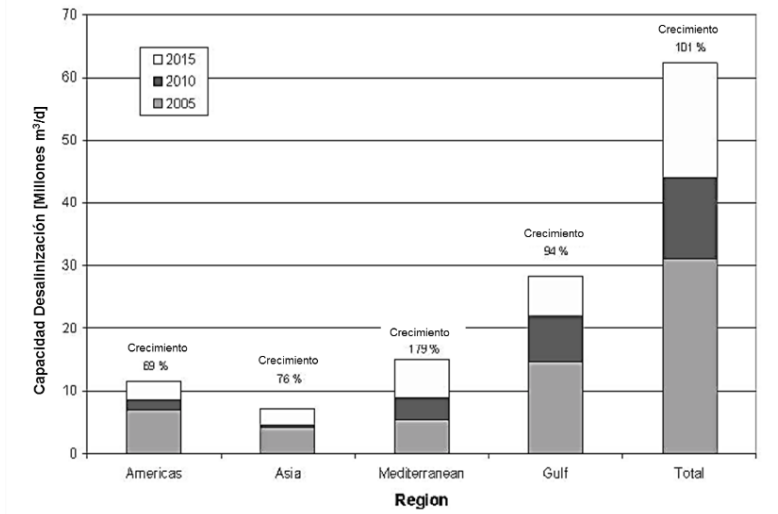


Figura 1.2. Crecimiento esperado de la capacidad de producción de agua por medio de la desalinización [2].

1.4. El proceso de ósmosis inversa. Características fundamentales

La ósmosis es un proceso físico natural y espontáneo basado en la redistribución, por medio de una membrana, de dos soluciones con distintas concentraciones (Voutchkov, 2013). El sentido en el que se da el paso del flujo es del lado de la solución con la menor concentración hacia el lado con la mayor concentración de soluto. A la diferencia de presión entre las dos soluciones se denomina presión osmótica. Por el contrario, la ósmosis inversa es una tecnología usada para remover soluto del agua presurizando y empujando la misma a través de una membrana semipermeable. Como resultado del proceso, se tiene por un lado, líquido permeado, bajo en sales, y como deshecho, salmuera (Awwad et al, 2003). Para lograr ello, la presión que se aplica a la solución con mayor concentración de soluto, debe superar la presión osmótica. La Figura 1.3 muestra gráficamente los conceptos mencionados.

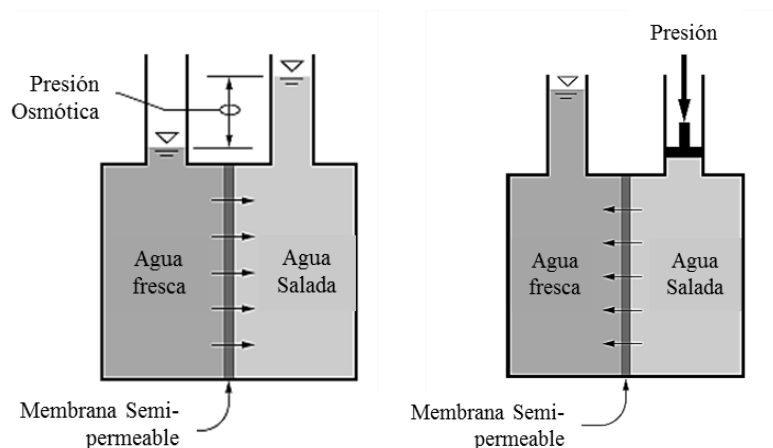


Figura 1.3. Ósmosis directa en la gráfica izquierda y ósmosis inversa en la gráfica de la derecha (Voutchkov, 2013).

Cualquier proceso de ósmosis inversa se define por los siguientes parámetros (Dessouky et al, 2002):

- a. Presión de operación y presión osmótica

La presión osmótica de una solución se determina de manera experimental por medio de la siguiente ecuación:

$$\pi = R T \sum X_i, \quad (1.1)$$

donde:

π es la presión osmótica (kPa)

T es la temperatura (K)

R es la constante universal de los gases $8.314 \text{ kPa m}^3 / \text{Kgmol K}$

$\sum X_i$ es la concentración de todos los componentes de la solución

Conociendo la presión osmótica, la presión de operación del proceso debe ser mantenida a un valor superior, para poder realizar la ósmosis inversa.

b. Rechazo de sal

El porcentaje de rechazo de sal se define como la relación entre la concentración del permeado y la alimentación, según la siguiente fórmula:

$$SR = 100\% \left(1 - \frac{X_p}{X_f} \right), \quad (1.2)$$

donde:

X_p es la concentración de soluto en el permeado (ppm)

X_f es la concentración de soluto en la alimentación (ppm)

c. Recuperación de permeado

Es un parámetro que establece la cantidad de flujo permeado obtenido luego del proceso. Es una medida de la eficacia tanto de la membrana osmótica y del proceso. Matemáticamente se representa:

$$R = 100\% (M_p / M_f), \quad (1.3)$$

donde:

M_p es la cantidad de flujo permeado

M_f es la cantidad de flujo que ingresa

El proceso de ósmosis inversa cuenta con tres etapas fundamentales que se resumen en el diagrama de bloques (Figura 1.4):

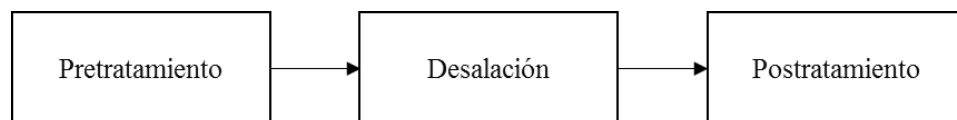


Figura 1.4. Etapas del proceso de desalinización mediante ósmosis inversa.

Durante la etapa de pretratamiento, la principal función es acondicionar el agua de alimentación por medio de filtros y aditivos químicos de tal manera que se pueda prevenir los posibles daños causados a las membranas de ósmosis inversa. En la etapa de desalinización, la presión del agua de alimentación se eleva por encima de la presión osmótica y se pasa a través de la membrana. Como resultado se obtiene un flujo de permeado y un flujo de salmuera (rechazo). El objetivo de la etapa de post-tratamiento consiste en tratar químicamente el agua desalinizada de tal manera que cumpla con los estándares de calidad establecidos internacionalmente.

Por otra parte, una planta de desalinización por ósmosis inversa cuenta con las siguientes unidades funcionales, las mismas que se analizarán con detalle en los capítulos posteriores:

- Unidad de suministro de agua
- Sistema de pretratamiento
- Unidad de bombas de alta presión
- Unidad de arreglo de membranas
- Sistema de instrumentación y control
- Unidad de tratamiento y almacenamiento de agua
- Sistema de limpieza de membranas

La Figura 1.5 muestra las diferentes unidades y estaciones que conforman una planta de ósmosis inversa.

1.5. Estado del arte de los sistemas de control de bastidores de ósmosis inversa de las plantas desalinizadoras de agua de mar

El control de procesos representa una etapa esencial durante la operación de cualquier planta industrial (Benitez et al., 2005, 2009; Castillo-Garcia et al., 2013a; Feliu-Batlle et al., 2014). En el caso de los bastidores de ósmosis inversa para la desalinización de agua de mar, el control debe garantizar la cantidad y calidad del agua sin sobrepasar los límites operativos, además de reducir los costos de operación e incrementar el tiempo de vida de las membranas. Las estrategias de control de los bastidores de ósmosis inversa se dividen en dos categorías: el control convencional y el control avanzado.

Las estrategias de control convencional incluyen el control manual (ON-OFF), el control PID, el control en cascada y el control feed-forward (Feliu-Batlle et al., 2013). Estas estrategias han sido utilizadas durante varias décadas, no solo en plantas desalinizadoras mediante ósmosis inversa, sino además en sus precursoras como son las plantas de destilación o de evaporación, por ejemplificar algunas. Los controladores de tipo PI/PID, como resultado del complejo comportamiento dinámico de las unidades de OI, no posibilitan obtener un control efectivo de las variables críticas; es por ello que se han desarrollado técnicas avanzadas de control. Las estrategias de control avanzado que se han aplicado en las unidades de ósmosis inversa desde los años 1970, incluyen el control por desacoplamiento, la compensación de retardo de tiempo, o predictores de Smith (Alatiqi et al., 1999; Kao et al., 1989; Rivas-Perez et al., 1987). Conforme se avanzó con las investigaciones, se logró implementar nuevas técnicas como el control predictivo basado en modelo (Cuenca-Tinitana et al., 2012; Perez-Zuñiga et al., 2009; Salcedo et al., 2010), el control experto o el control difuso. A continuación se presentarán los estudios más relevantes publicados en revistas indizadas.

En 1986, ya algunas publicaciones como el estudio de Mindler (Mindler et al, 1986) daban cuenta de los métodos de control de plantas de desalinización mediante ósmosis inversa, como el sistema de control basado en incrementos de tipo ON/OFF. Esta técnica funciona asociando una bomba de alta presión a un grupo de membranas de ósmosis inversa. Así se tendrían varios grupos asociados que desembocan hacia un reservorio en común y cada grupo es puesto en funcionamiento o no (ON/OFF) para cubrir las demandas de agua permeada.

En 1989, Alatiqi y colaboradores (Alatiqi et al, 1989) implementaron un controlador para una unidad piloto de ósmosis inversa basado en un controlador convencional de tipo PI sintonizado según el criterio de Ziegler-Nichols para el sistema en lazo abierto.

La identificación del sistema se llevó a cabo utilizando la respuesta en lazo abierto ante escalones de entrada tanto para la presión de entrada como para el pH. El proceso de identificación fue llevado a cabo en Matlab, obteniendo una matriz de transferencia que representa el modelo multivariable de la unidad de ósmosis inversa (Tabla 1.4).

Para el sistema multivariable, los controladores fueron sintonizados por el método de BLT (Biggest-Log Moduling) y pese a que los resultados teóricos obtenidos son aceptables, se confirma la necesidad de un control más sofisticado que posibilite tomar en cuenta los efectos de todas las variables manipuladas.

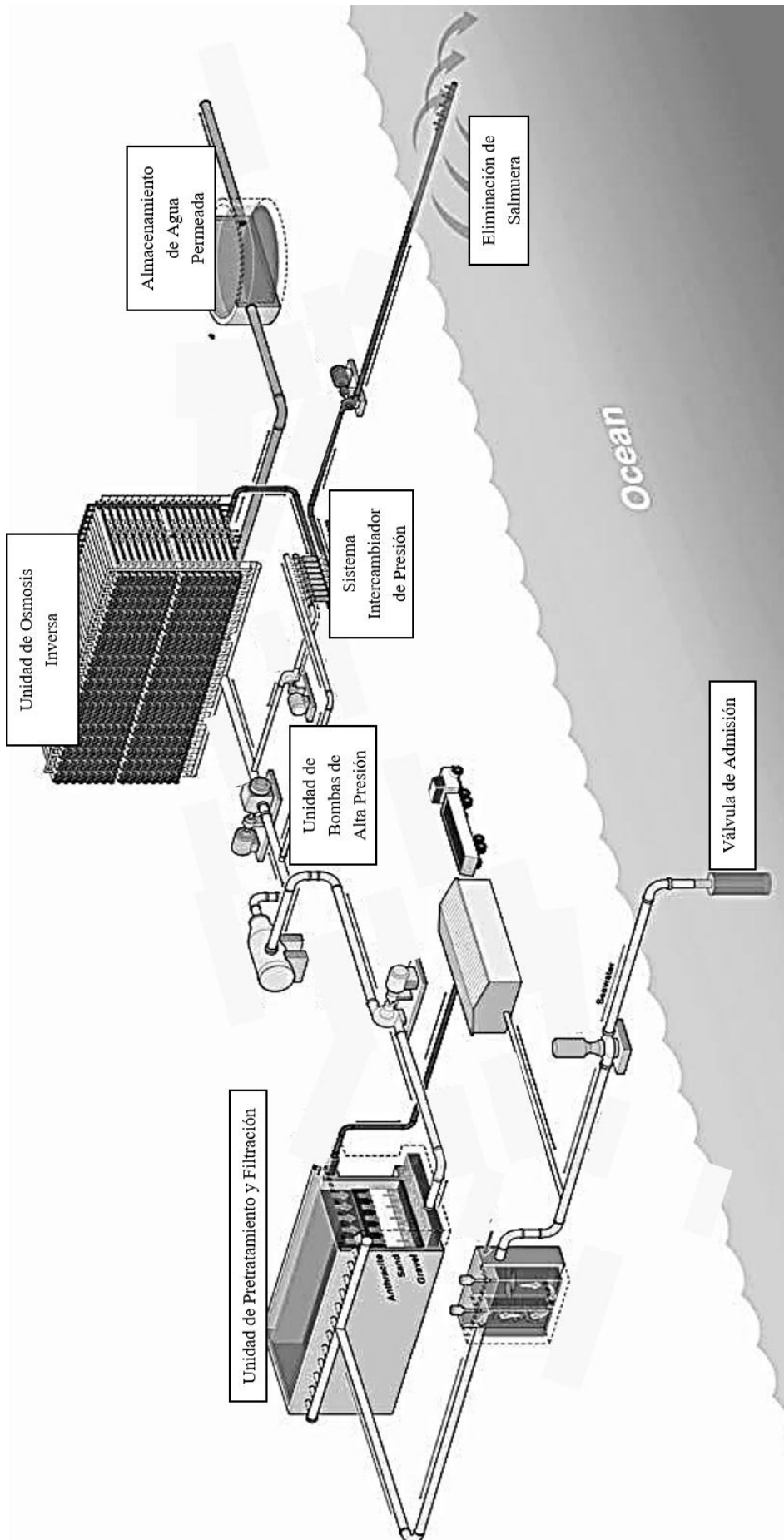


Figura 1.5. Planta de ósmosis inversa. (Cotruvo, 2010)

Tabla 1.4. Funciones de transferencia para el modelo hallado por Alatiqi (Alatiqi, 1989).

	P	pH
F	$\frac{0.002(0.056 s + 1)}{(0.003 s^2 + 0.1 s + 1)}$	0
C	$\frac{-0.51(0.35 s + 1)}{(0.213s^2 + 0.7 s + 1)}$	$\frac{-57(0.32s + 1)}{(0.6s^2 + 1.8 s + 1)}$

Posteriormente, en 1996, Robertson y colaboradores (Robertson et al, 1996), estudian el comportamiento del sistema con un controlador predictivo de tipo DMC basado en restricciones. Éste último, al ser comparado por el método de mínimos cuadrados (índice ISE) contra un controlador de tipo PI demostró que el controlador predictivo ofrecía un mejor desempeño en el control de la conductividad, además de ser multivariable. El modelo utilizado en este trabajo es el que se muestra en la Tabla 1.4. Sin embargo, no se implementó el controlador, sino que se hizo uso de un software basado en DMC llamado *ONLINE* elaborado en la Universidad de Louisville que actuó como caja negra en el control del proceso, donde se variaron parámetros como los horizontes de predicción y control y los pesos del controlador. Es importante destacar que en el trabajo de Robertson, se determinan los rangos de operación lineal en que opera la planta usada (Tabla 1.5).

Tabla 1.5. Rango de operación de la planta en el modelo propuesto por Robertson.

Variable	Rango Lineal
Flujo, gpm (m ³ /h)	0.85-1.25 (0.2-0.3)
Presión, psig (kPa)	800-1,000 (5,500-7,000)
Conductividad, us/cm	400-450
pH	6-7

En 1997, Assef y colaboradores (Assef et al, 1997) desarrollan un controlador predictivo basado en modelo (CMPC) considerando un sistema MIMO para una planta de ósmosis inversa de 4 salidas (flujo, conductividad, presión en la membrana y pH de entrada) y 2 entradas o variables manipuladas (flujo de agua salobre rechazada y flujo de ácido de entrada), en la Figura 1.6 se muestra un diagrama esquemático de la planta de ósmosis inversa objeto de estudio.

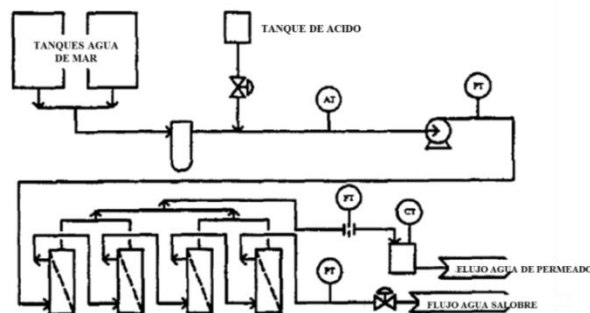


Figura 1.6. Diagrama esquemático de la planta de ósmosis inversa objeto de estudio (Assef et al, 1997).

La identificación fue realizada a cabo llevando el proceso a un estado estacionario y aplicando escalones a cada entrada, observando y grabando las respuestas generadas en cada una de las cuatro salidas. La relevancia de este estudio radica en el enfoque diferente que se le da a este proceso (proceso MIMO de 4 salidas y 2 entradas) y cuyas funciones de transferencia con tiempo de retardo se pueden observar en la Tabla 1.6.

Tabla 1.6. Modelo de la unidad de ósmosis inversa propuesta por Assef (Assef et al, 1997).

	Flujo salobre de rechazo	Flujo de ácido de entrada
F	$\frac{-0.155(0.375 s + 1)}{(0.22s + 1)(2.51 s + 1)}$	0
C	$\frac{2.48 e^{-120s}}{(114 s + 1)(113 s + 1)}$	$\frac{0.45e^{-120s}}{(104 s + 1)(100s + 1)}$
P	$\frac{-4.74}{(1.45 s + 1)}$	0
pH	0	$\frac{-0.077}{(21.2 s + 1)}$

Para la implementación del control también se trabajó con un sistema de tipo “caja negra” llamando *ONLINE* (el mismo software usado por Robertson en 1996), el cual permitía agregar restricciones a las variables manipuladas. Los resultados de la experimentación permitieron demostrar un incremento del rendimiento en flujo desalinizado; sin embargo, el software usado solo permitía realizar cambios en los pesos y horizontes, mientras que no se muestra el algoritmo, ni modelo usado (Assef et al, 1997).

En 2001, Burden y colaboradores (Burden et al, 2001) elaboran un trabajo basado en el realizado previamente por Assef (Assef et al, 1997), en el que utilizando el mismo sistema y el mismo software, pero modificando las restricciones del modelo de control predictivo (CMPC), se logró aumentar el rendimiento de la planta de ósmosis inversa (el flujo de permeado) hasta en 13.1% en comparación con la misma planta controlada por un controlador convencional como es el PI (Burden et al, 2001).

En el año 2001, Zilouchian y colaboradores (Zilouchian et al, 2001), proponen un sistema de control basado en redes neuronales y lógica difusa. Las reglas del sistema de control fueron creadas según la arquitectura Mandani. Esta estrategia de control basado en soft-computing concluye en la obtención de una mejora en el rendimiento de la planta de ósmosis inversa. Sin embargo, el diseño no fue implementado por lo cual no se obtuvo un resultado concluyente.

En el año 2004, Riverol y colaboradores (Riverol et al, 2004), proponen un sistema de control basado en el desacoplamiento del modelo para una unidad de ósmosis inversa. El modelo fue hallado de manera empírica por medio de identificación paramétrica (Tabla 1.7). El rango lineal de operación del sistema se muestra en la Tabla 1.8.

Tabla 1.7. Modelo de la unidad de ósmosis inversa propuesta por Riverol (2004).

	P	pH
F	$\frac{0.0045(0.104 s + 1)}{(0.012s^2 + s + 1)}$	0
C	$\frac{(-0.12s + 0.22)}{(0.1s^2 + 0.3s + 1)}$	$\frac{-10(0.3s + 1)}{(s^2 + 5s + 1)}$

Tabla 1.8. Rango Lineal del modelo propuesto por Riverol (Riverol et al, 2004).

Variable	Rango Lineal
Flujo, m ³ /d	33,000-54,000
Presión, kPa	800-1,000
pH	6-7.2
Conductividad, us/cm	400-450

El objetivo del estudio de Riverol consistió en controlar un proceso multivariable realizando el desacoplamiento de las variables de tal manera que se pueda trabajar como si fuera SISO, con dos lazos de control independientes. El desacoplador es realizable solo si se puede demostrar que su matriz de función de transferencia es estable en lazo abierto. La ventaja que proporciona este método es que es de relativa facilidad de diseño y de rápida implementación, sin embargo, tiene la desventaja que si el modelo cambia, todo el controlador debe ser rediseñado y modificado. En la Figura 1.7 se muestra el sistema de control con desacoplador.

En 2006, Abbas y colaboradores (Abbas et al, 2006), proponen un controlador predictivo DMC implementado en Matlab, usando el modelo de planta de Alatiqi (Alatiqi et al, 1989). En este trabajo, se muestra el algoritmo utilizado basado en la respuesta escalón del modelo, así como el proceso y criterios usados para sintonizar los parámetros del controlador DMC. Los autores concluyen en que el DMC presenta una mejor respuesta ante un controlador convencional de tipo PI y permite variaciones en la entrada hasta de $\pm 30\%$ sin dejar de mostrar un buen control. La comparación fue realizada tanto para el caso SISO como para el caso MIMO y bajo restricciones y sin restricciones. El método de comparación fue el criterio de mínimos cuadrados (ISE).

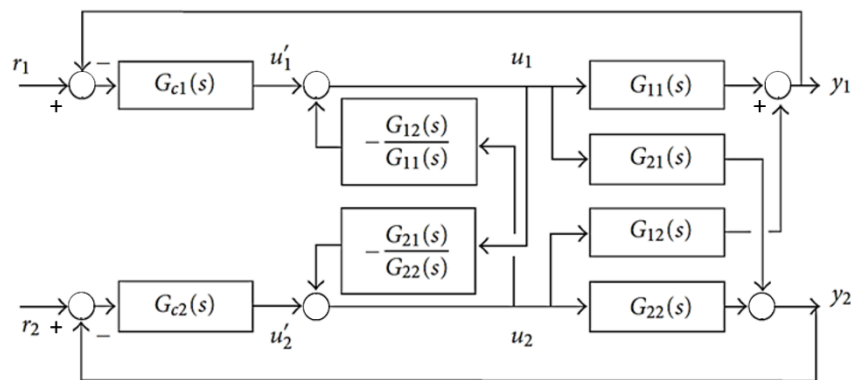


Figura 1.7. Modelo con desacoplador propuesto por Riverol (Riverol et al, 2004).

En el año 2006, Gambier y colaboradores (Gambier et al, 2006), haciendo uso del modelo propuesto por Robertson (Robertson et al, 1996), desarrollan un sistema de control basado en optimización multi-objetivo y algoritmo genético. Algunos de los parámetros del algoritmo genético fueron la utilización de 4 cromosomas y 6 subpoblaciones, así como el número de generaciones que fue de 200. La comparación fue hecha contra los controladores convencionales del trabajo de Robertson (Robertson et al, 1996), mostrando una mejora significativa en el índice de desempeño (J). Otro resultado encontrado fue que este sistema de control se comportaba de igual o mejor manera que un controlador avanzado pero sin la complejidad de éstos. Una desventaja de este trabajo es que no se muestra una propuesta de implementación práctica.

En 2008, MacFall y colaboradores (MacFall et al, 2008), trabajaron en un controlador basado en feedback/feedforward. Para ello desarrollaron un modelo matemático no lineal detallado de la unidad de ósmosis inversa a alta recuperación. El control feedback/feedforward está basado en el uso de las ecuaciones de Lyapunov alrededor de los estados de las variables previamente definidas como estacionarias. Los resultados simulados concluyen en una mejora en la respuesta del sistema ante perturbaciones; sin embargo, no se tiene una propuesta de implementación práctica o de experimentos en el campo del control propuesto.

En 2009, Goeun Kim y colaboradores (Kim et al, 2009) desarrollaron un controlador con desacoplo para una unidad de ósmosis inversa según el modelo de Robertson et al (Robertson et al, 1996) que se puede consultar en la Tabla 1.3. La característica principal de este trabajo es la sintonización del controlador realizado por el método de Algoritmo-

Genético-Inmune (IGA por sus siglas en inglés), el cual proporciona una mejor respuesta que la sintonización convencional, aunque fue comparado contra un controlador PID sintonizado de manera no adecuada.

En otros trabajos relacionados al control tolerante a fallos, Bartman y colaboradores (Bartman et al, 2009) desarrollan una estrategia para controlar la inversión del flujo de alimentación en una unidad de ósmosis inversa. El sistema de inversión de flujo mostrado en la Figura 1.8 permite alargar la vida útil de las membranas de tipo espiral ya que previene la formación de cristales en la superficie de las mismas. Esta propuesta se basa en diseñar un controlador predictivo que permite determinar el momento óptimo, en el cual se puede cambiar la condición normal de operación de la planta a una condición donde la velocidad del flujo de entrada a la membrana es más baja y de esta manera prevenir problemas al cerrar la válvula durante el proceso de transición de la inversión de flujo.

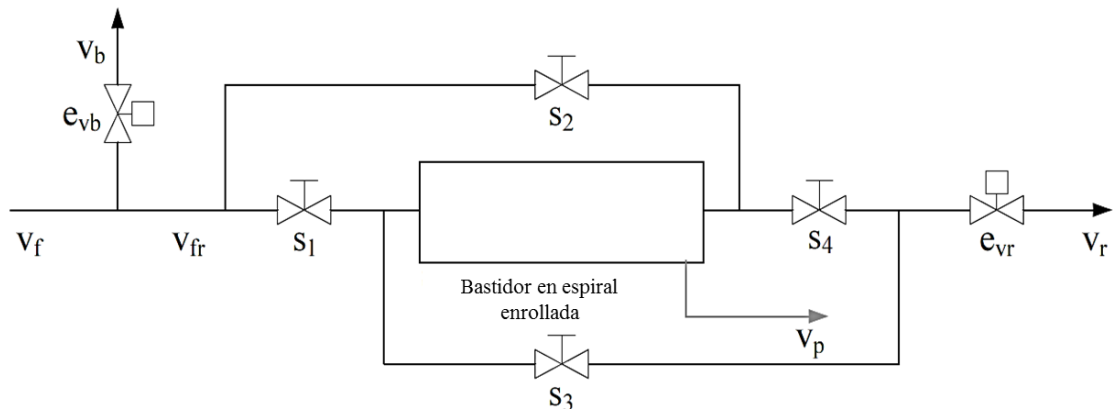


Figura 1.8. Sistema propuesto por Bartman et al (2009) para controlar una unidad de ósmosis inversa con flujo reversible.

En el 2009, Gambier y colaboradores (Gambier et al, 2009), publican un trabajo de control tolerante a fallos basado en el modelado matemático de una unidad de ósmosis inversa. Como es conocido, el modelado matemático de procesos representa un paso importante para el diseño de sistemas efectivos de control (Rivas-Perez et al., 1994) y para el diseño de controladores tolerantes a fallos en sistemas de diagnóstico de fallas. La importancia de este estudio radica en que expone una variedad de opciones para controlar la planta manipulando diversas variables de la misma, asimismo ofrece una lista de las fallas más importantes que pueden ocurrir durante la operación, las cuales se muestran en la Tabla 1.9.

Tabla 1.9. Fallas estudiadas en una unidad de ósmosis inversa (Gambier et al, 2009).

Componente de la unidad	Fallas
	Goteo
Unidad de ósmosis	Bloqueo de tubería Aire en la unidad
Bomba	Reducción de la presión Malfuncionamiento de la bomba
Actuadores	Perturbación en la señal de control Reducción del rango de la válvula
Sensores	Rotura de la válvula Rotura del sensor

El control aplicado en el trabajo de Gambier fue el control predictivo basado en modelo con restricciones. El objetivo de esta técnica de control avanzado es la minimización de una función de coste del tipo:

$$J = \|e(k+N)\|_s^2 + \sum_{i=k}^{k+N-1} \|e(i)\|_Q^2 + \sum_{i=k}^{k+N_u-1} \|\Delta u(i)\|_R^2 + \rho \varepsilon^2. \quad (1.4)$$

Las fallas simuladas fueron en las válvulas y los sensores, y los resultados fueron aceptables para el control de dichas fallas, sin embargo se observa que su tiempo de respuesta es muy largo.

En el 2009, Lee y colaboradores (Lee et al, 2009) desarrollan un sistema de control basado en redes neuronales para predecir y controlar la respuesta de una planta de ósmosis inversa. La red neuronal contó con tres etapas (Figura 1.9): una etapa de entrada con cinco neuronas (tiempo, temperatura de entrada, concentración, presión y flujo de agua de entrada), una etapa oculta que cuenta con quince neuronas que utilizan funciones de activación de tipo sigmoidea y una etapa de salida con dos neuronas (cantidad de flujo de permeado y concentración del mismo).

La red neuronal, posteriormente fue entrenada mediante el método de Back-Propagation en base a los datos recolectados durante un año en la planta de ósmosis inversa de Fujairah. Los resultados de la validación y de las pruebas fueron satisfactorios puesto que se logró demostrar una buena correlación entre la data real y la data simulada, esto permite el desarrollo de trabajos futuros de diseño sistemas de control basados en redes neuronales.

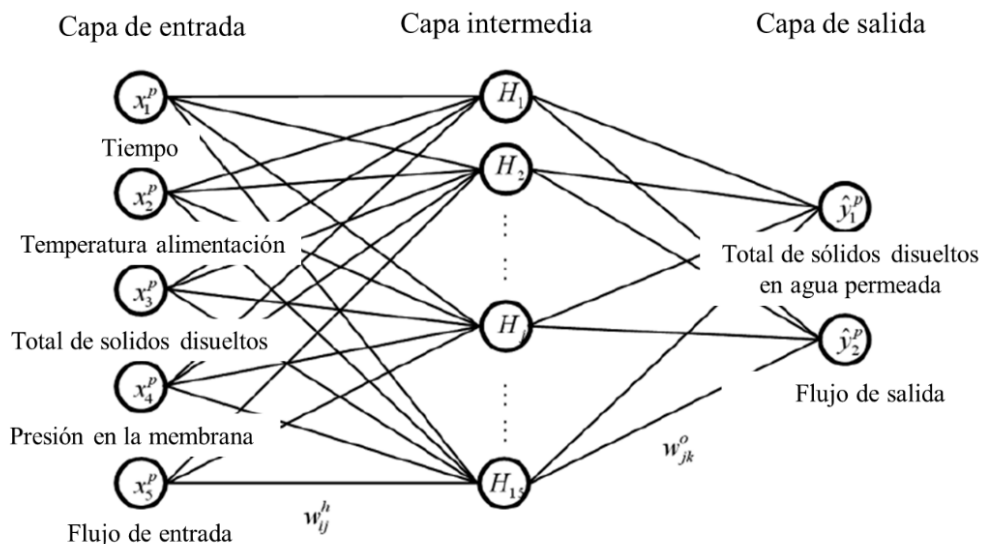


Figura 1.9. Red neuronal para el estudio de una planta de ósmosis inversa.

En el 2010, Al-haj Ali y colaboradores (Al-haj Ali et al, 2010) realizan un estudio sobre el control predictivo basado en modelo (MPC) de una unidad de osmosis inversa, con la salvedad que usan como variables manipuladas la presión en la membrana y el flujo de salmuera. Los resultados obtenidos fueron comparados con aquellos obtenidos con controladores de tipo PI, llegando a la conclusión que si bien el controlador PI es mucho más simple en su implementación práctica, el controlador predictivo presenta una respuesta más rápida con cambios suaves en las variables manipuladas.

En el 2011, Gambier (Gambier, 2011) diseñó un controlador PID robusto basándose en optimización multi-objetivo (MOO). El objetivo de los controladores robustos consiste en obtener una respuesta temporal del sistema de control insensible a las variaciones de los parámetros dinámicos de la planta cuando ésta se encuentra en operación (Rivas-Perez et al., 2000, 1998). En este trabajo, la optimización multiobjetivo está orientada a encontrar un set de parámetros que muestren un aceptable desempeño para una variedad de modelos de la planta. El diseño solamente fue simulado y presenta resultados aceptables, la implementación en tiempo real requiere de una gran carga computacional.

Los estudios más relevantes presentados en esta memoria de tesis se resumen en la Tabla 1.10 (Al-haj Ali, 2010) y categorizan en base a los algoritmos de control utilizados.

Tabla 1.10. Resumen del estado del arte del control de plantas desalinizadoras mediante ósmosis inversa (Al-haj Ali, 2010).

Paper	VARIABLES manipuladas	VARIABLES controladas	Tipo de modelo	Algoritmo de control	Tipo de trabajo
McFall et al, 2008	Factor de fricción en válvulas	Velocidad de retención, Presión	Modelo de primer principio	Control no lineal feedback/feed-forward, Control tolerante a fallos	Simulación
Bartman et al, 2009	Válvula de retención, Resistencia en la válvula de bypass	Presión, Velocidad en bypass	Dominio de tiempo	Control predictivo basado en modelo	Simulación
Abbas, 2006	Presión de entrada, pH de entrada	Flujo permeado, Conductividad	Función de transferencia	Control por matriz dinámica (DMC)	Simulación
Riverol et al, 2004	Presión de entrada, pH de entrada	Flujo de entrada, Conductividad	Función de transferencia	Control por desacoplamiento	Simulación
Burden et al, 2001	Posición de la válvula de entrada de ácido, Posición de la válvula de control de presión	Flujo permeado, Conductividad	Modelo de respuesta el impulso	Control predictivo basado en modelo con restricciones	Experimental
Assef et al, 1997	Posición de la válvula de entrada de ácido, Posición de la válvula de control de presión	Flujo permeado, Conductividad	Función de transferencia	Control predictivo basado en modelo con restricciones	Experimental
Robertson et al, 1996	Presión de entrada, pH de entrada	Flujo permeado, Conductividad	Función de transferencia	Control por matriz dinámica (DMC)	Simulación
Alatiqi et al, 1989	Presión de entrada, pH de entrada	Flujo permeado, Conductividad	Función de transferencia	Control convencional PID	Simulación

Del breve estudio desarrollado sobre el estado del arte de los sistemas de control de los bastidores de ósmosis inversa de las plantas desalinizadoras de agua de mar es posible observar que, a pesar de la amplia gama de estrategias de control utilizadas para resolver el problema del control efectivo de este tipo de plantas, aún existen muchos problemas de carácter teórico y prácticos sin resolver.

Los sistemas de control que se apliquen a los bastidores de ósmosis inversa deben estar enfocados en maximizar el rendimiento en términos de flujo y calidad del agua permeada, así como minimizar el consumo de energía. Un funcionamiento inadecuado del sistema de control se traduce en un ineficiente funcionamiento del proceso, así como en uso inadecuado de los recursos, lo cual origina serios daños económicos, sociales y del medio ambiente.

Por consiguiente, la problemática relacionada con el desarrollo de nuevas estrategias de control avanzado multivariable para el control efectivo de los bastidores de ósmosis inversa de las plantas desalinizadoras de agua de mar constituye un problema abierto y de elevada importancia científico-técnica.

1.6. Objetivos de la tesis

De acuerdo al estudio realizado del estado del arte de los sistemas de control y automatización y a la problemática existente alrededor de los mismos, la presente tesis presenta como objetivo general el desarrollo de un controlador predictivo generalizado multivariable para el control de las variables críticas de un bastidor de ósmosis inversa de

una planta desalinizadora de agua de mar que posibilite aumentar la efectividad en el control de dichas variables, así como disminuir el impacto negativo al medio ambiente.

Para cumplir con el objetivo general se proponen los siguientes objetivos específicos:

- Obtener un modelo matemático multivariable de las variables críticas de un bastidor de ósmosis inversa mediante la aplicación de las herramientas de identificación de sistemas.
- Diseñar un controlador predictivo generalizado (GPC) multivariable para el control de las variables críticas del bastidor de ósmosis inversa.
- Analizar la robustez del controlador predictivo generalizado diseñado bajo diferentes escenarios de operación.
- Plantear una propuesta de implementación práctica del controlador diseñado.

CAPITULO 2. IDENTIFICACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO DE LAS VARIABLES CRÍTICAS DE UNA UNIDAD DE ÓSMOSIS INVERSA

2.1. Introducción

Como se mostró en el capítulo anterior, la ósmosis inversa (O.I.) presenta ciertas ventajas de tipo económico frente a otros métodos de desalinización de agua de mar, como la destilación o la compresión mecánica. Este proceso opera aplicando altas presiones, es decir presiones con magnitud mayor y dirección contraria a la presión osmótica, para separar líquidos de diversos iones por medio de una membrana semipermeable. El desarrollo de tecnologías en membranas junto a su bajo costo operativo, han ocasionado que este método de desalinización sea popular alrededor del mundo construyéndose complejos especializados en desalinizar el agua.

La O.I. a escala industrial ocurre en el interior de las plantas desalinizadoras de agua de mar. Se tienen varias etapas por las que pasa el agua de mar, desde la recolección, el pretratamiento, la O.I. y el post-tratamiento, donde se prepara el agua desalinizada para su distribución y consumo humano. Estas plantas disponen de diferentes equipos para el tratamiento del agua de mar, entre los que se encuentran: bombas, tuberías, bastidores, membranas, tanques, etc. Además disponen de insumos químicos que se utilizan en el tratamiento de agua, como: ácidos, solventes, anti-incrustantes, etc. Por la cantidad de etapas y variables que intervienen, estas plantas son muy complejas.

En este capítulo se describe el principio de funcionamiento de un bastidor de O.I. El conocimiento a priori del bastidor de O.I. permite definir que las variables controladas son el flujo de permeado y su conductividad, las cuales posibilitan evaluar la cantidad y calidad del agua desalinizada. Las variables manipuladas son la presión y el pH del flujo de agua que ingresa al bastidor de O.I.

El diseño de controladores predictivos que posibiliten un eficiente control de las variables mencionadas, requiere de modelos adecuados del proceso en cuestión. Para cumplir con este requisito, en este capítulo se obtiene un modelo multivariable de un bastidor de O.I. mediante la aplicación de las herramientas de identificación de sistemas.

2.2. Descripción del principio de funcionamiento de una planta desalinizadora de agua de mar

2.2.1. Etapa de recolección de agua de mar

Es la primera etapa de una planta desalinizadora de agua de mar y se encarga de la recolección de agua del mar (Dehwah et al, 2015). Se puede considerar que esta etapa la conforman dos unidades fundamentales como son la toma para la captación de agua y la unidad de bombeo que se encarga de bombearla hasta la planta.

En un proyecto de desalinización, la configuración del tipo de toma para la recolección de agua tiene una gran importancia, ya que influye en la calidad de agua de mar y en la complejidad de la etapa de pretratamiento de agua. En líneas generales, las tomas de agua de mar se dividen en dos categorías: tomas abiertas a la superficie y tomas sumergidas. Las tomas abiertas a la superficie, a su vez se pueden clasificar en *onshore*, aquellas que están construidas cercanas a la costa y *offshore*, aquellas que están construidas a cientos e incluso miles de metros lejos de la costa. Si bien las tomas abiertas de tipo *onshore* son el tipo más económico en el mercado, su uso es escaso en plantas de O.I. debido a que, por estar cerca a la costa son vulnerables a los efectos de las olas y corrientes que levantan partículas del fondo marino y por consiguiente, el agua permeada obtenida es de baja calidad. Las tomas abiertas de tipo *offshore*, por el contrario, son menos propensas a los efectos del viento y de microorganismos que se encuentran cercanos a la orilla.

Las tomas sumergidas son las más usadas en las plantas de desalinización de agua de mar. Estas plantas aprovechan el agua de mar encontrada debajo de la superficie, la cual presenta un bajo a medio grado de salinidad, y puede ser procesada con poco o sin ningún pretratamiento. Las tomas sumergidas son el método de recolección de agua más usado en la actualidad, ya que el total de sólidos disueltos en el agua de mar aprovechada es mucho menor al agua que es captada en las tomas abiertas (Gille, 2013). Existen cuatro tipos más comunes de tomas sumergidas: pozos verticales, pozos horizontales, pozos horizontales de tipo Ranney y galerías de filtración. En la Figura 2.1 se muestra un diagrama de algunos de los tipos mencionados

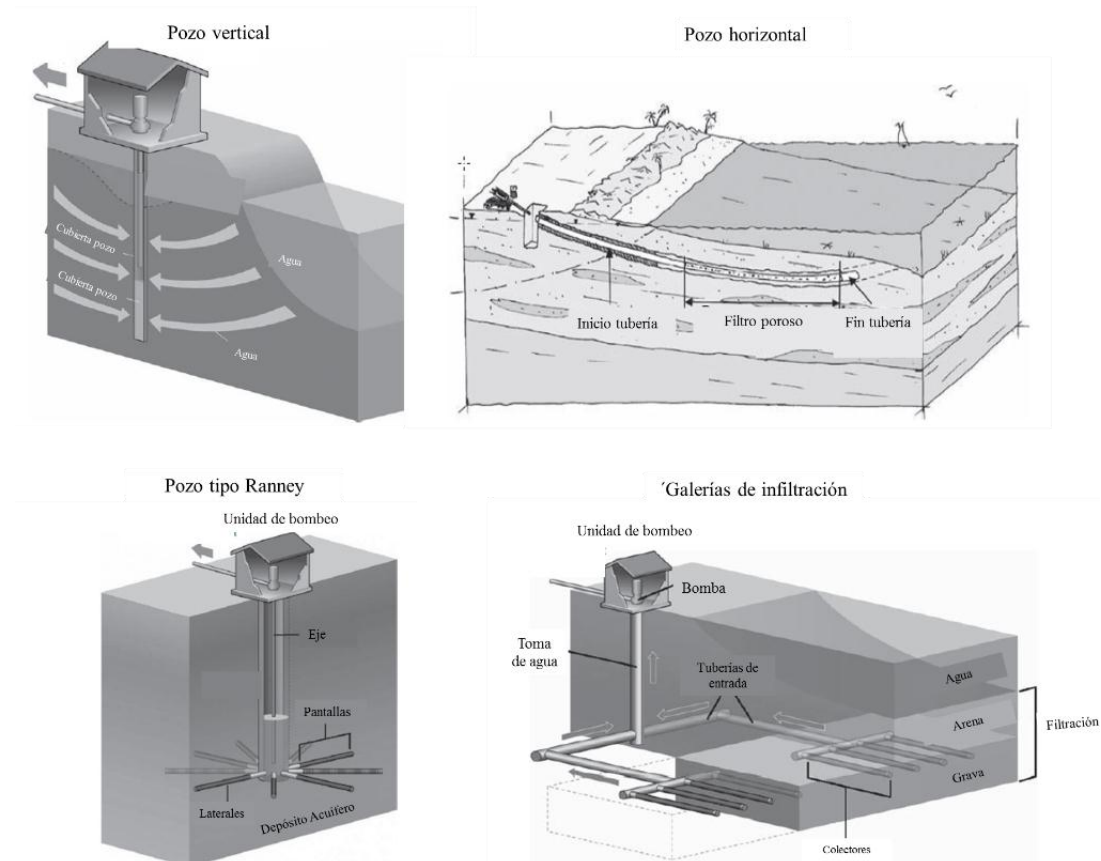


Figura 2.1. Captación de agua mediante pozos verticales y horizontales (Voutchkov, 2013).

Otro componente de la etapa de recolección de agua de mar, la conforman las bombas encargadas de extraer el agua del mar y succionarlas hasta la planta de desalinización (Peters et al, 2008). En la actualidad se conocen tres tipos de estaciones de bombeo: las estaciones de pozo húmedo, de pozo seco y estaciones envasadas.

En las estaciones de pozo húmedo (wet-well pump stations) las bombas de succión se encuentran ubicadas en una losa de concreto sobre el pozo de donde se extrae el agua de mar. Es la configuración más popular por su simplicidad y su bajo costo, sin embargo, tiene la desventaja de un mantenimiento costoso y difícil ya que por su ubicación son más sensibles a la corrosión. En la Figura 2.2 se puede observar las bombas operativas en una estación de pozo húmedo.

En las estaciones de pozo seco (dry-well pump stations) las bombas de succión se encuentran ubicadas en una estructura alejada de la toma de agua de mar por lo que requieren menos mantenimiento o atención de un operador.

En las estaciones envasadas (canned pump stations) la unidad de bombeo está dentro de un recipiente metálico para optimizar el bombeado de agua de mar. Por el poco espacio que ocupa esta unidad y por su bajo costo de construcción es una de las más populares en el mundo.



Figura 2.2. Estación de bombas de pozo húmedo.

2.2.2. Etapa de pretratamiento

La etapa de pretratamiento de agua de mar es fundamental para garantizar que se cumplan las condiciones óptimas, tanto físicas como químicas del agua de alimentación antes de entrar en los bastidores de O.I. La principal importancia de esta etapa consiste en que proporcionar un adecuado pretratamiento del agua implica una mejor calidad del agua permeada (Prihasto et al, 2009). Asimismo, disminuye e incluso anula el daño a las membranas de O.I. por incrustaciones o ensuciamiento, alargando de este modo la vida útil de las mismas.

El pretratamiento se puede dividir en tres etapas:

En la primera etapa, se busca minimizar los residuos sólidos (arena o piedras) y orgánicos (algas o pequeños moluscos) captados a través de las tomas de agua de mar. Para ello se hace uso de filtros que varían desde los macrofiltros (de barras metálicas), los microfiltros (planchas metálicas con pequeñas aberturas) y los filtros de cartucho (pequeños filtros de tamaño de 1-25 μm .). Los filtros metálicos muchas veces están localizados a las entradas de las tomas de agua de mar o en las tuberías de transporte. En la Figura 2.3 se muestra un macrofiltro metálico a la entrada de la toma de agua.

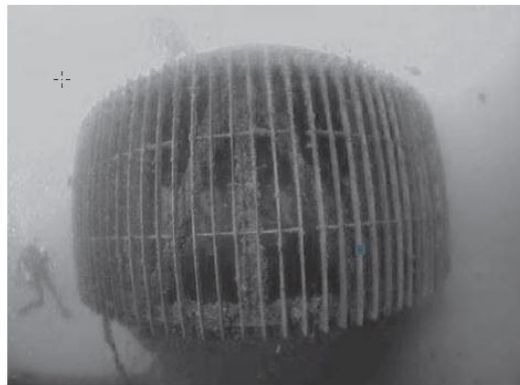


Figura 2.3. Filtro metálico de barras en la toma de agua.

La segunda etapa del pretratamiento es la del acondicionamiento del agua, que tiene por objetivo minimizar el potencial de suciedad de la membrana de O.I. Para ello se utilizan diversos químicos como coagulantes, floculantes, inhibidores de óxidos y oxidantes.

Los coagulantes y floculantes son usados para optimizar la capacidad de eliminar algunos sólidos y coloides en suspensión en las etapas siguientes.

Los inhibidores de óxidos son agregados para prevenir la formación de incrustaciones de ciertos minerales en la membrana de O.I. (El-Manharawy et al, 2001). Algunos de los químicos y sus aplicaciones más usados en este proceso se pueden apreciar en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1. Propiedades de los insumos químicos más usados en el pretratamiento (Voutchkov, 2013).

Químico	Aplicación Típica	Concentración Típica (%)	Densidad (Kg/L)	Concentración Aplicada (%)
Cloruro férrico líquido	Coagulación	40	1.42	5
Sulfato férrico líquido	Coagulación	40	1.55	5
Ácido sulfúrico	Ajuste de pH	98	1.83	20
Hipoclorito de sodio	Control biológico	13	1.23	5
Bisulfito de sodio	Decloración	99	1.48	20
Antiescalante	Formación de incrustaciones	99	1.0	20
Hidróxido de sodio	Ajuste de pH	50	1.525	20

En la tercera etapa del pretratamiento se hacen uso de filtros y se tiene como objetivo principal remover aproximadamente el 99% del total de sólidos disueltos en el agua de mar y reducir drásticamente la cantidad de limo fino (partículas de arcilla o arena) presente en la solución. También tiene la función de remover microorganismos como algas, bacterias o virus. Existen actualmente dos técnicas de filtrado usadas: filtrado por medio granular y filtrado por membrana.

El filtrado por medio granular es el procedimiento más usado actualmente y se logra a través de las denominadas celdas de filtración, las cuales contienen los componentes granulares por capas y que hacen posible la filtración. En la Tabla 2.2, se muestran las capas granulares y su densidad correspondiente usadas en los filtros. Las celdas de filtración operan en paralelo, lo cual permite la limpieza y mantenimiento sin afectar la producción diaria. Como recomendación, se tiene que el número ideal de estas celdas en plantas pequeñas es cuatro, mientras que en plantas más grandes el número óptimo de celdas de filtrado varía entre 6 a 8 (Kawamura, 2000). En la Figura 2.4 se muestran las capas de un filtro de media granular.

Tabla 2.2. Elementos que conforman las capas de un filtro de media granular (Voutchkov, 2013).

Medio granular	Tamaño del grano (mm)	Densidad específica (t/m ³)
Piedra pómez	0.8 – 2.0	1.2
Antracita (carbón)	0.8 – 2.0	1.4 – 1.7
Arena de sílice	0.4 – 0.8	2.60 – 2.68
Granate	0.2 – 0.6	3.5 – 4.3

El pretratamiento por membranas es un procedimiento relativamente nuevo pero cada vez más usado y aceptado (Busch et al, 2009). Esta técnica usa membranas de microfiltración (donde los poros tienen 0.04 µm de diámetros) y membranas de ultrafiltración (donde los poros tienen 0.02 µm de diámetro).

Los filtros por membrana se dividen en dos tipos: sistemas presurizados de membranas y sistemas sumergidos de membranas. El primer sistema es el más usado actualmente y usa

grandes bombas que hacen circular el agua a través de las membranas de manera similar al proceso de O.I. El arreglo de membranas de filtración se puede observar en la Figura 2.5.

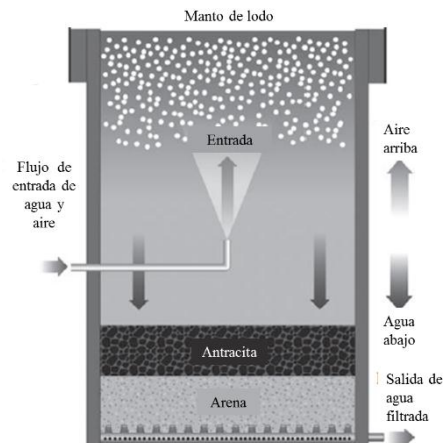


Figura 2.4. Diagrama de un filtro de media granular [3].



Figura 2.5. Arreglo de membranas para el pretratamiento de agua de mar [4].

Por otra parte, el sistema de membranas sumergidas usa un arreglo de tanques al aire libre y por medio de presión negativa se hace pasar el agua a través de las membranas. Este último método es más usado en plantas de tratamiento de agua con gran cantidad de sales, debido a que tiene mayor volumen y capacidad para retener y almacenar sólidos y minerales.

2.2.3. Etapa de separación por O.I.

La O.I. es el proceso en el cual el agua, que en condiciones normales contiene sales minerales, sólidos en suspensión, microorganismos, materiales solubles e insolubles, y gases disueltos, por medio de alta presión es forzada a atravesar una membrana semipermeable. Se dice que la membrana es semipermeable porque tiene una permeabilidad alta para el agua, pero una permeabilidad baja para aquellos componentes que contiene el agua. Como resultado del proceso se tiene por un lado, agua permeada baja en sales (este parámetro es medido por la conductividad de la solución) y salmuera (con gran concentración de sales).

El principal propósito de la desalinización es remover las sales minerales disueltas en el agua de mar (aproximadamente el 99.5%). La unidad de medición de la salinidad del agua es la concentración del total de sólidos disueltos (TDS). La salinidad referencial del agua de mar es de 35 000 ppm. La Tabla 2.3 muestra la concentración mineral típica de una muestra de agua de mar.

Los parámetros más importantes que definen este proceso son:

- a. Presión osmótica

La presión osmótica de una solución salina es determinada por la concentración molar de todas las sales disueltas y se determina con la siguiente ecuación:

$$O_p = R * (T + 273) * \sum m_i, \quad (2.1)$$

donde :

O_p = presión osmótica del agua salina (bares)

R = constante universal de gases ($0.0809 \frac{L \cdot bar}{mol \cdot K}$)

T = temperatura del agua en grados Celsius

Tabla 2.3. Componentes iónicos típicos presentes en el agua de mar (Voutchkov, 2013).

Ion	Concentración (ppm)	Porcentaje del total (%)
Cloro	19,345	55.0
Sodio	10,752	30.6
Sulfato	2,701	7.6
Magnesio	1,295	3.7
Calcio	416	1.2
Potasio	390	1.1
Bicarbonato	145	0.4
Bromo	66	0.2
Boro	27	0.08
Estroncio	13	0.04
Flúor	1	0.003

b. Recuperación de permeado

Es el porcentaje de agua de mar o agua salina que es convertida en agua permeada. Se define por la siguiente ecuación:

$$P_r = \left(\frac{Q_p}{Q_f} \right) * 100\%, \quad (2.2)$$

donde:

Q_p = porcentaje de flujo de agua permeado

Q_f = porcentaje de agua de mar de alimentación

c. Relación de entrada de sales

Se define como la relación entre la concentración de sales (conductividad) en el agua de permeado (TDS_p) y la concentración de sales en el agua de alimentación (TDS_f). Utiliza la siguiente ecuación para hallar este porcentaje:

$$yS_p = \left(\frac{TDS_p}{TDS_f} \right) * 100\%, \quad (2.3)$$

d. Relación de rechazo de sales

Es la medida relativa de cuánta cantidad de la sal que estaba inicialmente en el agua de alimentación es retenida y rechazada por la membrana. Se utiliza la siguiente ecuación para hallar su valor:

$$S_r = 100\% - S_p = \left[1 - \left(\frac{TDS_p}{TDS_f} \right) \right] * 100\%, \quad (2.4)$$

e. Presión trans-membrana (TMP)

Es la presión necesaria para transportar el agua desde un lado de la membrana (alimentación) hasta el otro lado (agua permeada). En otras palabras, se define como la diferencia de presiones entre la presión de alimentación y la suma de aquellas fuerzas que se oponen al paso de agua a través de la membrana. Se determina mediante la ecuación:

$$TMP = F_p - (O_p + P_p + 0.5P_d), \quad (2.5)$$

donde:

F_p = presión de alimentación

O_p = presión osmótica

P_p = presión de permeado

P_d = caída de presión entre la alimentación y el flujo de salmuera

f. Flujo de permeado por membrana

Es definido como el flujo permeado (Q_p) por unidad de área de la membrana (S), usualmente expresado en galones por día sobre metros cuadrados. La ecuación que determina este parámetro es:

$$J = \frac{Q_p}{S}, \quad (2.6)$$

g. Permeabilidad específica de la membrana

La permeabilidad específica de una membrana (SMP, por sus siglas en inglés) es un parámetro que caracteriza la resistencia de la membrana al flujo de agua. Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$SMP = \frac{J}{TMP}, \quad (2.7)$$

Una configuración típica de un bastidor de O.I. incluye una bomba de baja presión o de transferencia, que lleva el agua filtrada y pretratada del tanque hacia una bomba de alta presión. La bomba de alta presión lleva el agua hasta el punto de presión osmótica y atraviesa las membranas donde ocurre el proceso de O.I. El flujo permeado es entonces almacenado en un tanque mientras que la salmuera o concentrado de sales es almacenado en otro tanque o recirculado según la configuración. La Figura 2.6 muestra un diagrama de un bastidor de ósmosis inversa. Debido a los requerimientos de presión que alcanzan los valores de 800 a 1200 psi para agua de mar y de 100 a 600 psi para agua salina, el consumo de energía de las bombas para llegar a la presión osmótica representa la mayor parte del costo del proceso de desalinización (Li, 2011).

Los elementos más importantes en este subproceso se describen a continuación:

Bombas de alta presión

Las bombas de alta presión están diseñadas para transportar el agua pretratada hacia los bastidores de O.I. donde se produce la separación de agua y sales. Los rangos de presión requeridos para llevar a cabo este proceso son: de 5 a 25 bares para agua salobre y de 55 a 70 bares para agua de mar. El nivel de presión exacto que se requiere es determinado por la salinidad y temperatura del agua de alimentación, el flujo permeado deseado y la configuración del sistema de O.I. La selección de las bombas de acuerdo a sus características de tamaño o potencia se debe dar teniendo en cuenta la producción de la planta y las curvas de rendimiento de las bombas proporcionadas por los fabricantes.

Las bombas y sus equipamientos deben estar fabricadas de un acero inoxidable de buena calidad de acuerdo al grado de salinidad del agua que se debe tratar. Además es necesaria la instalación de variadores de velocidad en los motores de las bombas, para lograr y mantener la eficiencia de las bombas ante variaciones en la salinidad y/o temperatura del agua de mar.

En caso de que no se tuviese disponible un variador de velocidad, la presión de las bombas se puede manejar por medio de una válvula de control.

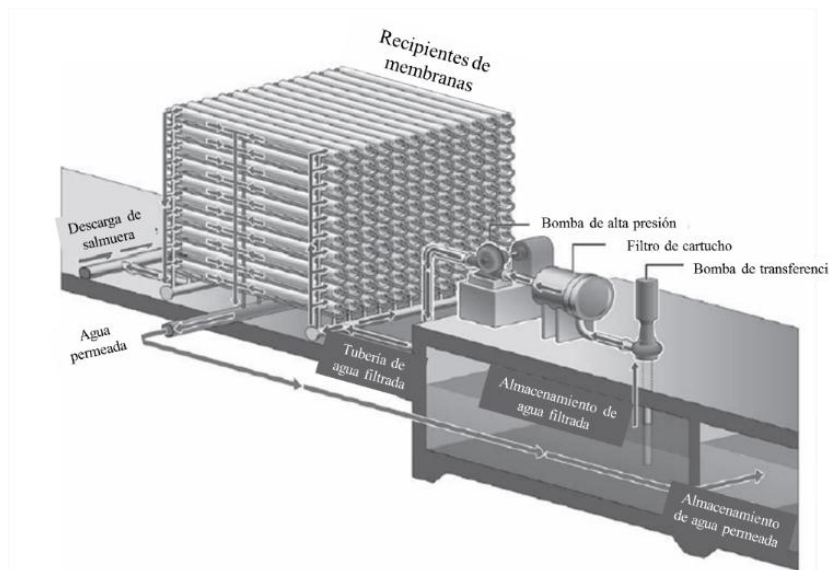


Figura 2.6. Configuración de un bastidor de ósmosis inversa (Voutchkov, 2013).

Membranas de O.I.

Basado en la estructura de las membranas, éstas pueden estar divididas en membranas con estructura de película fina y membranas con estructura de película fina nanocompuesta. De acuerdo a su material de fabricación, las membranas se clasifican en: membranas de poliamida y membranas de acetato de celulosa. Dependiendo de la configuración de las membranas dentro de los bastidores, pueden clasificarse en: cartuchos de membranas en espiral y membranas de fibra hueca.

- Membranas con estructura de película fina

Son el tipo de membranas para O.I. más usadas actualmente y están compuestas de una película fina semipermeable ($0.2 \mu\text{m}$) cuyo material de fabricación puede ser poliamida o acetato de celulosa. Esta capa ultrafina es soportada por una capa microporosa ($0.025 - 0.050 \text{ mm}$) y por una capa de tejido de refuerzo. La primera capa es la encargada de la retención de minerales mientras que las dos capas siguientes son para darle integridad y durabilidad a la membrana en conjunto. La Figura 2.7 muestra la estructura de una membrana de O.I. con película fina.

- Membranas con estructura de película fina nanocompuesta

Las membranas nanocompuestas tienen la misma estructura de película fina con la diferencia que pueden incorporar nanopartículas inorgánicas o estar hechas de un arreglo denso de nanotubos. Estas membranas se diferencian de las convencionales ya que tienen una mayor permeabilidad específica, es decir pueden transportar mayor cantidad de agua a través de la misma superficie. Además algunas de estas membranas tienen la misma o menor velocidad de degradación que las convencionales a las mismas condiciones de operación, lo que incrementa su tiempo de vida útil. La Figura 2.8 muestra un diagrama de una membrana con arreglo de nanotubos.

- Membranas de acetato de celulosa

Las primeras membranas creadas en los años de 1950 en la Universidad de California, eran de un polímero de acetato de celulosa. La principal diferencia con las membranas de poliamida es que las dos primeras capas que conforman la estructura de la membrana están fabricadas con el mismo polímero de acetato de celulosa (AC). Por el contrario, en las membranas de poliamida (PA), las dos primeras capas están hechas de polímeros

completamente diferentes. Otra diferencia es que las membranas de AC tienen un grosor de 100 μm mientras que las membranas de PA tienen un grosor de 160 μm .

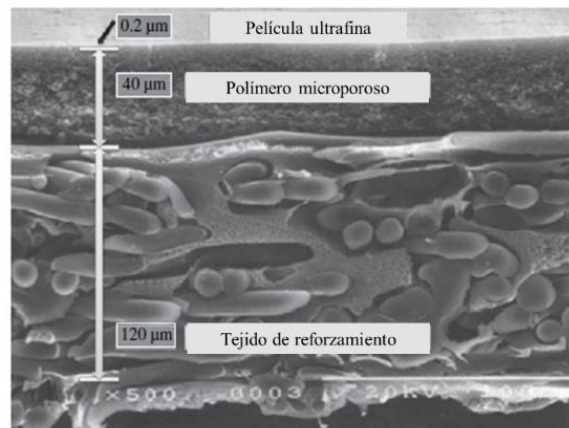


Figura 2.7. Membrana con estructura de película fina (Voutchkov, 2013).

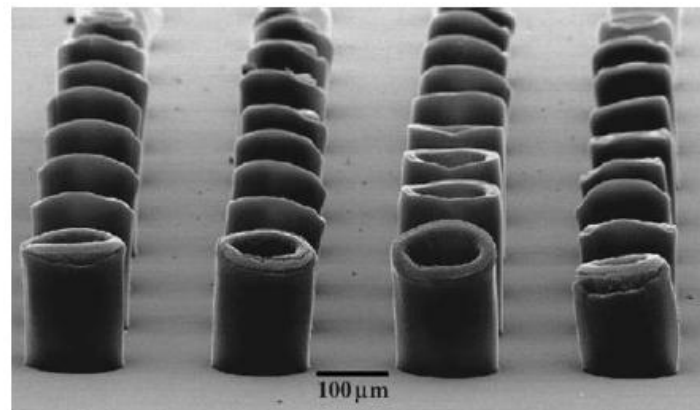


Figura 2.8. Membrana con estructura de película fina nanocompuesta (Voutchkov, 2013).

Una de las ventajas que tiene el uso de membranas de AC es que la superficie de la misma tiene poca o ninguna carga eléctrica, por lo que es menos susceptible a la contaminación con ciertos cationes que puede tener el agua de mar pretratada. Además, las membranas de AC, a diferencia de las membranas de PA, tienen una superficie mucho más lisa lo que dificulta el ensuciamiento de la membrana.

Entre las desventajas que posee el uso de membranas de AC, se encuentra su limitado rango de operación, cuyo rango de pH operativo es de 4 a 6 a temperaturas menores de 35°C. Si se opera fuera de este rango, se acelera la hidrólisis de la membrana provocando falla total en la misma, esto condiciona el uso de ácido para mantener el pH del agua entre 5 y 5.5. Asimismo, las membranas de AC, son susceptibles a ciertos microorganismos que pueden desarrollar enzimas de celulosa y corroer y consumir a la membrana.

A pesar de las desventajas, el uso de membranas de acetato de celulosa está muy difundido, debido a su alta tolerancia a los oxidantes. Por ejemplo, en la industria farmacéutica y electrónica donde se requiere la producción de agua ultra pura.

- Membranas de poliamidas

Son el tipo de membranas más común y usado de membranas en las plantas desalinizadoras. Las ventajas que conlleva el uso de esta membrana es que puede trabajar a bajas presiones y tiene una mayor productividad (flujo permeado) que las membranas de AC. Además las membranas de PA son capaces de trabajar en un rango más amplio de pH, lo que facilita su limpieza y mantenimiento. A diferencia de las

membranas de AC, las membranas de PA tienen un tiempo de vida útil mayor (de 5 a 7 años) en comparación con los 3 a 5 años de las membranas de AC, esto se debe a que las membranas de PA no son biodegradables.

Entre las desventajas del uso de membranas de PA, se encuentra que su superficie está ligeramente cargada eléctricamente a ciertos valores de pH, por lo cual en operación su razón de rechazo de sales se ve disminuida. En la industria, las membranas de PA son usadas para la desalinización de agua salobre y de agua de mar, principalmente por el bajo nivel de presión requerido para su operación.

La Tabla 2.4 muestra una comparación entre las membranas de poliamida y de acetato de celulosa.

Tabla 2.4. Diferencias entre las membranas de poliamida y de acetato de celulosa.

Parámetro	Membranas de poliamida	Membranas de acetato de celulosa
Rechazo a sales	Alto (>99.5%)	Medio (hasta 95%)
Presión de entrada	Bajo (30 ó 50%)	Alto
Rango de pH	Alto (2 – 12)	Limitado (4 – 6)
Máxima temperatura de agua	40 – 45 °C	30 – 35 °C
Frecuencia de limpieza	Alta (semanas a meses)	Bajo (meses a años)

- Arreglo de membranas en espiral

Los módulos de membranas en espiral están compuestos de aproximadamente 40 a 42 láminas planas de membranas con la estructura de tres capas descrita previamente. Las láminas planas están agrupadas en 20 a 21 hojas, las cuales consisten en dos láminas separadas por un fino plástico. Cuando se produce la O.I., el agua salina presurizada entra por uno de los costados del módulo de membranas, pasa a través de uno de los lados del sobre y el plástico fino entre cada lámina ayuda a recolectar el agua de permeado en un transportador de permeado (Karabelas, 2015). La salmuera se evacúa después por el otro costado del módulo. La Figura 2.9 muestra el flujo de agua en un módulo de membrana en espiral.

- Arreglo de membranas de fibra hueca

En los elementos de membranas de fibra hueca, la película semipermeable (tamaño 0.1 a 1 µm) es aplicado como revestimiento de las fibras huecas de un diámetro comparable con el cabello humano. Este arreglo de membranas se encuentra dentro de una cubierta cilíndrica. Ambos costados del arreglo se encuentran sellados herméticamente para evitar que escape la salmuera, la misma que sale sólo por un tubo del arreglo.

El agua salina es introducida en el arreglo de membranas por medio de un distribuidor que se encuentra en medio del arreglo. El agua salina, luego, se filtra de manera radial a través de las fibras. La sal y las impureza se recolectan y se evacúan a través de uno de los extremos del arreglo.

El arreglo de membranas de fibra hueca permite utilizar más superficie de membrana por volumen de las mismas, lo cual genera un menor flujo de permeado, pero la relación de rechazo a sales es mayor, lo cual es ideal en plantas de desalinización de agua de mar con elevada concentración de sales.

2.2.4. Etapa de post-tratamiento

Debido a que el agua después de la filtración por O.I. es baja en minerales, ésta debe ser tratada para su distribución y posterior uso. El post-tratamiento tiene como objetivos la desinfección y la adición de sales y minerales para proteger la salud pública (Shemer et al, 2015).

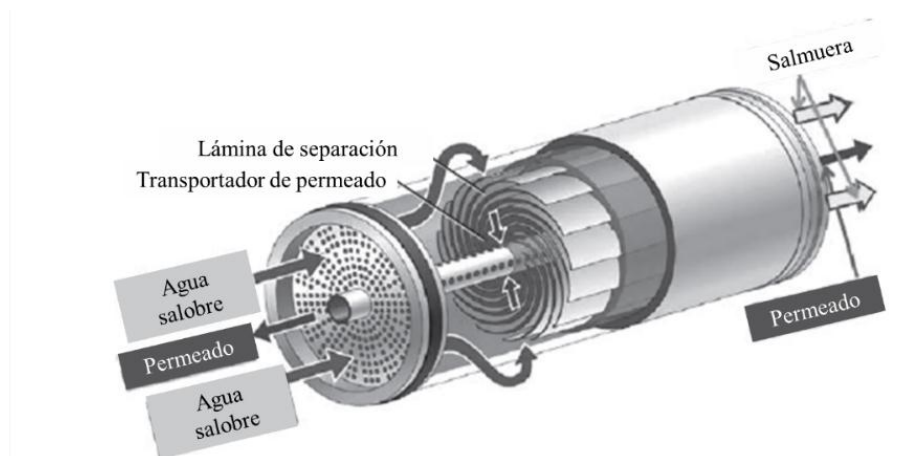


Figura 2.9. Diagrama de un arreglo de membranas en espiral.

Los minerales que se utilizan en esta etapa depende mucho del tipo de uso que se va a dar al agua permeada, ya sea para consumo público, agricultura o industria farmacéutica (Birnhack et al, 2011). En los dos primeros, comúnmente se usa calcio, magnesio, zinc, manganeso, y potasio, mientras que en el último la etapa de post-tratamiento es mucho más compleja. Para la desinfección, usualmente se usa cloro (en sus diversas formas como hipoclorito de sodio, por ejemplo) en una cantidad proporcional al flujo de agua permeada. También se usan filtros UV para minimizar la concentración de organismos en el producto.

2.3. Planta de O.I.

2.3.1. Principio de funcionamiento de una planta de O.I.

A diferencia de las plantas desalinizadoras estudiadas en la sección anterior, las plantas de O.I. son mucho más pequeñas ya que cuenta tan sólo con limitados componentes.

Una planta de O.I. cuenta con los componentes básicos que permiten la desmineralización y separación de sólidos disueltos del agua aplicando una presión superior y en sentido inverso a la presión osmótica. Al igual que en una planta desalinizadora, se tienen tres flujos líquidos: el de agua salina de alimentación, el de agua permeada baja en sales, y el de salmuera.

La planta de O.I. típica cuenta con cuatro procesos fundamentales: pre-tratamiento, presurización, separación por membrana y post-tratamiento. El pre-tratamiento tiene como objetivo la preparación del agua de alimentación (usualmente extraída de un tanque de almacenamiento) de tal manera que sea compatible con la membrana de O.I. Esto significa, la aplicación de filtros para eliminar los sólidos en suspensión, la presencia de bacterias y virus, coloides, y control de incrustantes. Asimismo, se lleva a cabo el ajuste de pH, cuyo fin es la precipitación de carbonatos en el agua de alimentación y también la reducción de la conductividad del agua permeada.

La etapa de presurización se lleva a cabo cuando el agua pre-tratada fluye a través de bombas de alta presión. La presión necesaria suele variar de 100 a 600 psi para agua salina y de 800 a 1200 psi para agua de mar. Este parámetro se determina por el tipo de membrana instalado y la salinidad del agua utilizada.

La separación de iones se realiza dentro de las membranas de O.I. Estas membranas inhiben el paso de sales pero permiten el paso de agua. Como resultado se tiene un flujo de agua permeada y otro de salmuera. Dado que las membranas no ofrecen un rechazo de sales de 100%, es usual que el agua permeada tenga algunas sales disueltas. Las membranas de O.I. tienen varias configuraciones o etapas. Al conjunto de membranas se le conoce como bastidor de O.I. La última etapa es la de post-tratamiento y se realiza antes de la distribución; en ella se ejecutan ajustes al agua, como pH o adición de químicos anticorrosivos. La Figura 2.10 muestra un diagrama de los componentes básicos de una unidad de O.I.

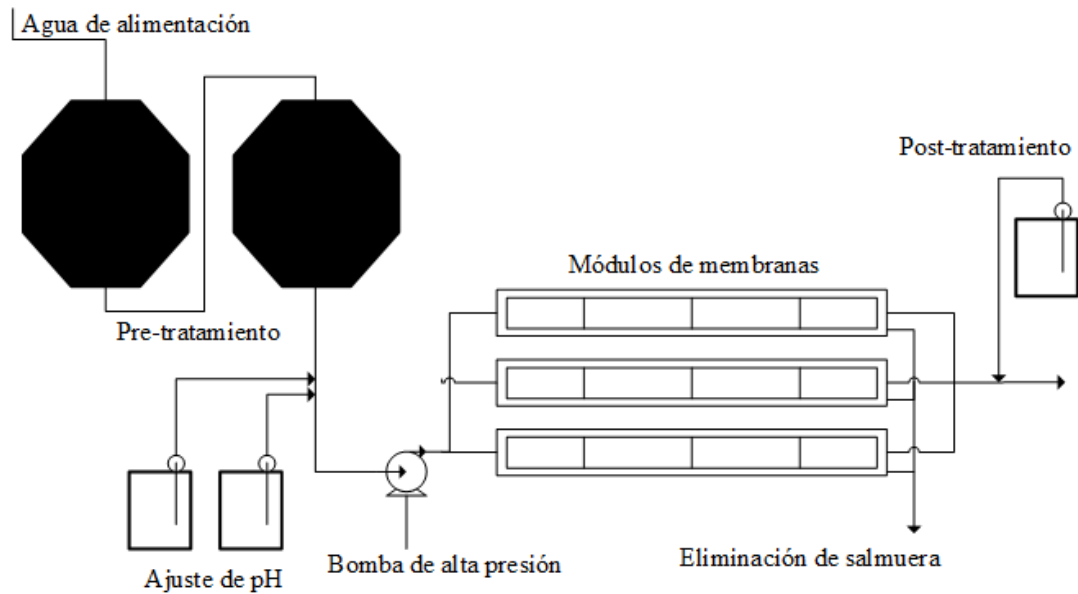


Figura 2.10. Esquema de una unidad de ósmosis inversa.

2.3.2. La planta de O.I. como objeto de control

El objetivo de la desalinización por O.I. es el de obtener agua permeada en calidad y cantidad adecuadas sin exceder los límites operativos naturales del proceso (Alatiqi, 1989). El proceso se inicia cuando el agua salina es bombeada desde un depósito de alimentación hacia los filtros que conforman la etapa de pretratamiento, donde también se adicionan otros elementos químicos. Luego, esta agua tratada pasa por una bomba de alta presión que es capaz de transportar el agua a través de una membrana superando la presión osmótica existente y produciéndose la desalinización. El flujo de permeado es entonces almacenado y la salmuera desechada.

El objetivo del proceso descrito anteriormente es obtener el máximo flujo de permeado en condiciones operativas normales, sin dañar la membrana; es decir, en condiciones de presión y pH adecuadas. Tomando en cuenta este objetivo, se puede considerar el proceso como uno que relaciona una variable de entrada con una de salida, es decir, un proceso SISO, siendo el flujo de permeado la primera variable controlada. Sin embargo, la calidad del producto también es considerada como un objetivo adicional, la misma que se mide en el número de sólidos y/o sales disueltas en el producto; por tanto, la conductividad del producto es la segunda variable controlada. De esta forma, se está considerando que el proceso relaciona dos variables de entrada con dos variables de salida, obteniéndose un proceso MIMO.

De manera concreta, las variables de salida o variables controladas, son el flujo (F) y la conductividad (C) del permeado. Mediante el control de éstas variables se pueden conseguir los objetivos trazados. Las variables de entrada del proceso son aquellas que mediante su manipulación se pueden alcanzar las referencias dadas por las variables de salida. En este proceso, son la presión (P), con la que el agua salina ingresa a la membrana y que puede ser manipulada mediante el variador de frecuencia de las bombas de alta presión y el pH del agua de alimentación, que es manipulada variando la cantidad de ácido dosificado en la etapa de pre-tratamiento. En la Figura 2.11 se muestra un diagrama del proceso que relaciona las variables de entrada con las variables de salida.

2.4. Identificación de las variables críticas de un bastidor de O.I.

La identificación de sistemas es el arte y ciencia de la construcción de modelos matemáticos de sistemas dinámicos basados en datos de entrada y salida (Ljung, 2008). Un modelo obtenido mediante identificación de sistemas es una expresión matemática que relaciona las variables del proceso obtenidas experimentalmente. Los elementos que conforman un

experimento de identificación son: determinación de la estructura del modelo, estimación de parámetros, y la validación del modelo (Mikles et al., 2007).

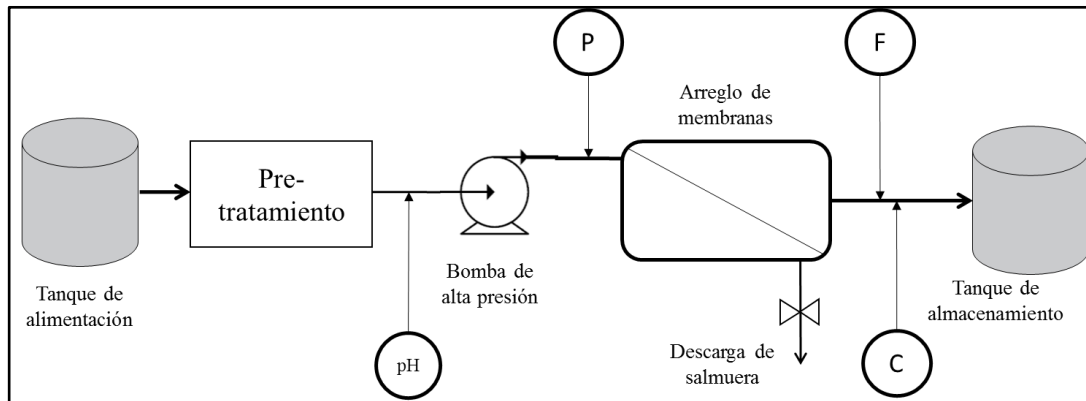


Figura 2.11. Variables controladas y manipuladas de una planta de O.I. (F: Flujo del permeado, C: conductividad del flujo de permeado, P: Presión del agua de alimentación, pH: potencial hidrógeno del agua de alimentación).

Para el caso del bastidor de O.I., debido a la complejidad del sistema y a la no linealidad inherente al proceso, un modelo matemático de caja blanca se hace complicado, por ello se aplicará un experimento basado en identificación de sistemas que proveerá de un modelo aproximado (de caja negra) del bastidor de O.I. En la Figura 2.12 se muestra el diagrama de flujo del proceso de identificación.

Al igual que muchos procesos dinámicos, el bastidor de O.I. opera alrededor de un estado de operación o estado estable. Se determinaron los rangos lineales de las variables, los cuales se muestran en la Tabla 2.5.

Tabla 2.5. Rango de operación lineal de las variables del bastidor de O.I.

Variable	Rango Lineal
Flujo, gpm	0.85-1.25
Presión, psig	800-1,000
Conductividad, us/cm	400-450
pH	6-7

El experimento de identificación se llevó a cabo aplicando un cambio en cada una de las entradas del sistema multivariable. Se determinó que una magnitud de cambio grande, genera una mejor respuesta transitoria y por tanto facilita la identificación del proceso (Liu et al, 2012). Según la Tabla 2.5 los estados iniciales de operación del bastidor son distintos a cero, sin embargo estos pueden ser normalizados como ceros usando la relación de las variables de entrada y salida.

Se aplicó un paso escalón en la presión de alimentación, de 800 a 1000 psi (normalizando, es un paso de 200 psi) en el minuto dos y se grabó la data generada tanto en el flujo resultante como en la variación de la conductividad. En la Figura 2.13a se muestra la respuesta temporal del flujo de permeado, el cual experimentó una variación de 0.85 a 1.25 gpm, mientras que en la Figura 2.13b, se exhibe la respuesta temporal de la conductividad, la cual varió de 450 a aproximadamente 350 $\mu\text{s/cm}$. Se observa, que en este proceso, la respuesta es casi instantánea por lo cual el modelo a obtener no tiene retardo de tiempo; sin embargo, el tiempo de establecimiento de la respuesta temporal de la conductividad es más grande que la del flujo de permeado, por lo que éste último tendrá una menor constante de tiempo.

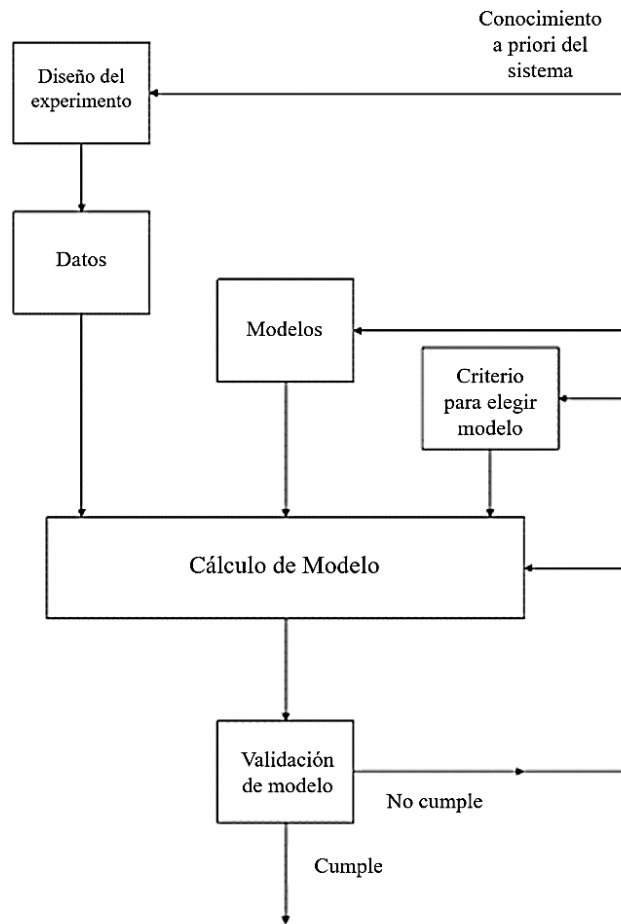


Figura 2.12. Diagrama de flujo del proceso de identificación.

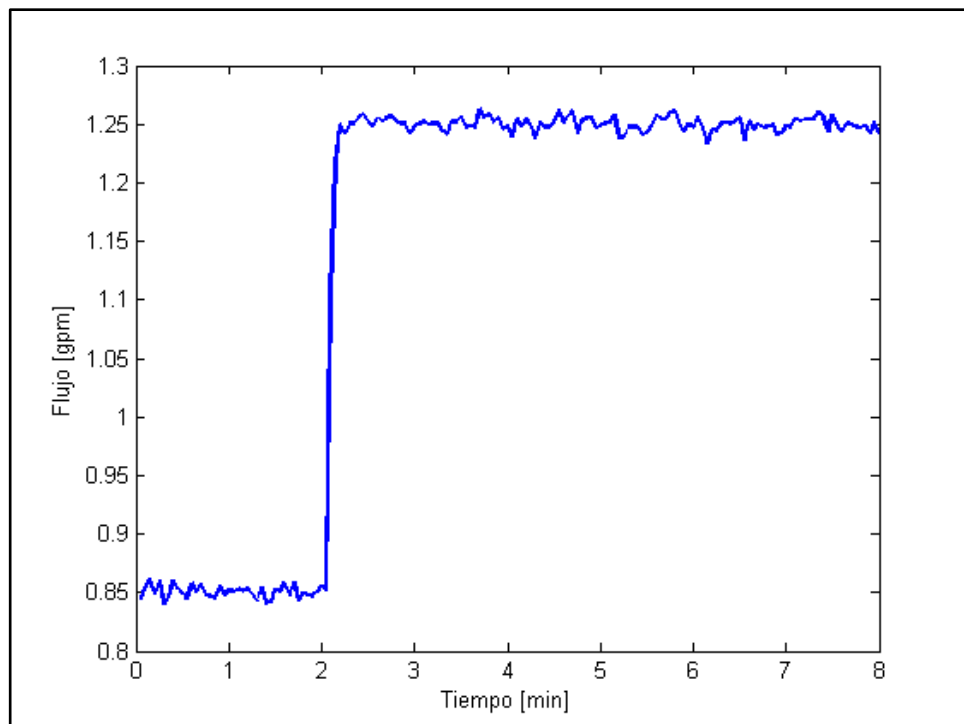


Figura 2.13a. Respuesta temporal del flujo de permeado frente a un paso en la presión.

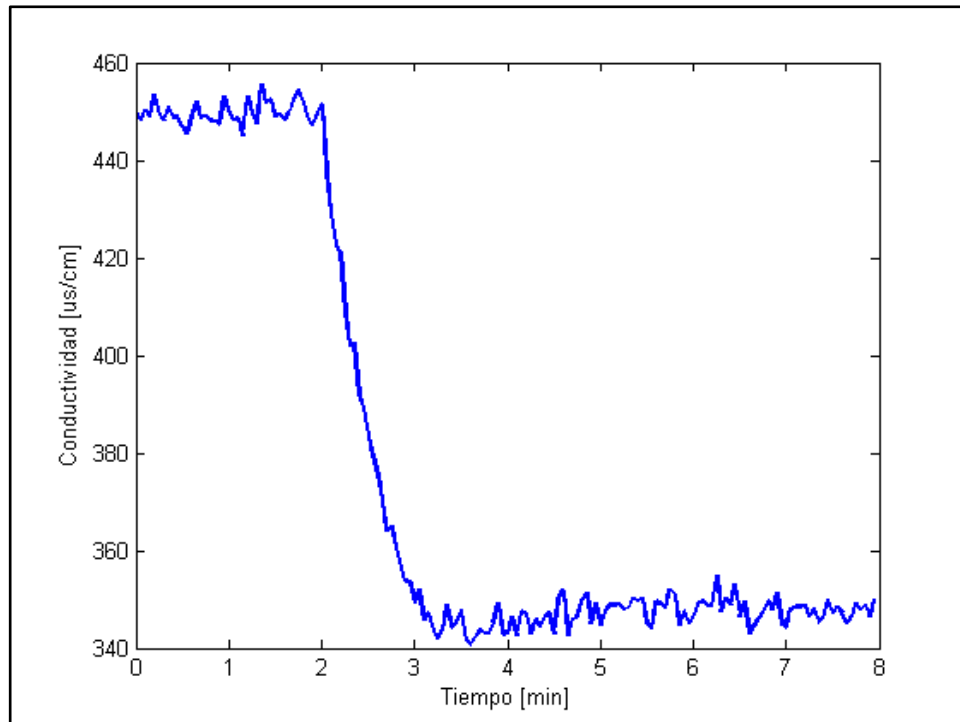


Figura 2.13b. Respuesta temporal de la conductividad frente a un paso en la presión.

De la misma manera, en condiciones de operación nominal, se aplicó un paso en la entrada de pH llevándolo de 6 a 7 (escalón unitario normalizado). No se observó ninguna variación en el flujo de permeado, pero si se afectó la conductividad del permeado. En la Figura 2.14 se muestra la respuesta temporal de la conductividad durante este segundo experimento, de donde se observa que la conductividad varía de 450 a 390 $\mu\text{s}/\text{cm}$.

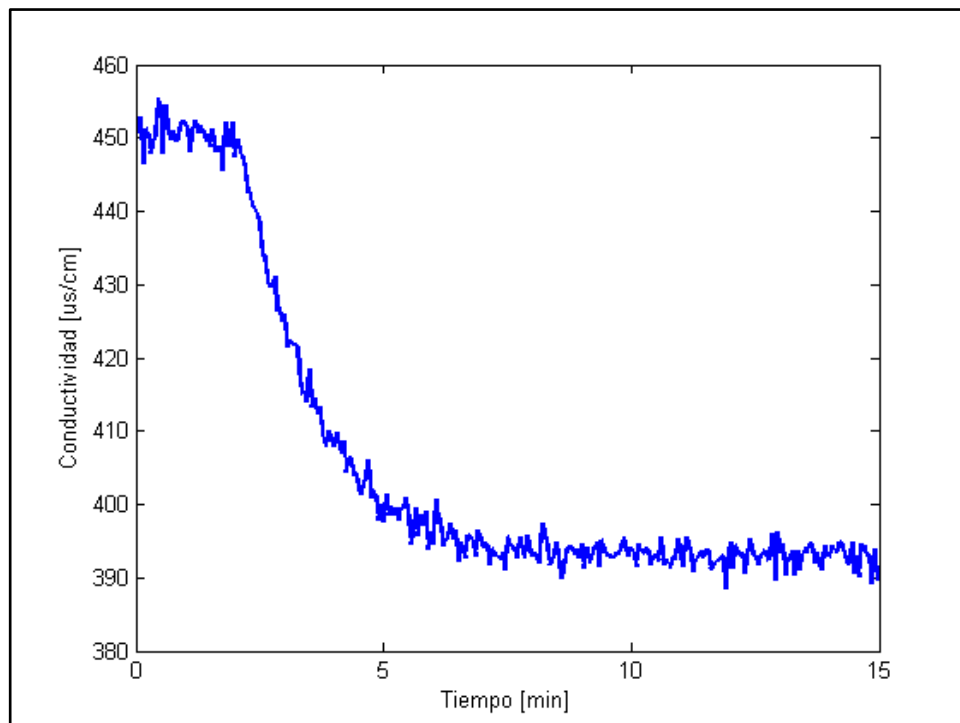


Figura 2.14. Respuesta temporal de la conductividad frente a un paso en el pH.

Para la identificación del proceso objeto de estudio se usó el Toolbox de Identification de Matlab, obteniéndose el siguiente modelo multivariable (Tabla 2.6):

Tabla 2.6. Modelo multivariable del bastidor de O.I.

$\frac{F}{P} = G_{11} = \frac{0.001998(0.084921 s + 1)}{(0.006098 s^2 + 0.1568 s + 1)}$	$\frac{F}{pH} = G_{12} = \text{cero}$
$\frac{C}{P} = G_{21} = \frac{-0.50961(0.35347 s + 1)}{(0.2150s^2 + 0.7048 s + 1)}$	$\frac{C}{pH} = G_{22} = \frac{-56.991(0.18871s + 1)}{(0.42697s^2 + 1.85116 s + 1)}$

2.5. Validación del modelo

La validación del modelo se realizó usando el Toolbox de Matlab (Ljung, 2015) obteniéndose los siguientes resultados que se muestran en la Figura 2.15.

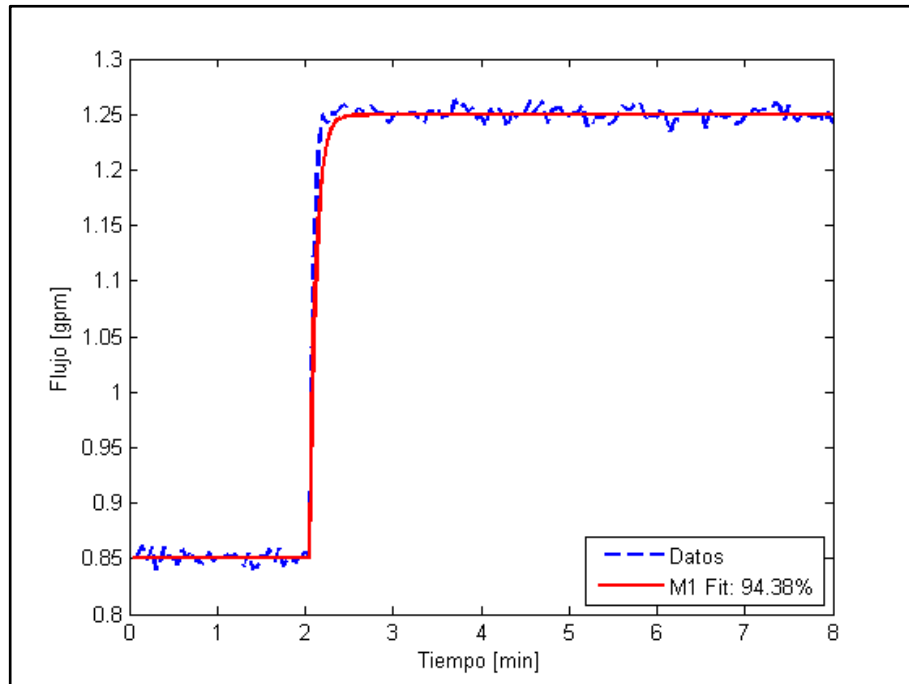


Figura 2.15a. Validación del modelo del flujo de permeado respecto a la presión (G_{p11}).

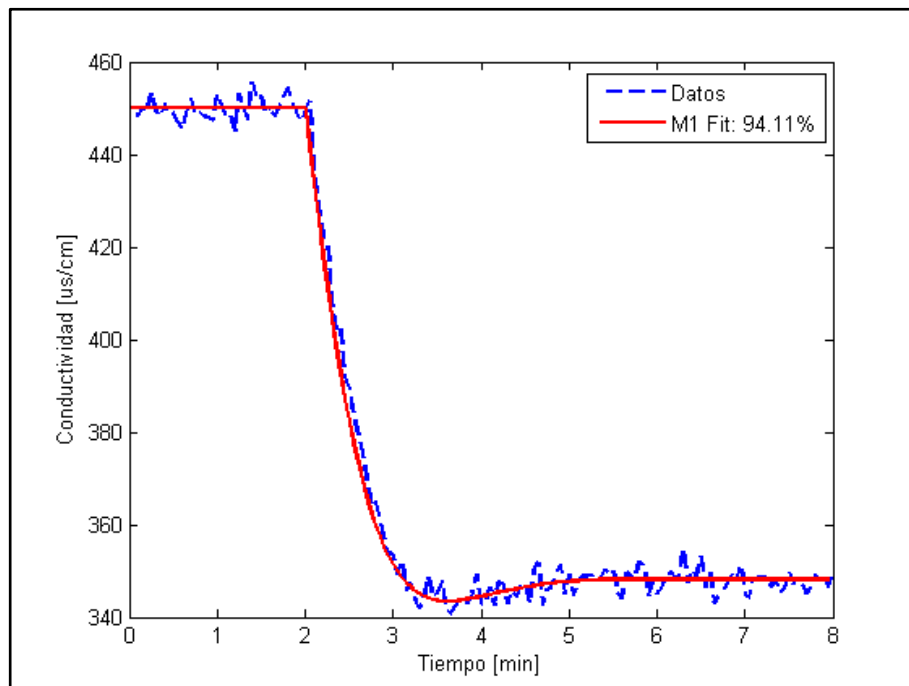


Figura 2.15b. Validación del modelo de conductividad respecto a la presión (G_{p21}).

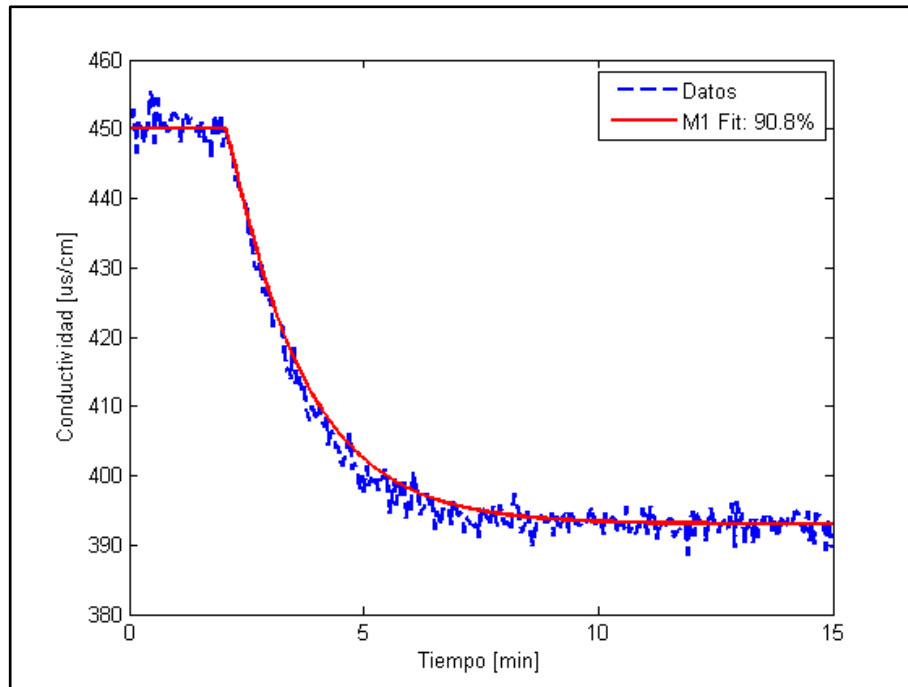


Figura 2.15c. Validación del modelo de conductividad respecto al pH (G_{p22}).

Las funciones de transferencia forman una matriz cuadrada de tamaño 2×2 y relacionan las entradas con las salidas. Debido a que no existe interacción entre el pH y el flujo de permeado, es decir la variación de pH no afecta el flujo de permeado, se dice que la matriz es de tipo triangular superior. Además es necesario acotar que alrededor del punto de operación mostrado anteriormente, el bastidor de O.I. presenta este comportamiento. Si por el contrario, este rango de operación cambia, la interacción de G_{p12} igual a cero no se puede garantizar.

De la función de transferencia G_{p11} se deduce que el tiempo de establecimiento del flujo de permeado frente a la presión es de aproximadamente 13 segundos; es decir, su constante de tiempo es rápida. Por el contrario, la función G_{p22} tiene un tiempo de establecimiento de 8 minutos aproximadamente lo que constituye una respuesta muy lenta.

2.6. Conclusiones parciales

- Se estudiaron las etapas fundamentales del proceso productivo de una planta desalinizadora de agua de mar.
- Se realizó un estudio de los aspectos teóricos fundamentales de la O.I. en una planta desalinizadora de agua de mar.
- Se determinaron las variables críticas de una planta de O.I.
- Utilizando las técnicas y el Toolbox de Matlab de identificación de sistemas se obtuvo un modelo matemático que describe el comportamiento dinámico de un bastidor de O.I. de una planta desalinizadora de agua.
- Los resultados de validación del modelo matemático multivariable encontrado mostraron un adecuado grado de aceptación según el criterio de mínimos cuadrados; por tanto, el modelo identificado puede ser utilizado en el diseño de controladores predictivos basados en modelos.

CAPITULO 3. DISEÑO DE UN CONTROLADOR PREDICTIVO GENERALIZADO MULTIVARIABLE PARA EL CONTROL DE UN BASTIDOR DE OSMOSIS INVERSA

3.1. Introducción

El objetivo de los bastidores de ósmosis inversa es la obtención de cierta cantidad de agua con un grado de calidad aceptable al menor costo posible. Lo anterior justifica la necesidad de disponer de sistemas efectivos de control automático que permitan alcanzar este objetivo al mismo tiempo que se reducen los costos operativos. El consumo eléctrico es uno de los costos más altos que afronta el proceso, debido a la energía necesaria consumida por las bombas de alta presión, por ejemplo. Como resultado de la aplicación de técnicas efectivas de control, se hará factible la explotación de plantas desalinizadoras agua de mar.

En el primer capítulo se señaló que una de las técnicas de control más importantes de los últimos años es el control predictivo basado en modelo, debido a sus potencialidades para controlar plantas complejas de forma efectiva y su aplicación en múltiples industrias a un costo relativamente bajo, tanto computacional como económico. Esta estrategia constituye una atractiva herramienta de control que posibilita realizar un efectivo control de procesos multivariantes con comportamientos dinámicos y complejos.

3.2. Fundamentación de la estrategia de control a utilizar

3.2.1. Introducción

El control predictivo basado en modelo (MBPC, por sus siglas en inglés), engloba una serie de técnicas de control que usan un modelo dinámico explícito del proceso con el objetivo de hallar una señal de control por medio de la optimización de una función objetivo sujeta a restricciones de operación (Camacho, 2002).

El control predictivo basado en modelo es un caso especial de la teoría de control óptimo desarrollado en los años de 1960. Esto se debe a que los algoritmos de control predictivo utilizan, de manera común, un modelo explícito que captura la dinámica del proceso y que permite predecir la respuesta del mismo en un instante futuro, el cálculo de una secuencia de control por medio de la minimización de una función que permite que se trabaje alrededor de un punto óptimo de operación y la estrategia de horizonte deslizante que permite utilizar solo la primera señal de control de la secuencia futura calculada.

El control predictivo se originó en los últimos años de la década de 1970, donde se empezó a aplicar en procesos químicos (Van Antwerp, 2000) aunque no se le conocía con ese nombre y sus propiedades teóricas tampoco se habían estudiado profundamente. Fue a finales de la década de 1980, donde empezó a tomar particular importancia en el mundo académico con los talleres organizados por la empresa Shell (Prett et al., 1990). Rápidamente, el control MBPC se hizo de gran popularidad en las industrias de procesos químicos debido a la simplicidad del algoritmo y al uso de un modelo de respuesta impulsional del proceso más conocido como control algorítmico mediante modelo (MAC, por sus siglas en inglés), así como de un modelo de respuesta escalón (conocido como controlador de matriz dinámica, DMC).

En los años siguientes se desarrollaron otras estrategias de control predictivo formuladas con modelos de entrada/salida para procesos monovariantes y multivariantes como es el caso del control predictivo en espacio de estados.

En este contexto, Clark y colaboradores (1987) desarrolla la teoría del controlador predictivo generalizado (GPC, por sus siglas en inglés) basándose en la solución de una ecuación diofántica. Actualmente, el controlador GPC ha llegado a convertirse en uno de los controladores más populares de control en la industria.

3.2.2. Concepto y estrategia en el control predictivo

La metodología usada en todos los algoritmos de control predictivo se resume en la Figura 3.1 y se describe a continuación:

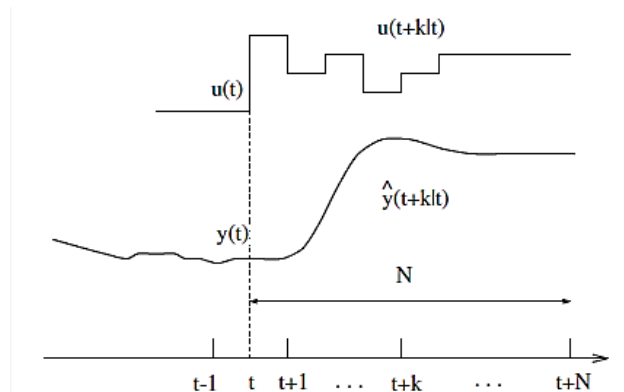


Figura 3.1. Estrategia general del control predictivo.

- En cada instante t , haciendo uso del modelo del proceso, se predicen las futuras respuestas del sistema durante un determinado horizonte N , llamado horizonte de predicción. Las salidas predichas $y(t + k|t)$ ¹ con $k = 1 \dots N$ dependen de las entradas y salidas, pasadas y presentes hasta el instante t y de las futuras señales de control $u(t + k|t)$, $k = 0 \dots N - 1$ los cuales son calculados y enviados al sistema.
- El conjunto de señales de control futuras se calcula optimizando un determinado criterio con el objetivo de mantener al proceso lo más cerca posible a la trayectoria de referencia $w(t + k)$. Este criterio es usualmente una función cuadrática de los errores entre la salida predicha y la trayectoria de referencia. En la mayoría de los casos el esfuerzo del control también se incluye en la función objetivo. Si el modelo es lineal y no hay restricciones es posible llegar a una solución explícita; de otro modo, se tiene que aplicar un método de optimización. Adicionalmente, se hace alguna suposición sobre la estructura de la ley de control futura, por ejemplo, que se mantiene constante a partir de un cierto instante de tiempo.
- La señal de control $u(t|t)$ calculada es enviada al proceso mientras que las siguientes señales futuras de control son desechadas, puesto que en el siguiente instante de muestreo ya se conoce $y(t + 1)$ y se repite el primer paso con este nuevo valor y todas las secuencias son actualizadas. Se calcula entonces $u(t + 1|t + 1)$, que será diferente a $u(t + 1|t)$ ya que se trabaja con nueva información, haciendo uso del concepto de horizonte deslizante.

En la Figura 3.2 se muestra un diagrama con la estructura interna de esta clase de controlador.

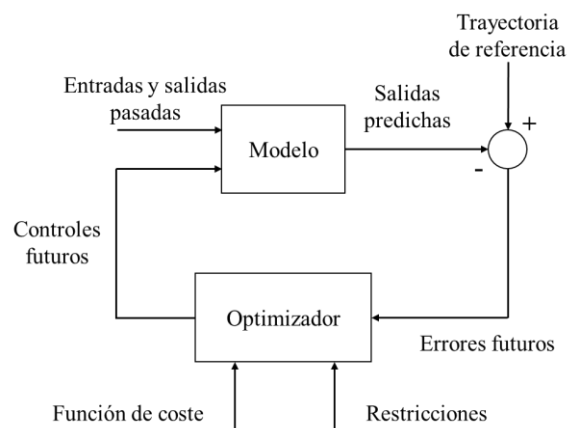


Figura 3.2. Estructura interna de un controlador predictivo.

Un modelo del proceso es usado para predecir las salidas futuras del proceso, basándose en los valores presentes y pasados y en el conjunto de señales óptimas de control. Estas señales son calculadas por el optimizador, que hace uso de una función costo (junto al error de trayectoria futuro) y de las restricciones. Esta es la razón por la cual encontrar un modelo adecuado juega un papel decisivo en la implementación del controlador. El modelo del proceso debe capturar la dinámica del mismo y debe ser sencillo de usar y de comprender. Cada metodología del control predictivo usa diferentes modelos que describen la dinámica de la planta controlada.

El optimizador es otra parte fundamental de la estrategia de control y proporciona las acciones de control. Si la función de coste es cuadrática, su mínimo es una función explícita de entradas y salidas pasadas y la trayectoria de referencia futura. Si hay restricciones presentes en la función de costo, el valor óptimo se calcula por medio de algoritmos computacionales. El tamaño del problema de optimización depende mucho del número de variables y del horizonte de predicción y usualmente no requiere de códigos algorítmicos sofisticados.

3.2.3. Ventajas y desventajas del control predictivo

Entre las ventajas del control predictivo se encuentran:

- El algoritmo de control se formula en el dominio del tiempo, lo cual le permite ser una técnica flexible, abierta e intuitiva que resulta atractiva para personal sin un conocimiento profundo sobre control.
- Permite tratar con sistemas lineales y no lineales, monovariantes y multivariantes, con dinámica simple y compleja, sistemas con grandes retardos, sistemas de fase no mínima e inestables.
- La compensación del retardo de tiempo del proceso está incluida intrínsecamente en el controlador.
- La ley de control responde a criterios de optimización que permiten incorporar restricciones y los parámetros de sintonización son fáciles de comprender.
- Tiene un mantenimiento fácil, ya que cambiar el modelo que usa o los parámetros no requiere un rediseño del controlador sino que puede hacerse en línea.

Entre las limitaciones que presenta el control predictivo se encuentran:

- Requiere contar con un modelo del sistema lo suficientemente preciso para capturar la dinámica del proceso. Algunos procesos como los reactores químicos que presentan diferentes condiciones de operación, necesitan de modelos complejos como los no lineales para poder capturar la dinámica del proceso.
- Utiliza un algoritmo de optimización, por lo cual necesita ser implementado en un computador.
- Requiere un alto costo computacional, lo que hace difícil su aplicación en sistemas rápidos.

3.2.4. Elementos del control predictivo

Los controladores predictivos, como se dijo anteriormente, tienen elementos en común. Sin embargo, para cada uno de estos elementos se pueden elegir diferentes opciones, lo cual da lugar a los diferentes algoritmos que se reportan en la literatura.

Modelo de predicción

El modelo de predicción debe ser lo suficientemente rico que posibilite la captura la dinámica del proceso, permita calcular las salidas predichas $\hat{y}(t+k|t)$ y a la vez lo suficientemente sencillo, de manera que sea intuitivo y permita el análisis teórico. Los modelos que se usan para el diseño de un controlador predictivo incluyen el modelo del proceso (relación entre entradas y salidas) y el modelo de las perturbaciones. Cualquier

método de control predictivo usa ambos modelos en su algoritmo. Algunas de las formas posibles de modelo del proceso se detallan a continuación (Camacho, 2002):

El modelo de respuesta impulsional es también conocida como secuencia de ponderación o modelo de convolución. Es usado en el controlador algorítmico mediante modelo (MAC) y en un caso especial del control predictivo generalizado (GPC). La salida se relaciona con la entrada mediante la función sumatoria de las respuestas muestreadas h_i cuando la planta se estimula con un impulso unitario.

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} h_i u(t-i). \quad (3.1)$$

Para considerar procesos estables y sin integradores la sumatoria se trunca en N valores, obteniendo:

$$y(t) = \sum_{i=1}^N h_i u(t-i) = H(z^{-1})u(t), \quad (3.2)$$

donde $H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_N z^{-N}$, z^{-1} es el operador de desplazamiento hacia atrás. Otro inconveniente de este método es el gran número de parámetros necesarios para la respuesta impulso, es por ello que N usualmente toma 40 o 50 valores. La predicción viene dada por:

$$\hat{y}(t+k|t) = \sum_{i=1}^N h_i u(t+k-i|t) = H(z^{-1})u(t+k|t). \quad (3.3)$$

Una de las mayores ventajas de este modelo consiste en que la identificación se simplifica, puesto que no requiere de un conocimiento previo del sistema, además puede capturar dinámicas complejas, así como sistemas de fase no mínima o con retardos.

El modelo de respuesta escalón es muy similar al modelo de respuesta impulsional, con la diferencia de que la señal de entrada es un escalón. Este modelo es usado en el controlador de matriz dinámica (DMC). La respuesta truncada para sistemas estables es:

$$y(t) = y_0 + \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(t-i) = y_0 + G(z^{-1})(1-z^{-1})u(t), \quad (3.4)$$

donde g_i son las salidas muestreadas de la respuesta escalón, $\Delta u(t) = u(t) - u(t-1)$. El valor de y_0 puede asumirse como 0 sin pérdida de generalidad. El predictor en este caso es:

$$\hat{y}(t+k|t) = \sum_{i=1}^N g_i u(t+k-i|t). \quad (3.5)$$

El uso de este modelo presenta las mismas ventajas y desventajas que el modelo de respuesta impulsional. En la Figura 3.3 se muestran las respuestas de un proceso frente a una entrada impulso y una entrada escalón.

El modelo función de transferencia usa el concepto de la función de transferencia de la forma $G = A/B$ y es utilizado por algunos controladores como el controlador predictivo generalizado (GPC). La salida del sistema está dada por:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t), \quad (3.6)$$

donde:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{na} z^{-na}$$

$$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb}$$

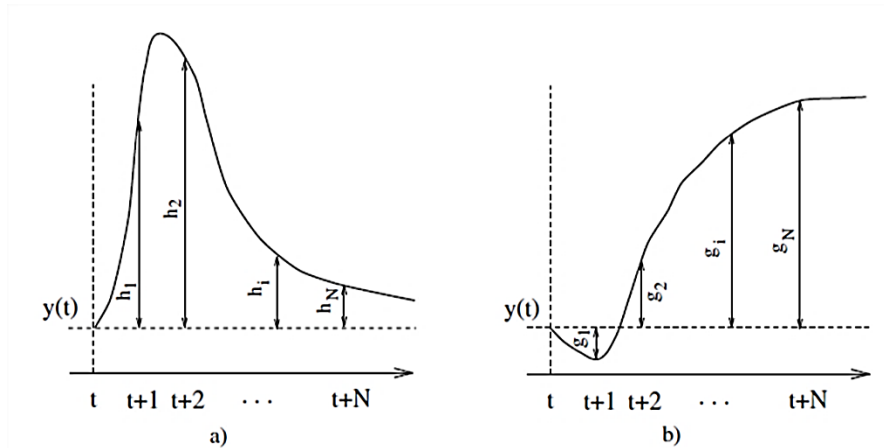


Figura 3.3. a) Respuesta ante una entrada impulso. b) Respuesta ante una entrada escalón.

Por tanto, la predicción es:

$$\hat{y}(t+k|t) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t+k|t). \quad (3.7)$$

Esta representación del modelo es válida también para procesos inestables y tiene la ventaja que necesita pocos parámetros. Además requiere de un conocimiento previo del proceso, para determinar el orden de los polinomios A y B.

El modelo de predicción en espacio de estados tiene la ventaja de describir comportamientos dinámicos multivariables de forma directa, a la vez que permite analizar la estructura interna del proceso. Los cálculos se pueden tornar complicados e incluso se necesita incluir un observador si los estados no son accesibles.

$$\begin{aligned} x(t) &= Ax(t-1) + Bu(t-1) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (3.8)$$

La predicción para el modelo de espacio estados es:

$$\hat{y}(t+k|t) = Cx(t+k|t) = C \left[A^k x(t) + \sum_{i=1}^k A^{i-1} Bu(t+k-i|t) \right]. \quad (3.9)$$

El modelo utilizado para representar las perturbaciones también juega un papel importante en el diseño del controlador predictivo. Uno de los modelos más usados es el autoregresivo integrado de media móvil (ARIMA, por sus siglas en inglés) en el que las perturbaciones, vienen dadas por:

$$n(t) = \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} e(t), \quad (3.10)$$

donde, el polinomio $D(z^{-1})$ incluye explícitamente el integrador $\Delta = 1 - z^{-1}$, $e(t)$ es un ruido de media cero y el polinomio C normalmente se elige igual a uno. Este modelo se considera apropiado para dos tipos de perturbaciones: cambios aleatorios ocurridos en instantes aleatorios (cambios en la calidad del material) y movimiento browniano (en procesos con balance de energía) y es usado en varios métodos. Al incluir un integrador en la formulación del modelo se garantiza un control con error igual a cero en régimen permanente. Como se dijo para el caso particular del modelo ARIMA se puede considerar la perturbación constante $C(z^{-1}) = 1$, con lo cual la predicción es:

$$\hat{n}(t+k|t) = n(t). \quad (3.11)$$

Una característica típica de los controladores predictivos es el uso de los conceptos de respuesta libre y respuesta forzada con el objetivo de expresar la secuencia de control como la suma de dos señales: $u(t) = u_f(t) + u_c(t)$.

La señal $u_f(t)$ corresponde a las entradas pasadas (anteriores al instante t) y en el futuro se mantiene constante e igual al último valor de la variable manipulada. Es decir,

$$\begin{aligned} u_f(t-j) &= u(t-j) \text{ para } j = 1, 2, \dots \\ u_f(t+j) &= u(t-1) \text{ para } j = 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (3.12)$$

La señal $u_c(t)$ tiene valor de cero en el pasado puesto que corresponde a las señales de control en los instantes futuros:

$$\begin{aligned} u_c(t-j) &= 0 \text{ para } j = 1, 2, \dots \\ u_c(t+j) &= u(t+j) - \text{para } j = 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (3.13)$$

La predicción de la secuencia de salida se separa en dos partes, como se muestra en la Figura 3.4. La respuesta libre $y_f(t)$ corresponde a la predicción de la salida cuando la variable manipulada se hace igual a $u_f(t)$ y la respuesta forzada, $y_c(t)$ es la predicción de la salida cuando la señal de control es $u_c(t)$. La respuesta libre corresponde a la respuesta del proceso considerando su estado actual (producto del efecto de acciones pasadas) mientras que la respuesta forzada es debido a acciones de control futuras.

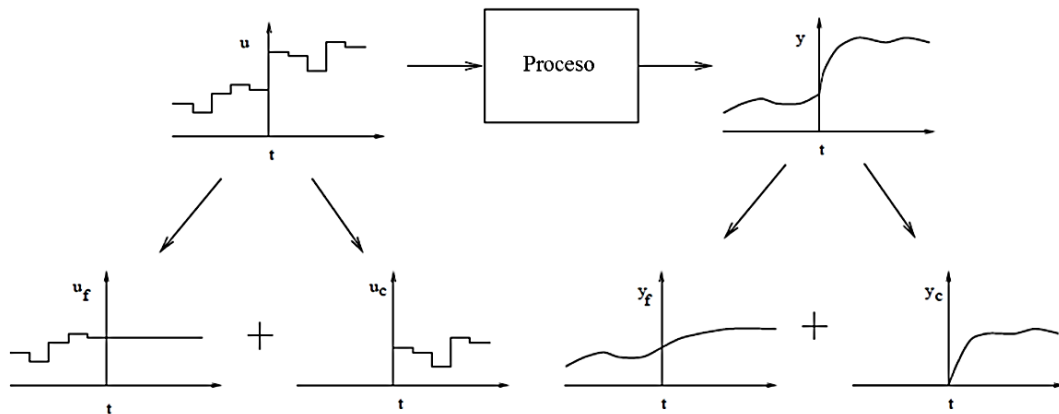


Figura 3.4. Respuesta libre y respuesta forzada de un proceso.

Función objetivo

Cada algoritmo de control predictivo propone diferentes enfoques a la función de coste para obtener la ley de control. En líneas generales, se busca que la salida futura en el horizonte de predicción siga una determinada señal de referencia y al mismo tiempo que se pueda penalizar el esfuerzo de control requerido para hacerlo. La función objetivo tiene la forma:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [y(t+j|t) - \omega(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2. \quad (3.14)$$

El segundo sumando, en algunos métodos, no se considera, y en otros sólo se considera la señal de control (no sus incrementos). Los parámetros N_1 y N_2 son los horizontes de predicción mínimo y máximo y marcan los límites en instantes en que se desea que la señal de salida siga a la referencia. Es decir, si se toma un valor grande de N_1 indica que no afecta demasiado que haya errores en los primeros instantes, lo cual provocará una respuesta suave del proceso. Si se tiene un proceso con tiempo muerto d no tiene sentido hacer N_1 menor a éste, puesto que la salida no cambia hasta el instante $t+d$. Además, si el proceso es de fase no mínima, el parámetro N_1 permite eliminar de la función objetivo los primeros instantes de la respuesta inversa.

Los coeficientes $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ son secuencias que ponderan el comportamiento futuro tanto para el seguimiento de la referencia y el esfuerzo de control respectivamente; se pueden

utilizar valores constantes o secuencias exponenciales. Todos estos valores pueden ser usados como parámetros de sintonización, obteniendo una variedad de opciones.

Una de las ventajas del control predictivo es que, si se conoce la trayectoria a seguir, se puede configurar un controlador de tal manera que obligue al sistema a reaccionar mucho antes y de esta manera evitar los efectos del retardo. En la función objetivo J se usa una función de trayectoria de referencia interna $w(t+k)$ la cual puede o no coincidir con la referencia externa real. Normalmente es una aproximación suave desde el valor actual $y(t)$ hasta la referencia externa, mediante la siguiente ecuación:

$$w(t) = y(t) \quad w(t+k) = \alpha w(t+k-1) + (1-\alpha)r(t+k) \quad k = 1 \dots N. \quad (3.15)$$

El factor α es un parámetro comprendido entre cero y uno. Mientras más cercano a uno se tendrá una respuesta más suave, por el contrario, mientras más cercano a cero la respuesta mostrará un seguimiento rápido. Este es uno de los parámetros más importantes en el algoritmo del control predictivo, puesto que influye directamente en la dinámica del sistema.

En la práctica todos los sistemas están sujetos a restricciones, tanto físicas (apertura de válvulas, velocidad, etc.), constructivas, de seguridad, medioambientales y hasta económicas, es por ello que se hace necesario la incorporación de restricciones en la función a minimizar. Algunas restricciones se aplican en la amplitud de la señal de control, en la velocidad de cambio y en la salida. La inclusión de restricciones, sin embargo, vuelve más complejo el problema de optimización, por lo cual no se obtiene una solución explícita sino que se hace uso de algoritmos numéricos.

Obtención de la ley de control

La obtención de los valores de $u(t+k|t)$ se realiza al minimizar la función J respecto a la ley de control. En el caso del criterio cuadrático, si el modelo es lineal y no hay restricciones presentes, se llega a una solución analítica; caso contrario, se hace uso de un algoritmo de optimización.

De cualquier manera la obtención de la solución no resulta trivial, pues habrá $N_2 - N_1 + 1$ variables independientes, estos valores pueden ser elevados (del orden de 10 o 30). Para reducir estos grados de libertad se propone una estructura a la ley de control. Esta estructuración de la ley de control produce una mejora en la robustez y comportamiento general del sistema, debido a que permite la libre evolución de las variables manipuladas, puede producir señales de control de alta frecuencia y, en el peor de los casos, conducir a la inestabilidad. Es por ello que en la estructuración de la ley de control se considera el concepto de horizonte de control (N_u), en donde tras un cierto intervalo $N_u < N_2$ no hay variación en las señales de control, es decir: $\Delta u(t+j-1) = 0$ para cualquier $j > N_u$. El caso límite se considera N_u igual a uno, por lo que las acciones futuras serían iguales a $u(t)$.

3.2.5. Algoritmos de control predictivo

El control predictivo engloba una serie de técnicas y algoritmos que se diferencian en su mayoría por el modelo del proceso utilizado y que tienen en común los elementos mencionados anteriormente. A continuación se muestran los principales algoritmos de control predictivo.

Control de matriz dinámica (DMC)

El algoritmo de matriz de control dinámica usa la respuesta al escalón como modelo de predicción. Debido a que sólo se consideran los primeros N términos, se asume que el proceso es estable. Respecto a las perturbaciones, se considera que tienen un valor constante en todo el horizonte de predicción, es decir:

$$\hat{n}(t+k|t) = \hat{n}(t|t) = y_m(t) - \hat{y}(t|t); \quad (3.16)$$

y, por tanto, el valor predicho de la salida será:

$$\hat{y}(t+k|t) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^N g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t), \quad (3.17)$$

donde, el primer término contiene las acciones de control pasadas (conocidas), el segundo término contiene las acciones de control futuras y el último término representa a las perturbaciones. La función de coste puede considerar solo errores futuros o incluir el esfuerzo de control, en cuyo caso toma la forma de la ecuación de coste.

Una de las características de este método es la inclusión de restricciones, que se traduce en ecuaciones de forma genérica:

$$\sum_{i=1}^N C_{y_i}^j \hat{y}(t+k|t) + C_{u_i}^j u(t+k-i) + c^j \leq 0 \quad j = 1 \dots N_c \quad (3.18)$$

La optimización se realiza en cada periodo de muestreo y el valor de $u(t)$ es enviado al sistema de manera normal. Los inconvenientes de este método son el tamaño requerido del modelo y la imposibilidad de trabajar con procesos inestables.

Control predictivo generalizado (GPC)

El método de control predictivo generalizado (GPC) emplea un modelo de tipo CARIMA (Control autorregresivo integrado de media móvil) para la predicción de la salida:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})z^{-d}u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta}, \quad (3.19)$$

donde, la perturbación se describe por un ruido blanco coloreado representado por el polinomio $C(z^{-1})$. Debido a que en la práctica es difícil encontrar un verdadero valor para este polinomio, se puede emplear como parámetro de diseño para mejorar la robustez y el rechazo a perturbaciones.

La predicción óptima proporcionada por el modelo en este controlador se logra resolviendo de manera recursiva una ecuación diofántica.

El control predictivo generalizado usa una función de costo cuadrática de la forma:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [y(t+j|t) - \omega(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2, \quad (3.20)$$

donde las secuencias de ponderación $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ se eligen constante o exponenciales y la trayectoria de referencia $\omega(t+j)$ se puede generar como una señal que tiende exponencialmente a la referencia.

Control mediante un modelo algorítmico (MAC)

Este método también es conocido como control heurístico predictivo basado en modelo (MPHC, por sus siglas en inglés). Es muy similar al DMC con la diferencia que usa un modelo de respuesta impulsional. Este algoritmo introduce el concepto de trayectoria de referencia como un sistema de primer orden que evoluciona desde la salida actual hacia la referencia en correspondencia con una determinada constante de tiempo. La varianza del error entre esta trayectoria y la salida es lo que marca la minimización de la función objetivo. Las perturbaciones se pueden tratar como en el método DMC o se pueden estimar según la siguiente expresión:

$$\hat{n}(t+k|t) = \alpha \hat{n}(t+k-1|t) + (1-\alpha)(y_m(t) - \hat{y}(t/t)), \quad (3.21)$$

siendo α un parámetro ajustable relacionado con el tiempo de respuesta, el ancho de banda y la robustez del bucle cerrado.

3.3. Diseño del controlador predictivo generalizado

3.3.1. Fundamento teórico

El controlador GPC es un tipo de controlador predictivo que fue propuesto por David Clarke en 1987 (Clarke et al, 1987). Entre sus ventajas se encuentra su amplio uso industrial y académico, además de trabajar con sistemas de fase no mínima, plantas inestables, plantas con retardo variable o desconocido y plantas con orden desconocido. A diferencia de otros métodos predictivos, está comprobado que el control predictivo generalizado incluye la acción integral de manera natural en el modelo de la planta, con lo cual se obtienen respuestas libres de error estacionario.

El modelo usado para sistemas tipo SISO (única entrada, única salida), considerando el caso no lineal con linealización alrededor de un punto de operación, es el siguiente:

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t-1) + C(z^{-1})e(t). \quad (3.22)$$

Este modelo es conocido como CARMA (control autoregresivo de media móvil), donde $u(t)$ y $y(t)$ son las secuencias de control y salida de la planta respectivamente y $e(t)$ es ruido blanco de media cero. El factor d representa el tiempo muerto del sistema y A , B y C son polinomios en el operador de desplazamiento hacia atrás:

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{na}z^{-na} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{nb}z^{-nb} \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1z^{-1} + c_2z^{-2} + \dots + c_{nc}z^{-nc}. \end{aligned} \quad (3.23)$$

Existen procesos donde no es conveniente el uso de este modelo, como es el caso de los procesos que presentar perturbaciones no estacionarias como escalones aleatorios (cambio de parámetros) y movimiento browniano (plantas con balance de energía). En estos casos un modelo que incluya la acción integral es necesario, por ello se usa en este método el modelo CARIMA:

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-d}B(z^{-1})u(t-1) + C(z^{-1})\frac{e(t)}{\Delta}. \quad (3.24)$$

En algunos casos, como es complicado el cálculo del polinomio $C(z^{-1})$ se considera constante e igual a uno. El algoritmo del control predictivo generalizado consiste en aplicar una secuencia de control resultante de la minimización de la función objetivo, como se estudió previamente, en la forma general:

$$J(N_1, N_2, N_u) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(t+j|t) - \omega(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2. \quad (3.25)$$

Para obtener una secuencia de control $u(t), u(t+1), \dots$, de tal manera que la salida de la planta $y(t+j)$ se acerque a $w(t+j)$ es necesario la optimización de $J(N_1, N_2, N_u)$.

Considerando la ecuación diofántica:

$$1 = E_j(z^{-1})\tilde{A}(z^{-1}) + z^{-j}F_j(z^{-1}) \text{ con } \tilde{A}(z^{-1}) = \Delta A(z^{-1}). \quad (3.26)$$

Los polinomios E_j y F_j son únicos de grados $j-1$ y na respectivamente. Son obtenidos de manera recursiva dividiendo 1 entre $\tilde{A}(z^{-1})$. El cociente de dicha división es el polinomio $E_j(z^{-1})$ y el residuo se puede factorizar como $z^{-j}F_j(z^{-1})$. Un ejemplo de cálculo se muestra en la Figura 3.5.

Si la ecuación (3.24) es multiplicado por $\Delta E_j(z^{-1})z^j$, se obtiene:

$$\tilde{A}(z^{-1})E_j(z^{-1})y(t+j) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t+j-d-1) + E_j(z^{-1})e(t+j). \quad (3.27)$$

Reemplazando la ecuación (3.26) en (3.27):

$$(1 - z^{-j}F_j(z^{-1}))y(t + j) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t + j - d - 1) + E_j(z^{-1})e(t + j) \quad (3.28)$$

Simplificando lo anterior se obtiene:

$$y(t + j) = F_j(z^{-1})y(t) + E_j(z^{-1})B(z^{-1})\Delta u(t + j - d - 1) + E_j(z^{-1})e(t + j). \quad (3.29)$$

Como el grado del polinomio $E_j(z^{-1}) = j - 1$, en consecuencia los términos del ruido en (3.29) están en el futuro. La mejor predicción de $y(t + j)$ es entonces:

$$\hat{y}(t + j|t) = G_j(z^{-1})\Delta u(t + j - d - 1) + F_j(z^{-1})y(t), \quad (3.30)$$

donde: $G_j(z^{-1}) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})$

	1								
	-1	+1.8z ⁻¹	-0.8z ⁻²						
F₁ →		1.8z ⁻¹	-0.8z ⁻²						
	-1.8z ⁻¹	+3.24z ⁻²	-1.44z ⁻³						
F₂ →		2.44z ⁻²	-1.44z ⁻³						
		+2.44z ⁻²	+4.392z ⁻³	-1.9520z ⁻⁴					
F₃ →			+2.9520z ⁻³	-1.9520z ⁻⁴					
					1	-1.8z ⁻¹	+0.8z ⁻²		
					1	+1.8z ⁻¹	2.44z ⁻²		
					E₁	E₂	E₃		

Figura 3.5. Ejemplo de cálculo de los polinomios E y F .

Para resolver el problema de optimización del algoritmo GPC, se necesitan encontrar los valores de la señal $u(t), u(t + 1), \dots, u(t + N)$. Si se considera un tiempo de retardo d el sistema se verá afectado por dichas señales de control $u(t)$ a partir del instante $d + 1$. Los valores N_1, N_2 y N_u pueden tomar los valores de $N_1 = d + 1, N_2 = d + N$ y $N_u = N$. Nótese que hacer $N_1 < d + 1$ no tiene sentido puesto que la expresión (3.25) solo depende de los valores pasados.

Considerando las siguientes j predicciones óptimas:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t + d + 1|t) &= G_{d+1}\Delta u(t) + F_{d+1}y(t) \\ \hat{y}(t + d + 2|t) &= G_{d+2}\Delta u(t + 1) + F_{d+2}y(t) \\ &\vdots \end{aligned} \quad (3.31)$$

$$\hat{y}(t + d + N|t) = G_{d+N}\Delta u(t + N - 1) + F_{d+N}y(t),$$

las cuales pueden ser reescritas como:

$$y = \mathbf{G}u + \mathbf{F}(z^{-1})y(t) + \mathbf{G}'(z^{-1})\Delta u(t - 1) \quad (3.32)$$

con:

$$y = \begin{bmatrix} \hat{y}(t + d + 1|t) \\ \hat{y}(t + d + 2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t + d + N|t) \end{bmatrix}, \quad (3.33)$$

$$u = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t + 1) \\ \vdots \\ \Delta u(t + N - 1) \end{bmatrix}, \quad (3.34)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N-2} & g_{N-3} & \cdots & 0 \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix}, \quad (3.35)$$

$$y = \begin{bmatrix} \hat{y}(t+d+1|t) \\ \hat{y}(t+d+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+d+N|t) \end{bmatrix}, \quad (3.36)$$

$$F(z^{-1}) = \begin{bmatrix} F_{d+1}(z^{-1}) \\ F_{d+2}(z^{-1}) \\ \vdots \\ F_{d+N}(z^{-1}) \end{bmatrix}, \quad (3.37)$$

$$G'(z^{-1}) = \begin{bmatrix} (G_{d+1}(z^{-1}) - g_0)z \\ (G_{d+2}(z^{-1}) - g_0 - g_1z^{-1})z^2 \\ \vdots \\ (G_{d+N}(z^{-1}) - g_0 - g_1z^{-1} - \dots - g_{N-1}z^{-(N-1)})z^N \end{bmatrix}. \quad (3.38)$$

Los últimos dos términos de la ecuación (3.32) dependen de acciones pasadas, por tanto pueden ser agrupadas bajo el parámetro f , con lo cual la ecuación se simplifica:

$$y = Gu + f. \quad (3.39)$$

Por lo tanto, la ecuación (3.25) para simplificarla puede ser reescrita como:

$$J = (Gu + f - w)^T(Gu + f - w) + \lambda u^T u, \quad (3.40)$$

donde w es un vector de la trayectoria de referencia futura,

$$w = [w(t+d+1) \ w(t+d+2) \ \dots \ w(t+d+N)]^T. \quad (3.41)$$

Al mismo tiempo, la ecuación (3.40) puede ser desarrollada de la forma:

$$J = G^T G \cdot u^T u + 2G^T u f - 2G^T u w + f^T f - 2f w - w^T w + \lambda u^T u, \quad (3.42)$$

$$J = u^T (G^T G + \lambda I) u + 2G^T u (f - w) + (f - w)^T (f - w). \quad (3.43)$$

Si no se consideran las restricciones para las variables involucradas se obtiene la solución explícita del algoritmo a partir de la ecuación (3.43):

$$\frac{dJ}{du} = 0, \quad (3.44)$$

$$2(G^T G + \lambda I)u + 2G^T (f - w) = 0, \quad (3.45)$$

$$(G^T G + \lambda I)u + G^T (f - w) = 0, \quad (3.46)$$

$$u = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f). \quad (3.47)$$

Nótese que la señal de control que es realmente enviada al proceso es el primer elemento del vector u , el cual, según la secuencia de ecuaciones obtenidas respecto a (3.47) es:

$$\Delta u(t) = K(w - f), \quad (3.48)$$

donde, K es la primera fila de la matriz $(G^T G + \lambda I)^{-1} G^T$. La Figura 3.6 muestra claramente esta afirmación: si no hay futuros errores predichos, es decir si $w - f = 0$, entonces no habrá señal de control ya que el objetivo de control se habrá cumplido. Caso contrario, habría un incremento en la acción de control proporcional (K) al error futuro. Nótese que la acción de control es tomada en base a los errores futuros, no los errores pasados como es el caso de los controladores tradicionales.

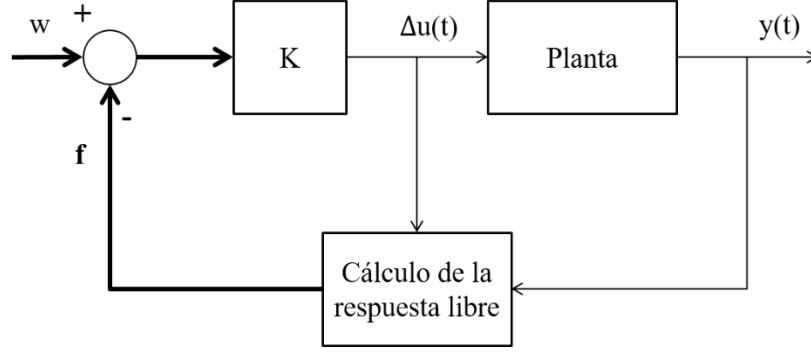


Figura 3.6. Diagrama de bloques del controlador predictivo generalizado.

El caso multivariable para el controlador predictivo generalizado es tratado de manera similar al caso SISO. En principio, se usa un modelo CARIMA para n salidas y m entradas, el cual es mostrado en la ecuación (3.24) donde $\mathbf{A}(z^{-1})$ y $\mathbf{C}(z^{-1})$ son matrices polinomiales mónicas de tamaño $n \times n$ y la matriz polinomial $\mathbf{B}(z^{-1})$ es de tamaño $n \times m$.

$$\mathbf{A}(z^{-1})y(t) = \mathbf{B}(z^{-1})u(t-1) + \mathbf{C}(z^{-1}) \frac{e(t)}{\Delta}. \quad (3.49)$$

Estas matrices se definen como:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(z^{-1}) &= I_{n \times n} + A_1 z^{-1} + A_2 z^{-2} + \dots + A_{na} z^{-na} \\ \mathbf{B}(z^{-1}) &= B_0 + B_1 z^{-1} + B_2 z^{-2} + \dots + B_{nb} z^{-nb} \\ \mathbf{C}(z^{-1}) &= I_{n \times n} + C_1 z^{-1} + C_2 z^{-2} + \dots + C_{nc} z^{-nc} \end{aligned} \quad (3.50)$$

Las variables $y(t)$, $u(t)$ y $e(t)$ son vectores de tamaños $n \times 1$, $m \times 1$ y $n \times 1$ respectivamente. Se considera la siguiente función de costo para el caso multivariable:

$$J(N_1, N_2, N_3) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \|y(t+j|t) - w(t+j)\|_R^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \|\Delta u(t+j-1)\|_Q^2, \quad (3.51)$$

donde N_1, N_2 y N_3 son los horizontes de predicción y de control respectivamente. R y Q son matrices de ponderación diagonales y definidas positivas.

Se considerará el caso más usual donde $\mathbf{C}(z^{-1}) = I_{n \times n}$, se tiene la siguiente ecuación diofántica:

$$I_{n \times n} = \mathbf{E}_j(z^{-1})\tilde{\mathbf{A}}(z^{-1}) + z^{-j}\mathbf{F}_j(z^{-1}) \text{ con } \tilde{\mathbf{A}}(z^{-1}) = \Delta\mathbf{A}(z^{-1}). \quad (3.52)$$

Los polinomios \mathbf{E}_j y \mathbf{F}_j son únicos de grados $j-1$ y na respectivamente. Si la ecuación (3.49) es multiplicado por $\Delta\mathbf{E}_j(z^{-1})z^j$, se obtiene:

$$\tilde{\mathbf{A}}(z^{-1})\mathbf{E}_j(z^{-1})y(t+j) = \mathbf{E}_j(z^{-1})\mathbf{B}(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + \mathbf{E}_j(z^{-1})e(t+j). \quad (3.53)$$

Reemplazando la ecuación (3.49) en (3.52) y simplificando lo anterior se obtiene:

$$y(t+j) = \mathbf{F}_j(z^{-1})y(t) + \mathbf{E}_j(z^{-1})\mathbf{B}(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + \mathbf{E}_j(z^{-1})e(t+j). \quad (3.54)$$

Como el grado del polinomio $\mathbf{E}_j(z^{-1}) = j-1$, en consecuencia los términos del ruido en (3.54) están en el futuro. Usando el operador esperanza y tomando en cuenta que $E[e(t)] = 0$, la mejor predicción de $y(t+j)$ es entonces:

$$E[y(t+j)] = \hat{y}(t+j|t) = \mathbf{F}_j(z^{-1})y(t) + \mathbf{E}_j(z^{-1})\mathbf{B}(z^{-1})\Delta u(t+j-1). \quad (3.55)$$

Las condiciones iniciales para el cálculo recursivo de los polinomios \mathbf{E}_j y \mathbf{F}_j son:

$$\mathbf{E}_1 = I. \quad (3.56)$$

$$\mathbf{F}_1 = z(I - \tilde{\mathbf{A}}). \quad (3.57)$$

Haciendo el polinomio $\mathbf{E}_j(z^{-1})\mathbf{B}(z^{-1}) = \mathbf{G}_j(z^{-1}) + z^{-j}\mathbf{G}_{jp}(z^{-1})$, la predicción se puede escribir de la siguiente forma:

$$\hat{y}(t+j|t) = \mathbf{G}_j(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + \mathbf{G}_{jp}(z^{-1})\Delta u(t-1) + \mathbf{F}_j(z^{-1})y(t). \quad (3.58)$$

Nótese que los últimos dos términos de la derecha de la ecuación (3.58) corresponden a los valores pasados de las salidas del proceso y las variables de entrada, las cuales son consideradas como parte de la respuesta libre del sistema considerando que las señales de control se mantienen constantes. La ecuación (3.58) se puede escribir de la forma:

$$\hat{y}(t+j|t) = \mathbf{G}_j(z^{-1})\Delta u(t+j-1) + \mathbf{f}_j, \quad (3.59)$$

con $\mathbf{f}_j = \mathbf{G}_{jp}(z^{-1})\Delta u(t-1) + \mathbf{F}_j(z^{-1})y(t)$. Ahora considerando una secuencia de N_j predicciones adelante:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1|t) &= G_1\Delta u(t) + f_1 \\ \hat{y}(t+2|t) &= G_2\Delta u(t+1) + f_2 \\ &\vdots \\ \hat{y}(t+N|t) &= G_N\Delta u(t+N-1) + f_N \end{aligned} \quad (3.60)$$

Debido a las propiedades recursivas del polinomio \mathbf{E}_j , la expresión (3.60) puede ser reescrita como:

$$\begin{bmatrix} \hat{y}(t+1|t) \\ \hat{y}(t+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+j|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+N|t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ G_1 & G_0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ G_{j-1} & G_{j-2} & \dots & G_0 & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G_{N-1} & G_{N-2} & \dots & \dots & \dots & G_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+j-1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+N-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_j \\ \vdots \\ f_N \end{bmatrix}. \quad (3.61)$$

Las predicciones pueden ser expresadas en forma compacta:

$$\mathbf{y} = \mathbf{G}\mathbf{u} + \mathbf{f} \quad (3.62)$$

El término de respuesta libre puede ser calculado de manera recursiva:

$$\mathbf{f}_{j+1} = z \left(I - \tilde{\mathbf{A}}(z^{-1}) \right) \mathbf{f}_j + \mathbf{B}(z^{-1})\Delta u(t+j), \quad (3.63)$$

con $f_0 = y(t)$ y $\Delta u(t+j) = 0$ para $j \geq 0$

Se puede apreciar que si la matriz $\mathbf{A}(z^{-1})$ es una matriz diagonal, las matrices $\mathbf{E}_j(z^{-1})$ y $\mathbf{F}_j(z^{-1})$ también son diagonales y el problema se reduce a la reducción de n ecuaciones diofánticas. El cálculo de $\mathbf{G}_j(z^{-1})$ y \mathbf{f}_j también está simplificado.

La minimización de la función objetivo (3.51) usando $\frac{dJ}{du} = 0$ para el caso sin restricciones conlleva a la obtención de la respuesta explícita:

$$\mathbf{u} = (\mathbf{G}^T\mathbf{R}\mathbf{G} + \mathbf{Q})^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{R}(\mathbf{w} - \mathbf{f}), \quad (3.64)$$

la misma que puede ser calculada con antelación para el caso de control no adaptativo. Debido a la estrategia de control deslizante se tiene que en cada instante t se usará solo el incremento $\Delta u(t)$. Por lo tanto, sólo las primeras m filas de $(\mathbf{G}^T\mathbf{R}\mathbf{G} + \mathbf{Q})^{-1}\mathbf{G}^T\mathbf{R}$, también conocido como \mathbf{K} , serán calculadas. Entonces la ley de control se puede expresar como $\Delta u(t) = \mathbf{K}(\mathbf{w} - \mathbf{f})$. La estructura del controlador GPC multivariable tiene la misma forma que la mostrada en la Figura 3.6.

3.3.2. Diseño de un controlador GPC para el control de un bastidor de O.I. con modelo SISO

Inicialmente se diseña el controlador GPC para un bastidor de ósmosis inversa tomando en cuenta que el modelo que utiliza, relaciona una entrada y una salida. En este caso se controla

el flujo de permeado (F) por medio de la variable manipulada presión (P), considerando la siguiente función de transferencia,

$$G_{11}(s) = \frac{F}{P} = \frac{0.001998(0.084921s + 1)}{(0.006098s^2 + 0.1568s + 1)}, \quad (3.65)$$

la cual se obtuvo en el Capítulo 2 (Tabla 2.6). El rango lineal del proceso para el flujo es , 0.85-1.25 gpm y para la presión, 800-1000 psi.

Adicionalmente se considera otro controlador que relaciona la variable manipulada pH con la variable de control conductividad (C). Por tanto, no se incluye la relación multivariable entre la presión (P) y la conductividad, tomándolo como una perturbación.

$$G_{22} = \frac{C}{pH} = \frac{-56.991(0.18871s + 1)}{(0.42697s^2 + 1.85116s + 1)}. \quad (3.66)$$

A continuación se presentan los pasos para implementar el algoritmo en código de Matlab.

1) Se debe obtener un modelo discreto del proceso, similar al mostrado en la ecuación (3.24). El periodo de muestreo se escoge como una veinteava parte del tiempo fundamental de la función de transferencia (1 minuto o 60 segundos), es decir, $T_s = 0.05 \text{ minutos} = 3.0 \text{ segundos}$

$$Gd_{11}(z) = \frac{F}{P} = \frac{0.001275 - 0.000516z^{-1}}{1 - 0.8095z^{-1} + 0.18887z^{-2}}, \quad (3.67)$$

donde:

$$A(z^{-1}) = 1 - 0.8095z^{-1} + 0.18887z^{-2},$$

$$B(z^{-1}) = 0.001275 - 0.000516z^{-1}$$

$$C(z^{-1}) = 1$$

$$Gd_{22}(z) = \frac{-1.52350z^{-1} + 1.30303z^{-2}}{1 - 1.85684z^{-1} + 0.86074z^{-2}}, \quad (3.68)$$

donde:

$$A(z^{-1}) = 1 - 1.85684z^{-1} + 0.86074z^{-2}$$

$$B(z^{-1}) = -1.5235 + 1.30303z^{-1}$$

$$C(z^{-1}) = 1$$

Nótese que el polinomio $C(z^{-1})$ se asume como constante e igual a uno.

2) Luego, se definen los parámetros del controlador:

$N = \text{Horizonte de predicción}$

$N_u = \text{Horizonte de control}$

$\text{Lambda} = \text{Factor de ponderación para el control}$

$\text{Alpha} = \text{Coeficiente } \alpha \text{ de referencia interna}$

3) Se hallan las matrices E, F, G, Gp según el método recursivo presentado anteriormente, tomando en cuenta que el cálculo se reduce a la recursión de n ecuaciones diofánticas.

4) Se obtiene la acción de control K , tomando en cuenta el número de filas (entradas del proceso) necesarias. Para el caso SISO del bastidor de ósmosis inversa se toma la primera fila según:

$$K = (G^T R G + Q I)^{-1} * G^T; \quad (3.69)$$

$$K = K(1, :);$$

5) Para el lazo de control se crea la secuencia de futuras referencias internas hasta el horizonte de predicción según:

$$\begin{aligned}
w_0 &= y(t) \\
\text{for } j &= 1: N \\
w_j &= \alpha * w_{j-1} + (1 - \alpha) * r(j) \\
\text{end}
\end{aligned} \tag{3.70}$$

6) El cálculo de la secuencia de respuesta libre, se da usando las matrices F y Gp , así como el set de acciones de control pasadas y las salidas de la planta.

$$\begin{aligned}
\text{for } j &= 1: N \\
f_r &= F * Y(t) + Gp * \Delta u(t) \\
\text{end}
\end{aligned} \tag{3.71}$$

7) La señal de control se obtiene de la multiplicación del factor proporcional K con la diferencia entre la referencia interna y la respuesta libre. Nótese que lo obtenido es el incremento de la señal de control, por lo tanto se deberá hacer una suma para obtener el valor de la señal de control en el instante t .

$$\begin{aligned}
\Delta u &= K * (w - f_r); \\
u(k) &= U_{ant} + \Delta u;
\end{aligned} \tag{3.72}$$

3.3.3. Diseño de un controlador GPC para el control del bastidor de O.I. con modelo MIMO

El algoritmo para el diseño del GPC utilizando un modelo SISO se toma como base para el diseño de un controlador más complejo que involucra el cálculo multivariable (MIMO).

El caso multivariable de un bastidor de ósmosis inversa utiliza un modelo que relaciona el flujo de permeado (F) y su conductividad (C) (como variables de salida) con la presión del alimentado (P) y su potencial de hidrogeno (pH) como variables de entrada. Estas últimas se conocen como variables manipuladas. Las funciones de transferencia que relacionan estas variables se muestran a continuación:

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} F \\ C \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P \\ pH \end{bmatrix} \\
\frac{F}{P} = G_{11} &= \frac{0.001998(0.084921 s + 1)}{(0.006098 s^2 + 0.1568 s + 1)} \\
\frac{F}{pH} = G_{12} &= \text{cero} \\
\frac{C}{P} = G_{21} &= \frac{-0.50961(0.35347 s + 1)}{(0.2150s^2 + 0.7048 s + 1)} \\
\frac{C}{pH} = G_{22} &= \frac{-56.991(0.18871s + 1)}{(0.42697s^2 + 1.85116 s + 1)}
\end{aligned} \tag{3.73}$$

Los rangos de operación de las variables controladas son: 0.85 a 1.25 *gpm* para el flujo de permeado y 500 a 350 $\mu\text{s/cm}$ para la conductividad. Los rangos de operación de las variables manipuladas son: 800 a 1000 *psig* para la presión y 6 a 9 para el pH.

A continuación se presentan los pasos para implementar el algoritmo GPC en código de Matlab:

1) Se debe obtener un modelo discreto del proceso como el mostrado en la ecuación (3.49). El periodo de muestreo se escoge como la veinteaava parte del tiempo fundamental de las funciones de transferencia (1 minuto o 60 segundos), es decir, $T_s = 0.05 \text{ minutos} = 3.0 \text{ segundos}$.

$$\begin{aligned}\frac{F}{P} = Gd_{11} &= \frac{0.001275z^{-1} - 0.000516z^{-2}}{1 - 0.8095z^{-1} + 0.18887z^{-2}} \\ \frac{F}{pH} = Gd_{12} &= \text{cero} \\ \frac{C}{P} = Gd_{21} &= \frac{-0.0139159z^{-1} + 0.013267z^{-2}}{1 - 1.94543z^{-1} + 0.94669z^{-2}} \\ \frac{C}{pH} = Gd_{22} &= \frac{-1.52350z^{-1} + 1.30303z^{-2}}{1 - 1.85684z^{-1} + 0.86074z^{-2}}\end{aligned}\tag{3.74}$$

Para hallar los polinomios $\mathbf{A}(z^{-1})$ y $\mathbf{B}(z^{-1})$ se aplica el método de representación de procesos multivariados llamado representación por matriz de transferencia (Camacho, 2002). El modelo CARIMA de la ecuación (3.49) se puede escribir como la matriz racional de orden $m \times n$:

$$\mathbf{T}(z^{-1}) = \mathbf{A}(z^{-1})^{-1}\mathbf{B}(z^{-1})z^{-1}.\tag{3.75}$$

El objetivo es encontrar dos matrices polinómicas $\mathbf{A}(z^{-1})$ y $\mathbf{B}(z^{-1})$ de tal manera que la expresión (3.75) se cumpla. La forma de lograr esta tarea es haciendo que la matriz $\mathbf{A}(z^{-1})$ sea una matriz diagonal igual al mínimo común múltiplo de los denominadores de cada fila de la matriz $\mathbf{T}(z^{-1})$. Entonces, la matriz $\mathbf{B}(z^{-1})$ es igual a: $\mathbf{B}(z^{-1}) = \mathbf{A}(z^{-1})\mathbf{T}(z^{-1})z$

Por tanto, se tienen las siguientes matrices:

$$\mathbf{A}(z^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 - 0.8095z^{-1} + 0.18887z^{-2} & 0 \\ 0 & 1 - 3.8022z^{-1} + 5.4197z^{-2} \end{bmatrix}.\tag{3.76}$$

$$\mathbf{B}(z^{-1}) = \begin{bmatrix} 0.001791 - 0.000275z^{-1} & 0 \\ -0.0139 + 0.0391z^{-1} & -1.523 + 4.266z^{-1} \end{bmatrix}.\tag{3.77}$$

El polinomio $C(z^{-1})$ se asume como constante e igual a uno.

2) Luego, se definen los parámetros del controlador:

N = Horizonte de predicción

N_u = Horizonte de control

R = Matriz diagonal de ponderación para la trayectoria

Q = Matriz diagonal de ponderación para el control

α = Coeficiente α de referencia interna

3) Se hallan las matrices $\mathbf{E}, \mathbf{F}, \mathbf{Gp}$ según el método recursivo presentado anteriormente.

4) La matriz \mathbf{G} se obtiene de las submatrices G_i , las cuales están formadas de acuerdo a la secuencia de recursión de las ecuaciones diofánticas.

$$G_i = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix},\tag{3.78}$$

5) Se obtiene la acción de control K , tomando en cuenta el número de filas (entradas del proceso) necesarias. Para el caso MIMO, se toman las dos primeras filas según:

$$\begin{aligned}K &= (\mathbf{G}^T \mathbf{R} \mathbf{G} + Q)^{-1} \mathbf{G}^T R; \\ K &= K(1:2, :)\end{aligned}\tag{3.79}$$

6) Para el lazo de control se crea la secuencia de futuras referencias internas hasta el horizonte de predicción según ecuación (3.70).

7) El cálculo de la secuencia de respuesta libre, se da usando las matrices \mathbf{F} y \mathbf{Gp} , así como el set de acciones de control pasadas y las salidas de la planta según ecuación (3.71).

8) La señal de control se obtiene de la multiplicación del factor proporcional K con la diferencia entre la referencia interna y la respuesta libre. Nótese que lo obtenido es el

incremento de la señal de control, por lo tanto se deberá hacer una suma para obtener el valor de la señal de control en el instante t .

$$\begin{aligned}\Delta u &= K * (\mathbf{w} - \mathbf{f}_r); \\ u(k) &= U_{ant} + \Delta u;\end{aligned}\tag{3.80}$$

3.4. Resultados de simulación

3.4.1. Sistema de control GPC SISO

En la Tabla 3.1 se presentan los parámetros de configuración del controlador GPC con modelo SISO del bastidor de O.I. Por consiguiente, se usan dos sistemas de control con controladores GPC para el caso SISO, para el control de las variables de salida.

Las respuestas temporales de cada uno de los sistemas de control de las variables de salida del bastidor de O.I. con controladores GPC SISO se muestran en la Figura 3.7.

Tabla 3.1. Parámetros de controlador GPC SISO.

Controlador	HP	HC	λ	α
GPC SISO Flujo	10	3	$1 * 10^{-5}$	0.8
GPC SISO Conductividad	10	3	$4.5 * 10^3$	0.95

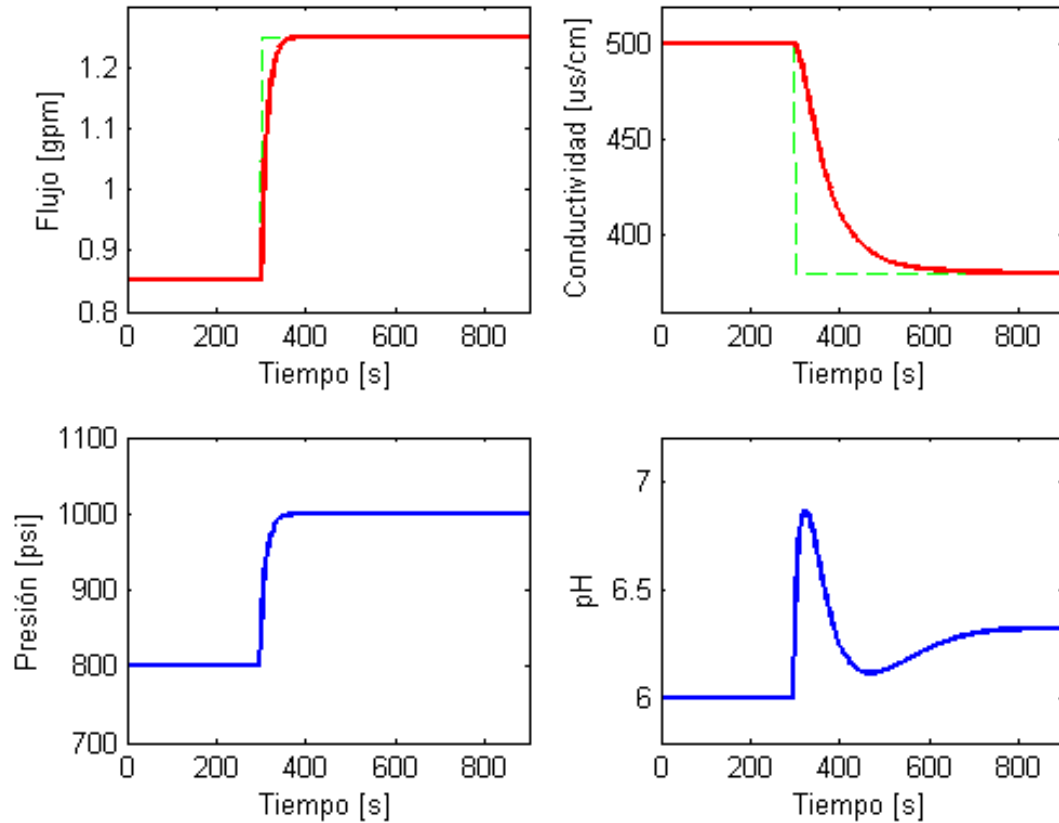


Figura 3.7. Respuesta temporal del proceso utilizando un controlador de tipo GPC SISO.

En la Figura 3.8 se exhibe una ampliación de los resultados mostrados en la Figura 3.7 para las variables (salida/entrada) flujo de permeado/presión. Se tomó una referencia externa del flujo de permeado de 1.25 gpm, es decir se consideró un escalón de 0.85 a 1.25 gpm.

En esta gráfica es posible observar que la respuesta temporal del flujo de permeado no muestra sobreimpulso, que el error de estado estacionario es constante y se mantiene en la banda de 2%, por lo que se concluye que se cumplen los objetivos de control. El tiempo de establecimiento (para un escalón positivo) es de aproximadamente 45 s. Respecto a la señal de control, esta no sobrepasa los rangos de operación permitidos.

En la Figura 3.9 se exhibe una ampliación de los resultados mostrados en la Figura 3.7 para las variables conductividad/pH. Se aplicó una variación en la referencia externa de 500 a 380 $\mu\text{s}/\text{cm}$. La respuesta temporal no presenta sobreimpulso y no hay error de estado estacionario, por lo que se cumplen los objetivos de control. El tiempo de establecimiento es de aproximadamente 200 s. Respecto a la señal de control pH, los resultados muestran rangos de operación coherentes y dentro de los límites permisibles.

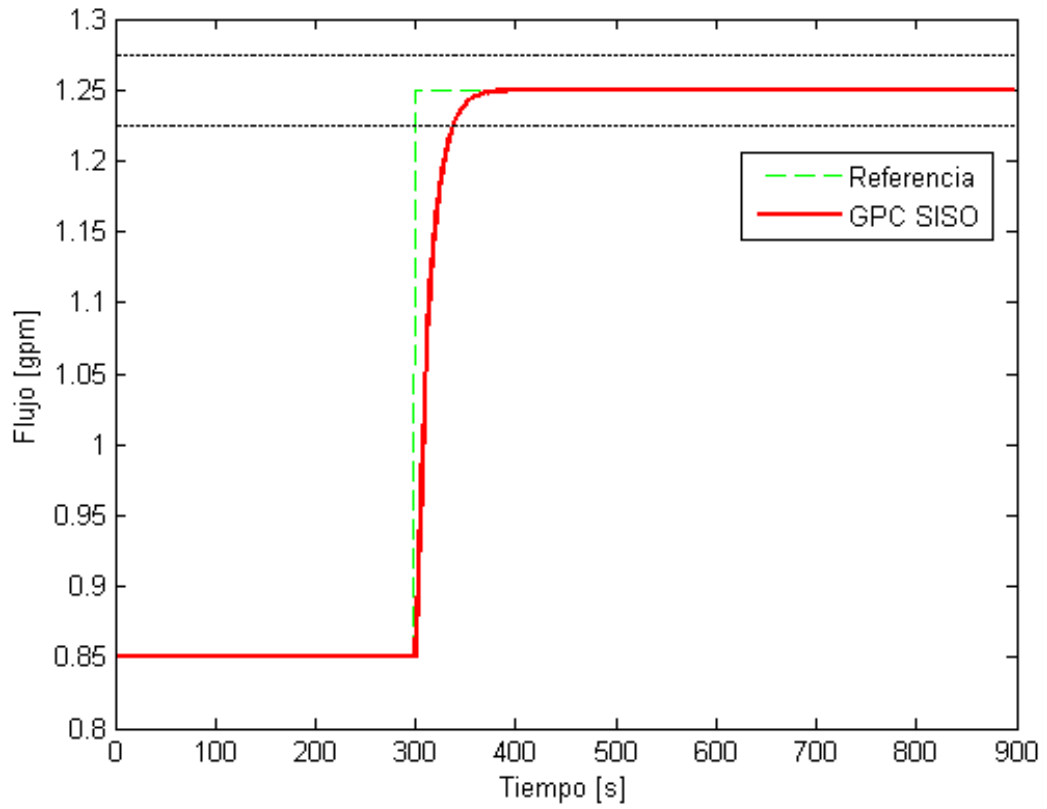


Figura 3.8a. Respuesta temporal del sistema de control de flujo de permeado con controlador GPC SISO.

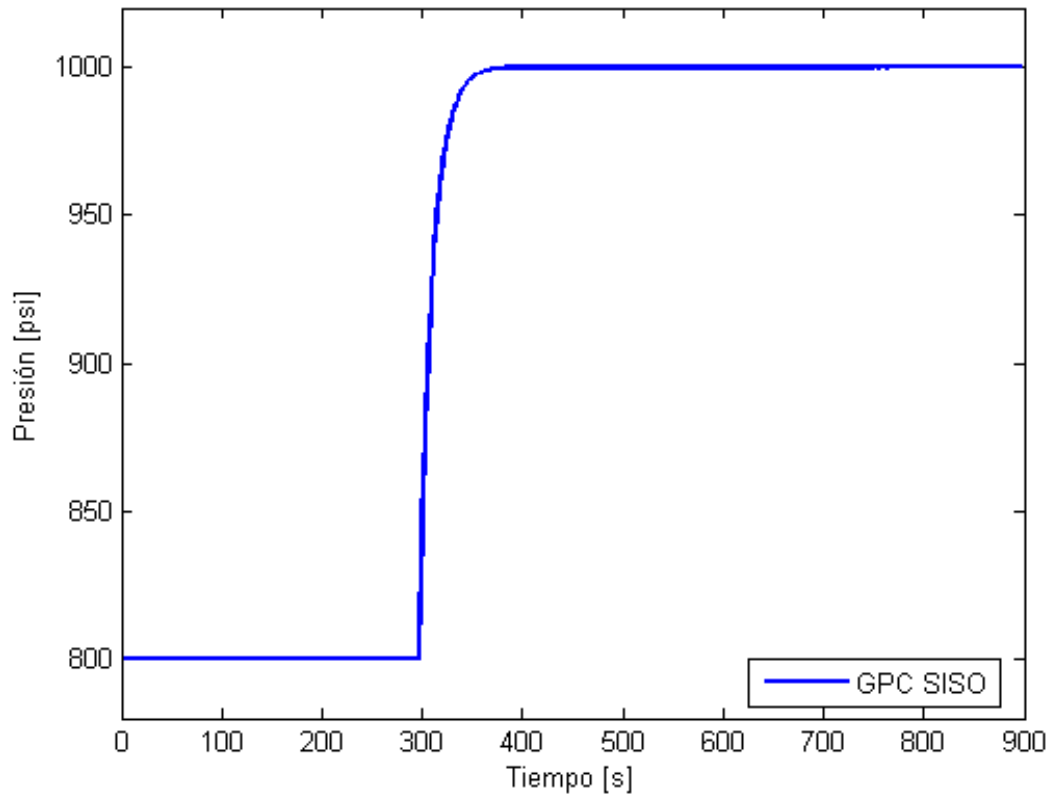


Figura 3.8b. Respuesta temporal del sistema de control de flujo de permeado con controlador GPC SISO.

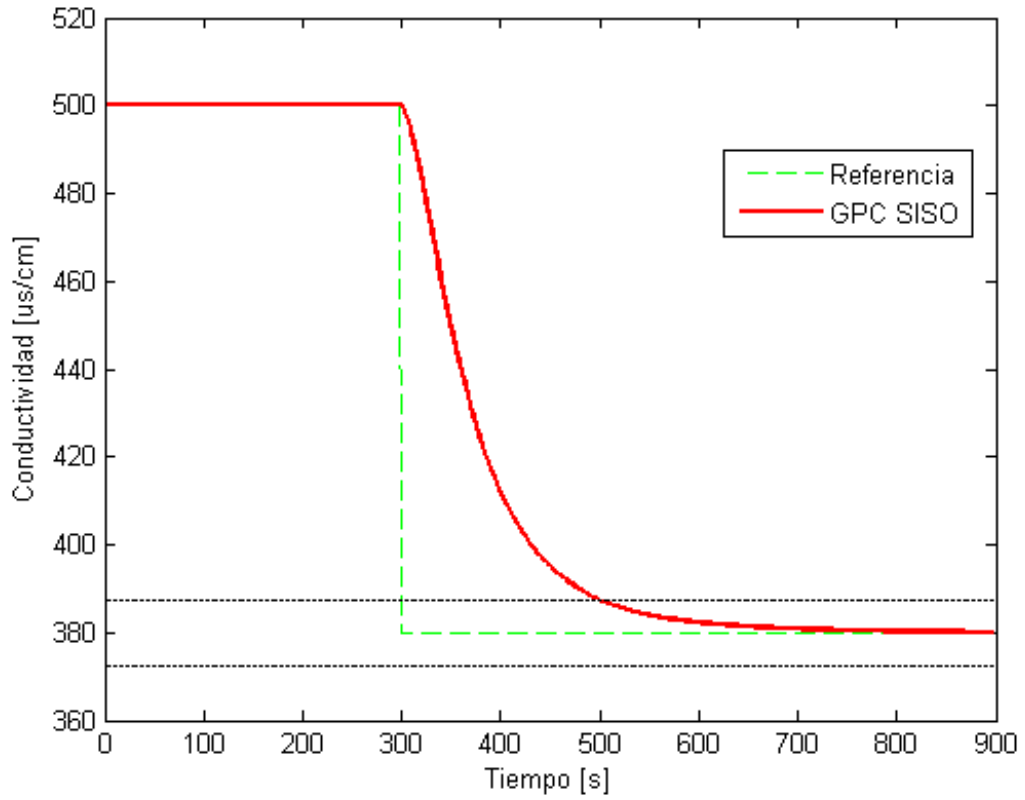


Figura 3.9a. Respuesta temporal del sistema de control de la conductividad del permeado con controlador GPC SISO.

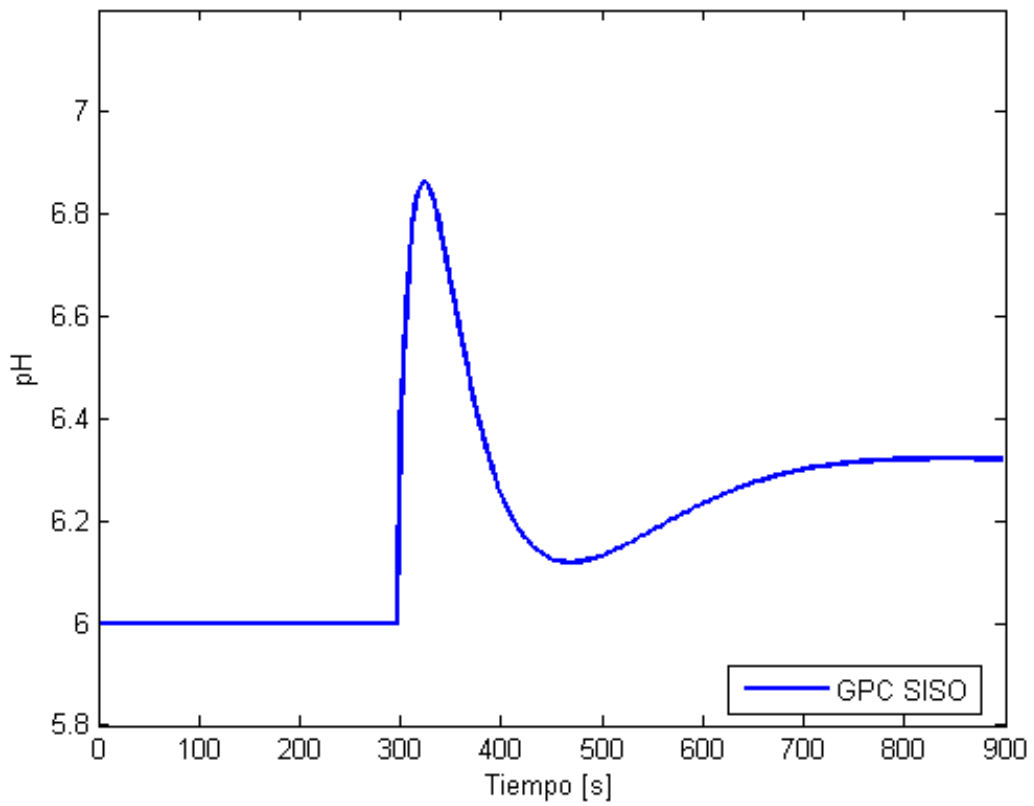


Figura 3.9b. Respuesta temporal del sistema de control de la conductividad del permeado con controlador GPC SISO.

3.4.2. Sistema de control GPC MIMO

En base a las pruebas realizadas con el controlador GPC SISO se procede a simular el sistema de control con controlador GPC MIMO del bastidor de O.I. Para ello se determinaron los parámetros del controlador, los cuales se muestran en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2. Parámetros de controlador GPC MIMO.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.5$ $\alpha_2 = 0.925$

Se consideró un horizonte de predicción de 10 instantes de muestreo y un horizonte de control correspondiente a 3 instantes de muestreo debido a las buenas respuestas obtenidas en el caso SISO. Para el parámetro de ponderación de trayectoria R se consideró un peso mayor para el caso de la primera variable Flujo ($R1 = 300000$) debido a las diferencias de magnitud entre las variables de salida Flujo y Conductividad (Robertson, 1996). El parámetro Q se seleccionó tomando en cuenta que debe haber un esfuerzo en el control adecuado para que la respuesta del controlador sea rápida.

Para la obtención de las respuestas temporales del sistema de control se consideraron las siguientes variaciones en las referencias externas: para la variable flujo de permeado de 0.85 a 1.05 gpm y para la variable de conductividad del permeado de 500 a 380 $\mu S/cm$. Las respuestas temporales del sistema de control multivariable se muestran en la Figura 3.10.

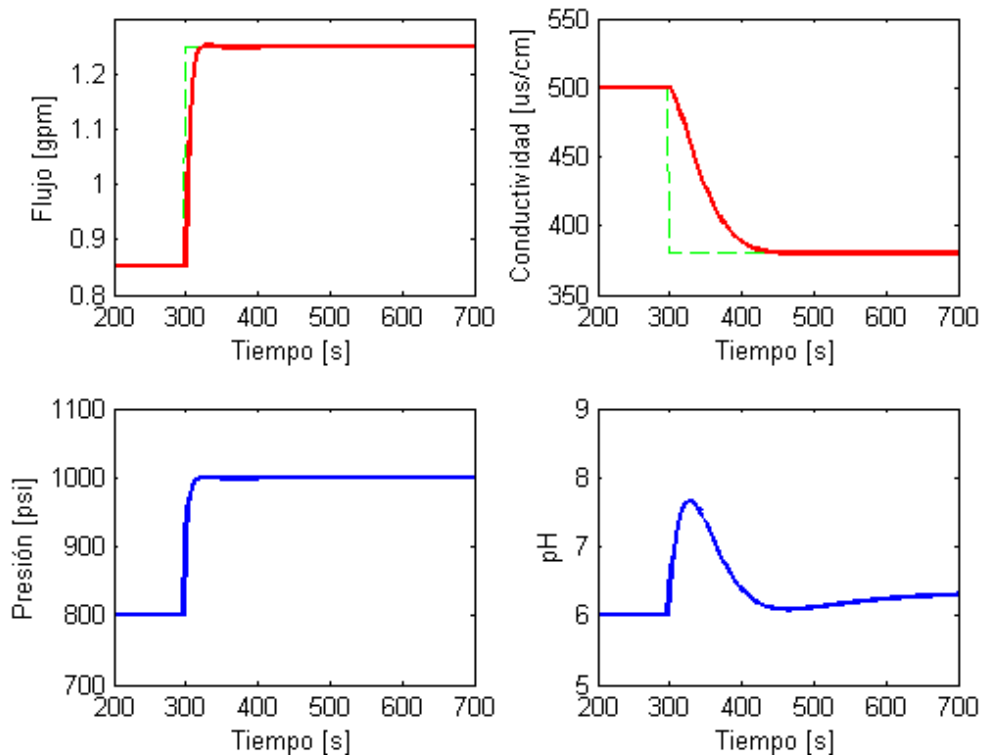


Figura 3.10. Respuestas temporales del sistema de control con controlador GPC MIMO del bastidor de O.I.

En la Figura 3.11 se muestran los resultados ampliados de la respuesta temporal del sistema de control con GPC multivariable para las variables flujo de permeado/presión del alimentado. Se consideró una variación de la referencia externa de 0.85 a 1.25 gpm. De la figura es posible observar que la respuesta temporal del flujo de permeado no muestra sobreimpulso, que el error de estado estacionario es constante y se mantiene en la banda de

2%. El tiempo de establecimiento es de aproximadamente 15 s. Es decir la respuesta es 3 veces más rápida que en el caso SISO. Respecto a la señal de control, esta no sobrepasa los rangos de operación permitidos.

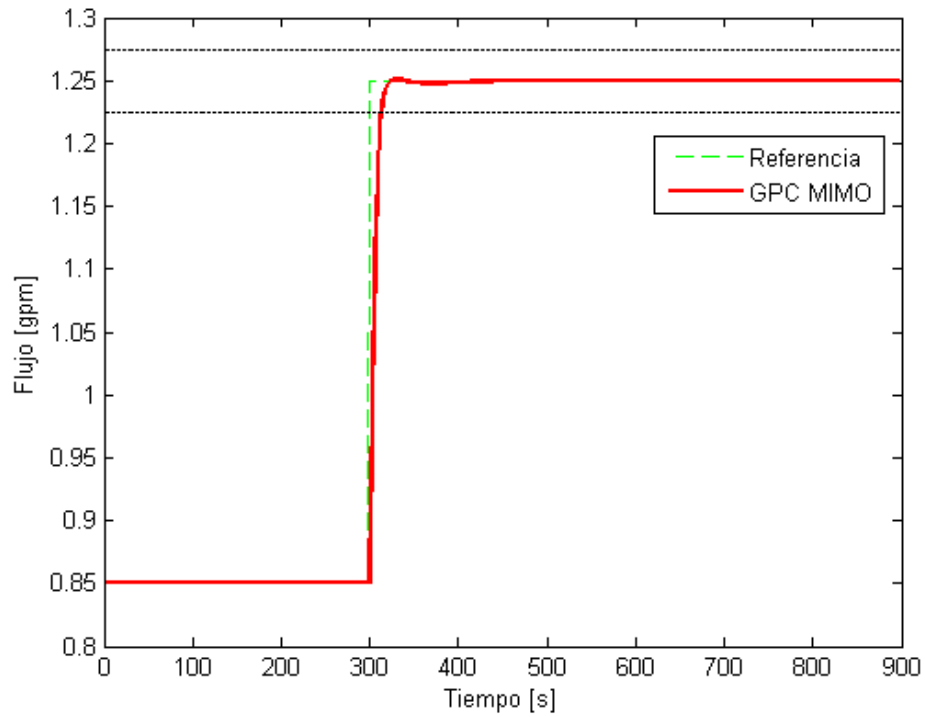


Figura 3.11a. Respuesta temporal del sistema de control de flujo de permeado con controlador GPC MIMO.

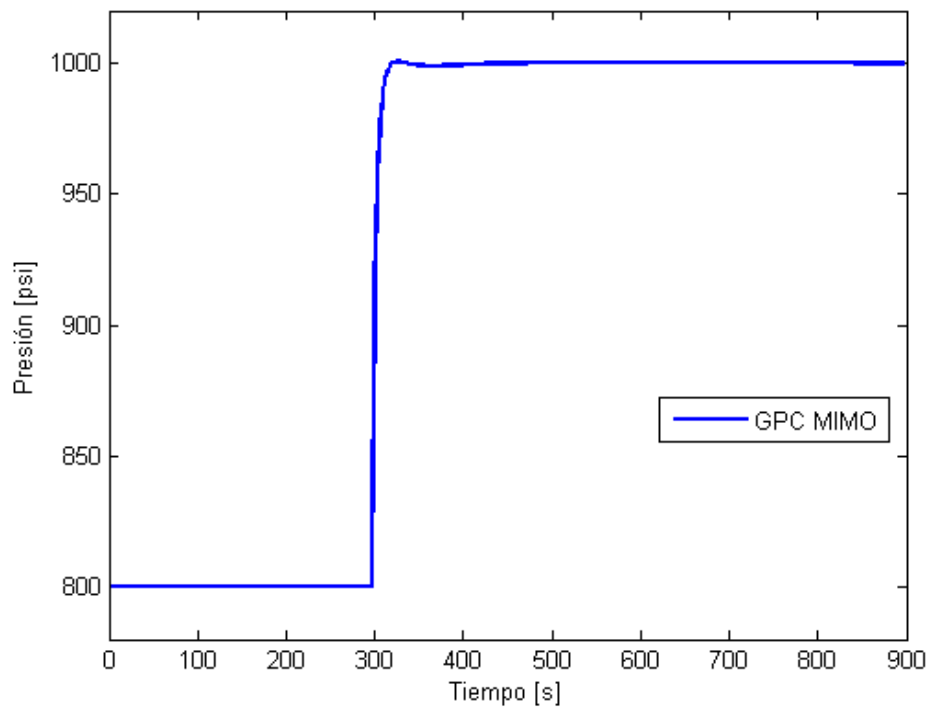


Figura 3.11b. Respuesta temporal del sistema de control de flujo de permeado con controlador GPC MIMO.

En la Figura 3.12 se muestran los resultados ampliados de la respuesta temporal del sistema de control con controlador MIMO de la conductividad del bastidor de O.I. Se consideró una variación en la referencia externa de 500 a 380 $\mu\text{s}/\text{cm}$. La respuesta no muestra sobreimpulso y no hay error estado estacionario, por lo que se cumplen los objetivos de control. El tiempo de establecimiento es de aproximadamente 100 s.

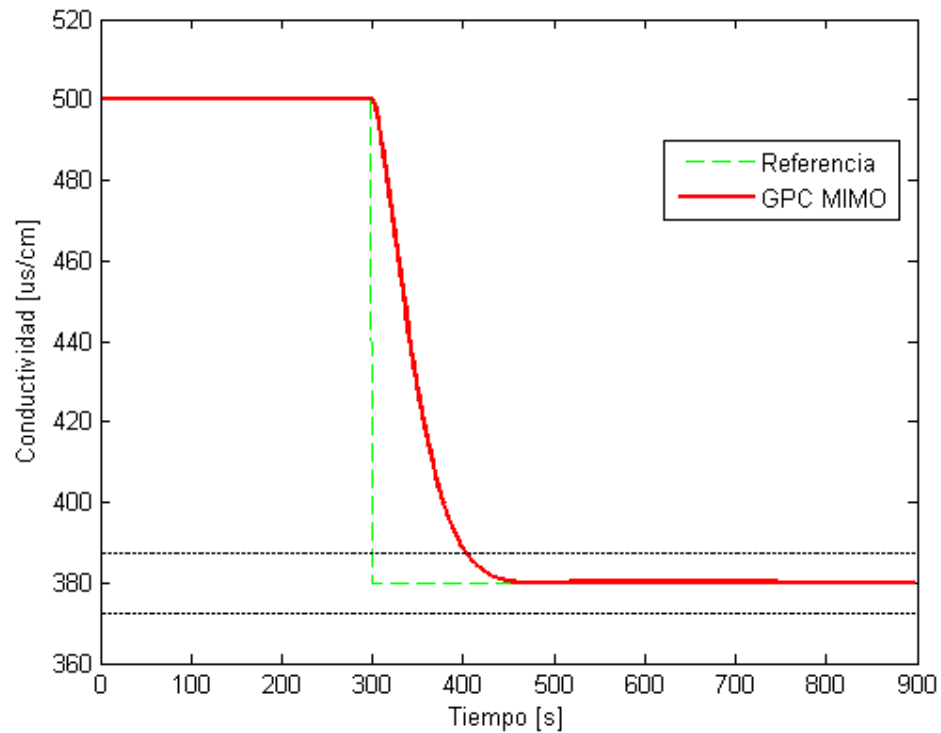


Figura 3.12a. Respuesta temporal del sistema de control de la conductividad del permeado con controlador GPC MIMO.

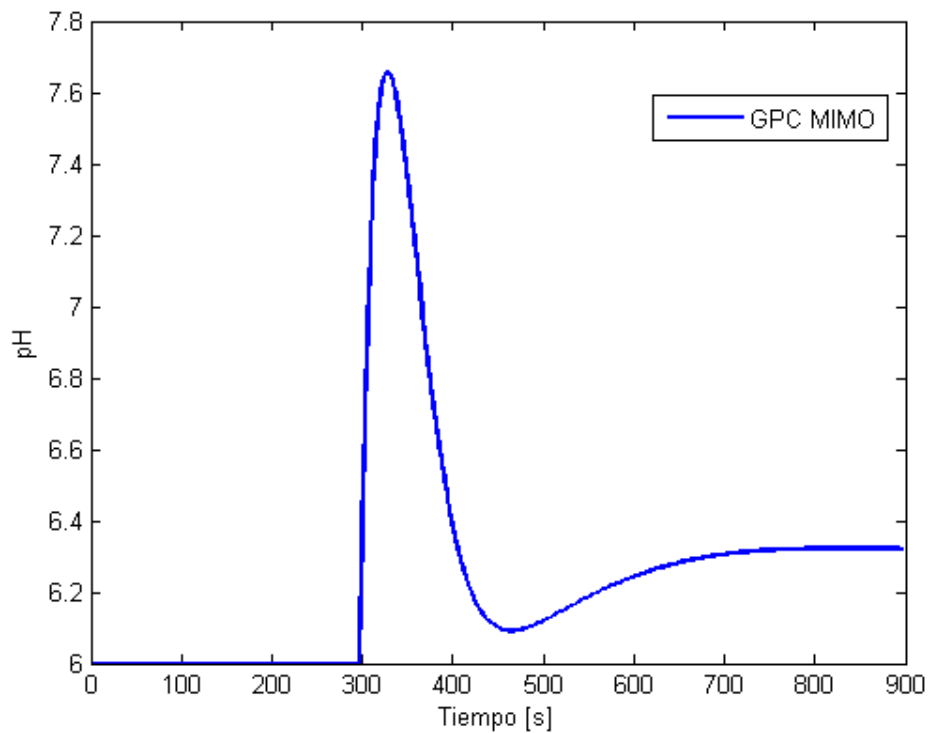


Figura 3.12b. Respuesta temporal del sistema de control de la conductividad del permeado con controlador GPC MIMO.

Los resultados temporales mostrados anteriormente para los controladores GPC SISO y GPC MIMO se pueden resumir en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3. Resultados temporales comparativos para GPC SISO y GPC MIMO.

Controlador	Variable controlada	Ts (2%)
GPC SISO	Flujo	≈ 45 s
GPC SISO	Conductividad	≈ 200 s
GPC MIMO	Flujo	≈ 15 s
GPC MIMO	Conductividad	≈ 100 s

3.5. Conclusiones parciales

- Se diseñaron controladores predictivos generalizados (GPC) para el control de las variables críticas de un bastidor de ósmosis inversa considerando modelos SISO y MIMO de la planta objeto de estudio. Los modelos del proceso fueron obtenidos por medio de la herramienta de identificación de sistemas.
- Los resultados de simulación del sistema de control con los controladores GPC diseñados demostraron su efectividad en el control de la planta objeto de estudio. En el caso del controlador GPC MIMO se obtuvo una mayor velocidad de respuesta del sistema de control (menor tiempo de establecimiento). Para el caso de la variable flujo, se obtuvo un porcentaje de aproximadamente 67% y para la variable conductividad, de aproximadamente 50% mayor velocidad respecto de la respuesta temporal obtenida con el controlador GPC SISO.
- Se comprobó que el algoritmo del controlador GPC MIMO es una extensión del controlador GPC SISO; es decir, ambos controladores pueden ser implementados fácilmente utilizando, por ejemplo, Matlab.
- Los controladores diseñados para la planta objeto de estudio pueden ser utilizados en el control de otros procesos o planta, solo se requiere conocer el modelo del proceso por medio de las herramientas de identificación de sistemas o de modelamiento y ajustar algunos parámetros del controlador como el coeficiente de referencia interna y las matrices de ponderación.

CAPITULO 4. ANÁLISIS DE ROBUSTEZ DEL CONTROLADOR DISEÑADO Y PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN PRÁCTICA.

4.1. Introducción

En este Capítulo se realiza un estudio de robustez del controlador GPC diseñado, así como se desarrolla una propuesta de implementación práctica de dicho controlador basada en un PLC Allen Bradley de la marca Rockwell Automation, el cual dispone de facilidades de programación en 3 de los 5 lenguajes que establece el estándar de programación IEC 1131.3.

4.2. Robustez de los controladores. Medidas de robustez.

Los índices de desempeño conforman un buen criterio para la sintonización y comparación de controladores (Rodríguez-Mariano et al, 2015). La Tabla 4.1 muestra la definición de los principales índices de desempeño discretos de la literatura. Los criterios se pueden clasificar entre los que evalúan el error de trayectoria o referencia y los índices que evalúan el esfuerzo del controlador por medio de la cuantificación de la señal de control.

Tabla 4.1. Índices de desempeño para controladores.

Indicador	Expresión	Característica
ISE	$J_{e1} = \sum_{k=0}^N e(k)^2$	Integral del error cuadrático
ITSE	$J_{e2} = \sum_{k=0}^N k e(k)^2$	Integral del tiempo por el error cuadrático
IAE	$J_{e3} = \sum_{k=1}^N r_k - y_k $	Integral del valor absoluto del error
ISU	$J_{u1} = \sum_{k=0}^N (u(k) - u_{ss})^2$	Integral de la salida de control cuadrática
TVU	$J_{u2} = \sum_{k=1}^N u_k - u_{k-1} $	Integral de la variación total de control
T_s	$SSV = 2\%$	Tiempo de asentamiento

La principal diferencia entre los índices ISE e IAE es que el primero pone mayor énfasis en contabilizar errores mayores como los que ocurren al inicio del control, dejando de lado los errores menores que normalmente ocurren al final en respuestas oscilatorias. Por otra parte, el índice IAE pone igual peso a los errores a lo largo de la ejecución del control. En muchas aplicaciones el índice de desempeño debe contener una penalización al tiempo transcurrido desde el inicio de la respuesta, para estos casos se usa el criterio ITSE (Smith and Corripio, 1985). En el presente trabajo se considerara el criterio de IAE para la evaluación de desempeño del controlador diseñado.

Respecto a los índices del esfuerzo en el control, se tiene el criterio ISU y el TVU. El primero de ellos cuantifica qué tanto varía la señal de control desde el inicio de la ejecución hasta que se tiene un valor estacionario. De esta manera, se puede verificar que el controlador proporciona una señal de control de manera eficiente en el tiempo. El índice TVU sirve para cuantificar las variaciones del control (Δu) y está expresada por el valor absoluto de dichas variaciones. Entre los índices de desempeño se encuentra T_s que representa al tiempo de establecimiento de la respuesta temporal del sistema de control. En el presente trabajo se utiliza el índice ISU para la cuantificación de la señal de control y T_s , teniendo en cuenta una banda de 2% del valor final o referencia. Otro parámetro referencial

que se ha tomado en cuenta es que la conductividad del agua potable debe estar en el rango de 350-400 $\mu\text{s}/\text{cm}$. (Aboabboud, 2007).

4.3. Análisis de robustez del controlador diseñado

4.3.1. Introducción

Los parámetros de configuración del controlador GPC multivariable aplicado a un bastidor de ósmosis inversa se muestran en la Tabla 4.2. Estos parámetros generan una respuesta como la mostrada en la Figura 4.1 para una referencia de 1.25 galones por minuto en el flujo de permeado y una referencia de 380 $\mu\text{s}/\text{cm}$ para la conductividad de dicho flujo. Como se mencionó anteriormente el flujo representa la medida cuantitativa del permeado y la conductividad representa la medida cualitativa del permeado.

Tabla 4.2. Parámetros de controlador GPC MIMO.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.5$ $\alpha_2 = 0.925$

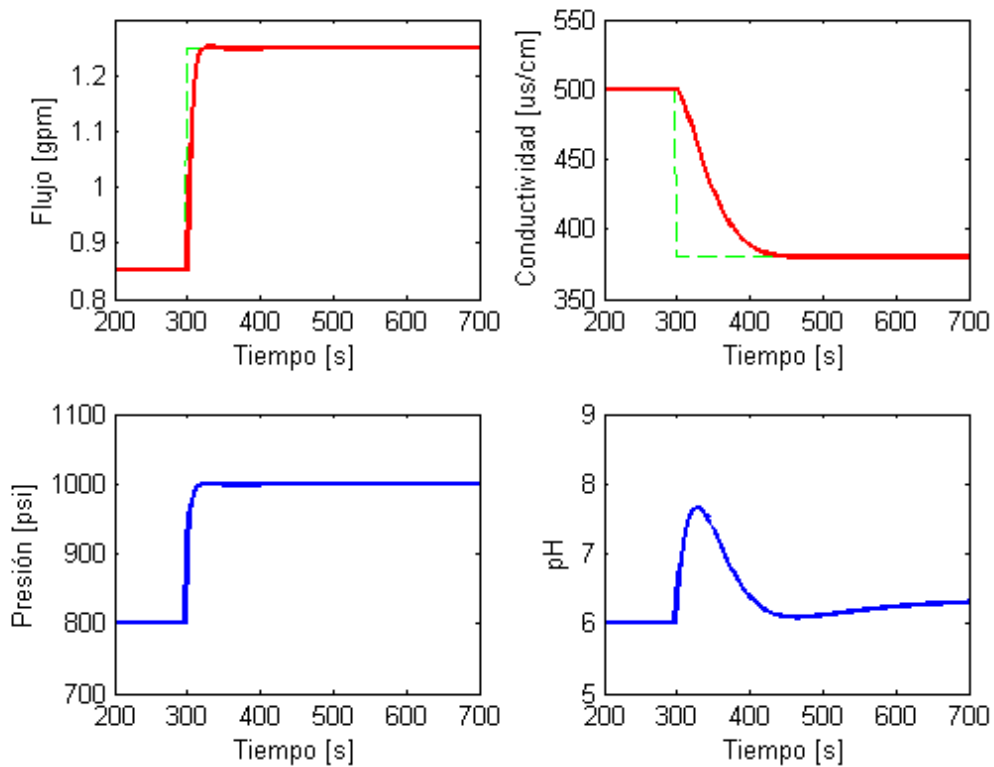


Figura 4.1. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO.

En la Tabla 4.3 se muestran los resultados de cuantificación de los índices IAE e ISU de la respuesta temporal del sistema de control, mostrada en la Fig. 4.1.

Tabla 4.3. Evaluación de desempeño del controlador.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	0.9917	4.0099×10^6	$\approx 15 \text{ seg.}$
Conductividad	1952.3	38.587	$\approx 100 \text{ seg.}$

En el dominio de tiempo continuo estos índices se calculan mediante la integral del error, por lo cual se obtienen hallando el área debajo de la curva. En el dominio de tiempo discreto,

estos índices son calculados mediante la sumatoria del error en cada instante de muestreo, según las definiciones mostradas en la Tabla 4.1.

La Figura 4.2 muestra la evolución de los índices de desempeño calculados. Es posible observar que al inicio de la simulación se produce el error más grande y este va disminuyendo hasta llegar a cero al final de la misma, cumpliéndose el objetivo del control (llegar a la referencia). Se concluye que los tiempos de establecimientos que muestran los índices se corresponden con los que muestran las respuestas del sistema de control.

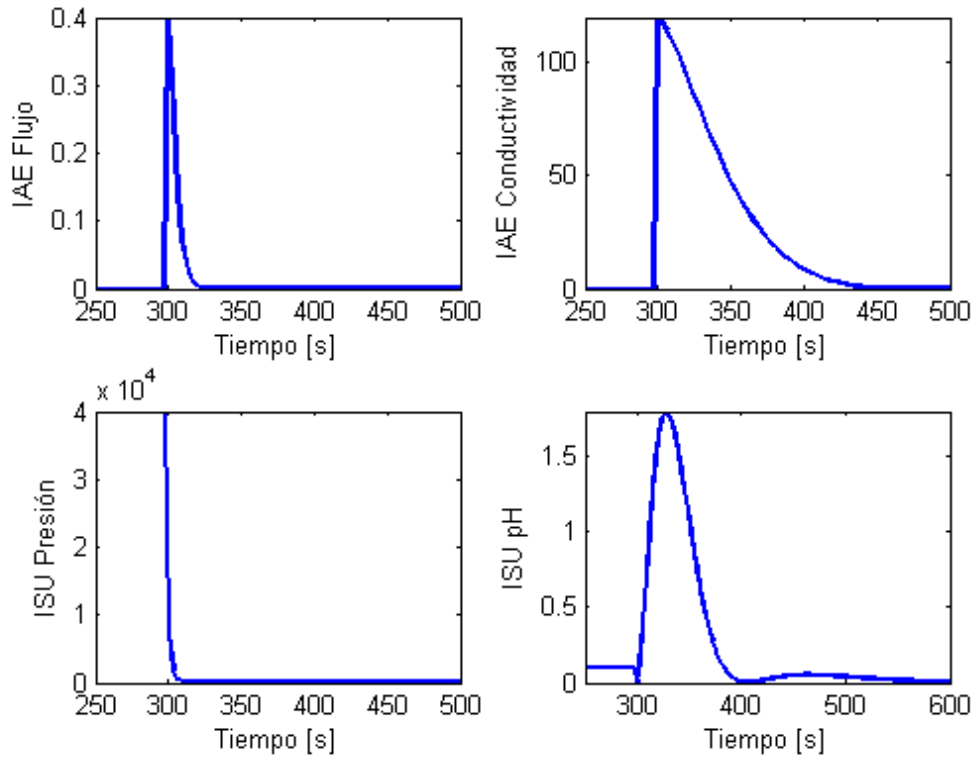


Figura 4.2. Índices de desempeño IAE e ISU.

4.3.2. Comportamiento del controlador frente diversas condiciones de operación

En el Capítulo 3 se definieron los parámetros más importantes de diseño e implementación del controlador predictivo generalizado. Entre estos parámetros se encuentran el coeficiente de referencia interna (α), los horizontes de predicción y control (N y Nu respectivamente) y las matrices de ponderación (R y Q). El coeficiente de referencia interna expresa el grado de aproximación hacia la referencia externa del proceso por medio de una constante o función exponencial y como resultado se obtiene una aproximación suave o rápida. Los horizontes de predicción y control, por otra parte, sirven para determinar la longitud de las predicciones futuras, de tal manera que el controlador predictivo ofrezca un control más o menos exigente. Y por último, las matrices de ponderación, indican los pesos o importancia del seguimiento de la trayectoria y el esfuerzo de control.

a) Variación del coeficiente de trayectoria de referencia interna

La Tabla 4.4 muestra los parámetros de configuración del controlador para ejemplificar el presente caso.

Tabla 4.4. Parámetros de controlador GPC MIMO para variación positiva en la referencia interna.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.95$ $\alpha_2 = 0.95$

Los resultados se muestran en la Figura 4.3, y como se puede observar, si se escoge un coeficiente α más alto y cercano a uno, conlleva a tener una trayectoria más suave y por tanto más lenta. En la Tabla 4.5 se muestran los índices de evaluación de desempeño para este caso.

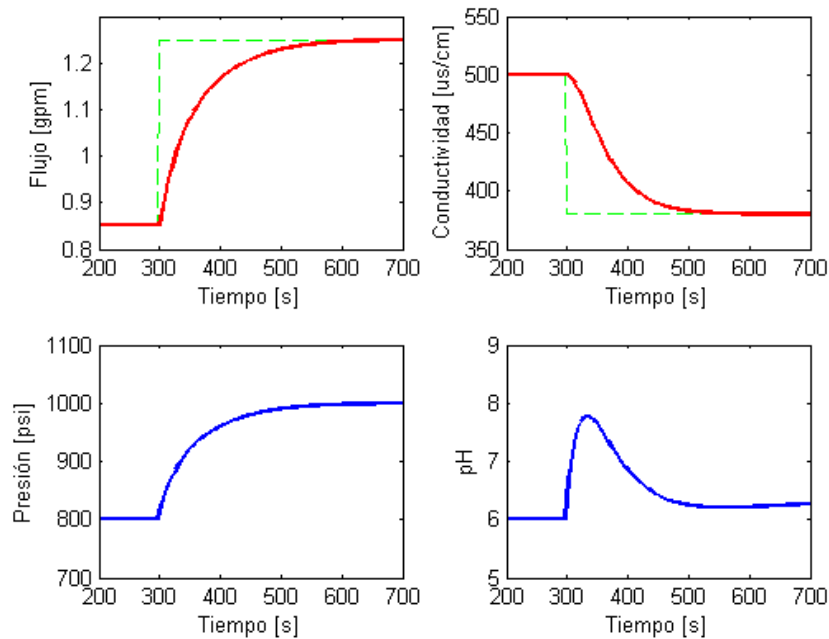


Figura 4.3. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante una variación positiva en la trayectoria de referencia interna.

Tabla 4.5. Evaluación de desempeño del controlador para variación positiva en la trayectoria de referencia interna.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	2.0732	4.0404×10^6	$\approx 85 \text{ seg.}$
Conductividad	1321.8	252.31	$\approx 100 \text{ seg.}$

Por el contrario, si se elige un coeficiente α cercano a cero, se obtendrá una respuesta mucho más rápida pero con un mayor esfuerzo en el control. La Tabla 4.6 muestra los parámetros de configuración del controlador para este caso. La Figura 4.4 muestra la respuesta del sistema en este caso. Como resultado de un esfuerzo mayor en el control, se tiene una respuesta rápida pero oscilatoria, la cual tarda mucho tiempo en llegar a un valor estable y por tanto, no es la respuesta óptima que se puede esperar. La Tabla 4.7 muestra los índices de desempeño para una variación negativa de la trayectoria interna.

Tabla 4.6. Parámetros de controlador GPC MIMO para variación negativa en la referencia interna.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.10$ $\alpha_2 = 0.10$

Tabla 4.7. Evaluación de desempeño del controlador para variación negativa en la trayectoria interna.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	0.8743	4.0014×10^6	$\approx 15 \text{ seg.}$
Conductividad	1277.4	218.98	$\approx 100 \text{ seg.}$

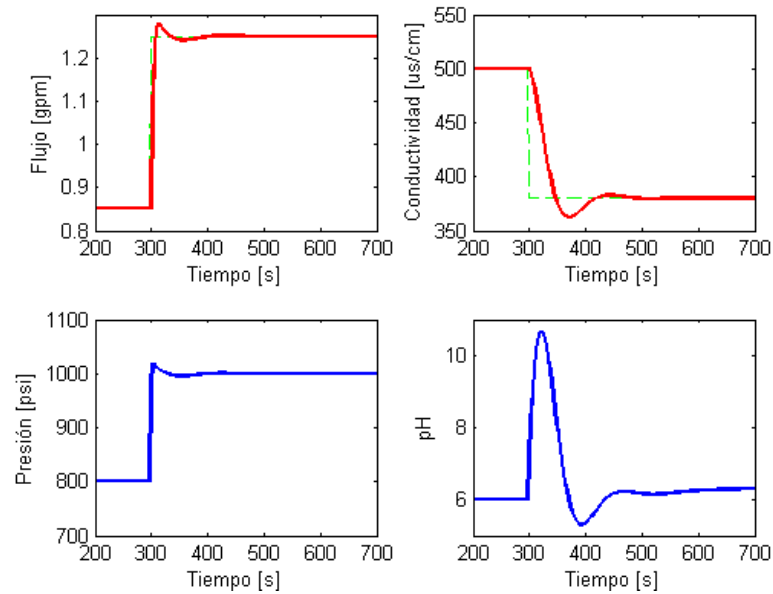


Figura 4.4. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante una variación negativa en la trayectoria interna.

b) Variación del horizonte de predicción

En algunas publicaciones (Clarke, 1987) se afirma que aumentar o disminuir el horizonte de predicción influye en el tiempo de respuesta del sistema utilizando un controlador predictivo. En la Tabla 4.8 se muestran los parámetros del GPC, con aumento del horizonte de predicción.

Tabla 4.8. Parámetros de controlador GPC MIMO para un incremento en el horizonte de predicción.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	20	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.50$ $\alpha_2 = 0.925$

La Figura 4.5 muestra la respuesta temporal del sistema de control con los nuevos parámetros del GPC. Se concluye que al aumentar el horizonte de predicción, la respuesta es más rápida al mismo tiempo que suave para el caso del flujo. Para el caso de la conductividad, la respuesta es más lenta pero al mismo tiempo es más suave. Una de las desventajas del aumento del horizonte de predicción es el aumento de la carga computacional. El valor óptimo del horizonte de predicción debe ser aproximadamente igual al número de muestras requeridas para que el proceso se estabilice. En muchas aplicaciones, el considerar este valor óptimo ocasiona un aumento de la carga computacional; es por ello que se debe considerar la posibilidad de obtener una respuesta más lenta pero con un algoritmo más rápido. Para el caso del bastidor de ósmosis inversa, como se tiene una variable más lenta que la otra (conductividad), se necesita un horizonte de control amplio para asegurar un buen tiempo de establecimiento que, como se dijo anteriormente, resulta con el aumento de la carga computacional del controlador.

Tabla 4.9. Evaluación de desempeño del controlador para un incremento en el horizonte de predicción.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	0.9409	4.0099×10^6	$\approx 15 \text{ seg.}$
Conductividad	2194.1	30.148	$\approx 135 \text{ seg.}$

Los valores mostrados en la Tabla 4.9 demuestran que un aumento en el horizonte de predicción conlleva una reducción del tiempo de establecimiento (ver Tabla 4.3 para comparación) para la variable flujo, sin embargo para la conductividad este tiempo aumenta obteniendo una respuesta suave y con un menor esfuerzo en el control (ISU).

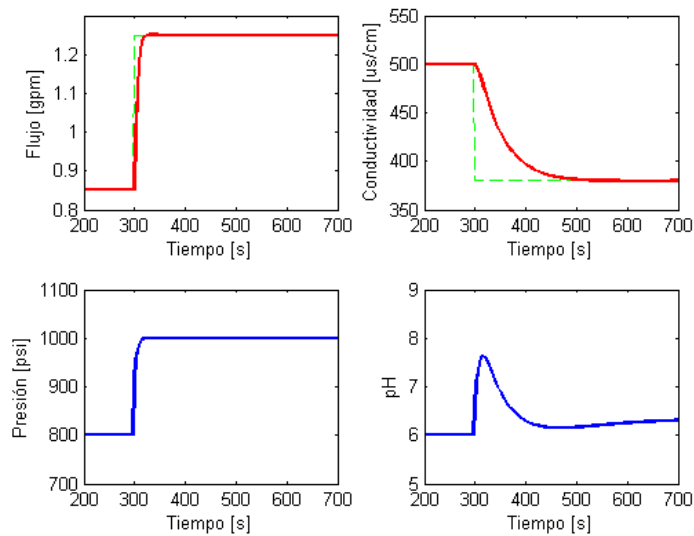


Figura 4.5. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante un aumento del horizonte de predicción.

c) Variación del horizonte de control

El horizonte de control indica el número de acciones futuras de control a ser utilizadas para el cálculo de las predicciones. Clarke (1987) indica que un valor aceptable del horizonte de control para la mayoría de plantas es $Nu = 1$. En el presente trabajo, se encontró que un valor óptimo para el horizonte de control es de 3, ya que incrementar este valor ocasionaría un incremento en la carga computacional solamente puesto que se llega a un punto donde no se aprecian cambios en las respuestas. La Tabla 4.10 muestra los parámetros del GPC para este caso y la Figura 4.6 exhibe la respuesta temporal del sistema de control.

Tabla 4.10. Parámetros de controlador GPC MIMO para un incremento en el horizonte de control.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	5	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.50$ $\alpha_2 = 0.925$

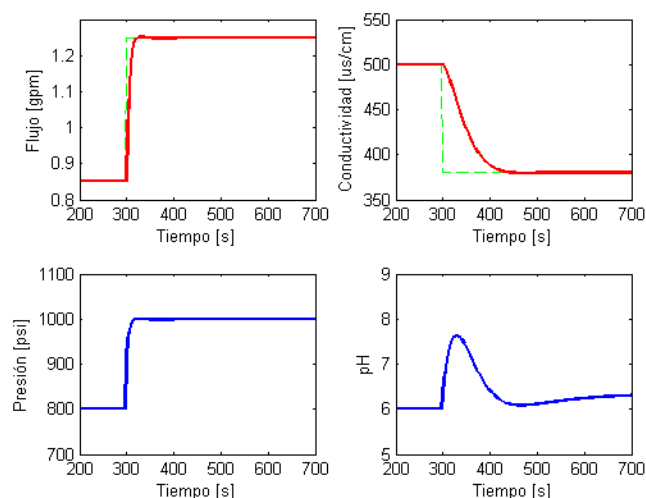


Figura 4.6. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante un incremento en el horizonte de control.

En la Figura 4.6 no se aprecia cambios significativos respecto a las respuestas anteriores (ver Figura 4.1), lo cual demuestra que a partir de un horizonte de control de valor 3 en adelante no hay cambios notables en la respuesta. Sin embargo, en la Tabla 4.11 se muestran los resultados obtenidos de los índices de desempeño para este caso. Se aprecian diferencias en el orden de las décimas para los criterios IAE e ISU (ver Tabla 4.3).

Tabla 4.11. Evaluación de desempeño del controlador para una variación en el horizonte de control.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	0.9913	4.0099×10^6	$\approx 15 \text{ seg.}$
Conductividad	1962.5	38.0855	$\approx 100 \text{ seg.}$

d) Variación de la matriz de ponderación R

La matriz de ponderación R es un parámetro ajustable usado en muchas aplicaciones para escalar variables diferentes en sistemas de tipo multivariable (Shridhar, 1998). Es por ello, que el controlador GPC multivariable del bastidor de ósmosis inversa que cuenta con variables de diferentes magnitud (décimas para el flujo y centésimas para la conductividad), se tiene asignado un valor mucho mayor al flujo que a la conductividad. Además esta matriz es usada para asignar un peso a las variables de acuerdo a la importancia en el objetivo del control, por ejemplo, al incrementar en esta matriz una de las variables, su respuesta será más rápida, con un esfuerzo mayor en el control. La Tabla 4.12 muestra los valores de los parámetros del controlador utilizados para ejemplificar este caso y en la Figura 4.7 se muestran los resultados de simulación.

Tabla 4.12. Parámetros de controlador GPC MIMO para una variación en la matriz R.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^3$ $R2 = 0.2$	$Q1 = 0.5$ $Q2 = 1 \times 10^4$	$\alpha_1 = 0.50$ $\alpha_2 = 0.925$

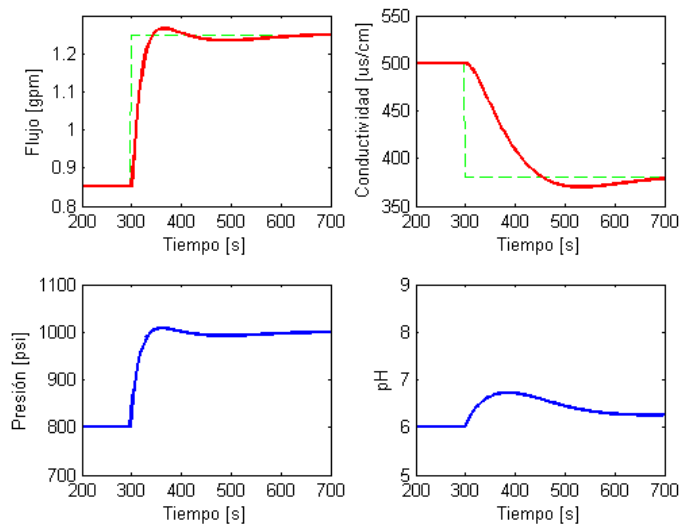


Figura 4.7. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO con variación en la matriz R.

De la Figura 4.7 se observa que al disminuir los valores de la matriz R para ambas variables, se originan sobreimpulsos en las respuestas temporales, como consecuencia de un menor esfuerzo en el control y como resultado los tiempos de establecimientos son mayores. Los criterios de desempeño se muestran ver en la Tabla 4.13. Se demuestra numéricamente que el incremento en el tiempo de establecimiento y en los sobreimpulsos se traduce en un aumento en el índice IAE, en comparación con la Tabla 4.3.

Tabla 4.13. Evaluación de desempeño del controlador para una variación en la matriz R.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	3.2168	4.10×10^6	$\approx 35 \text{ seg.}$
Conductividad	3405.1	16.0029	$\approx 200 \text{ seg.}$

e) Variación de la matriz de ponderación Q

La matriz de ponderación Q en un controlador predictivo multivariable tiene la función de suprimir o propiciar una acción de control agresiva, además de acondicionar a la matriz del sistema antes de ser invertida (Shridhar, 1998). Por ejemplo, si la matriz Q tiene valores pequeños, las variaciones en la señal de control serán amplias y por consiguiente la respuesta será rápida y puede causar comportamientos no deseados. Por el contrario, si se tienen valores altos en la matriz Q, tanto la señal de control, como la respuesta temporal mostrarán un comportamiento lento. La Tabla 4.14 muestra los valores de los parámetros del controlador utilizados para ejemplificar este caso.

Tabla 4.14. Parámetros de controlador GPC MIMO para una variación en la matriz Q.

Controlador	HP	HC	R	Q	α
GPC MIMO	10	3	$R1 = 3 \times 10^5$ $R2 = 2$	$Q1 = 250$ $Q2 = 100$	$\alpha_1 = 0.50$ $\alpha_2 = 0.925$

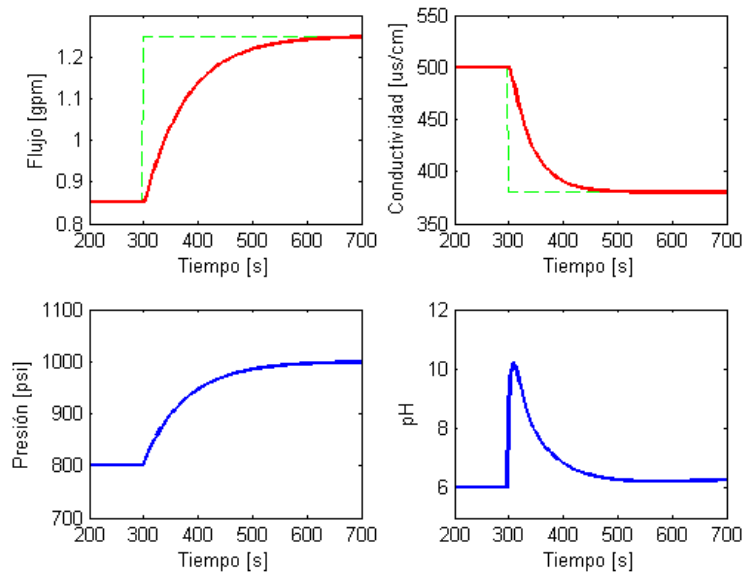


Figura 4.8. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO con variación en la matriz Q.

En este caso, se incrementó el peso de la matriz Q para la variable flujo y se disminuyó el peso de la matriz Q para la variable conductividad. En consecuencia se obtuvo una respuesta rápida y sin oscilaciones para la segunda variable, pero el esfuerzo en el control es grande y se obtienen valores que físicamente no son posible (Figura 4.8). Para la variable flujo, al incrementarse el peso en Q, se obtuvo una respuesta más lenta con incrementos lentos en la señal de control. Los índices de desempeño de este caso se muestran en la Tabla 4.15.

Tabla 4.15. Evaluación de desempeño del controlador para una variación en la matriz Q.

Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
Flujo	10.7168	4.49×10^6	$\approx 120 \text{ seg.}$
Conductividad	1782.3	166.85	$\approx 110 \text{ seg.}$

4.3.3. Comportamiento del controlador frente a perturbaciones

Conocer el comportamiento de un sistema de control frente a perturbaciones es importante, ya que un sistema como el de un bastidor de OI no está exento de ella y el comportamiento es un indicador de la robustez del controlador. Se simuló una perturbación equivalente al 20% de la máxima señal de control obtenida para la variable presión en el instante $t = 450$ s, ya que es más probable que las perturbaciones en el sistema real ocurran en esta variable. La Figura 4.9 muestra la respuesta temporal del sistema de control.

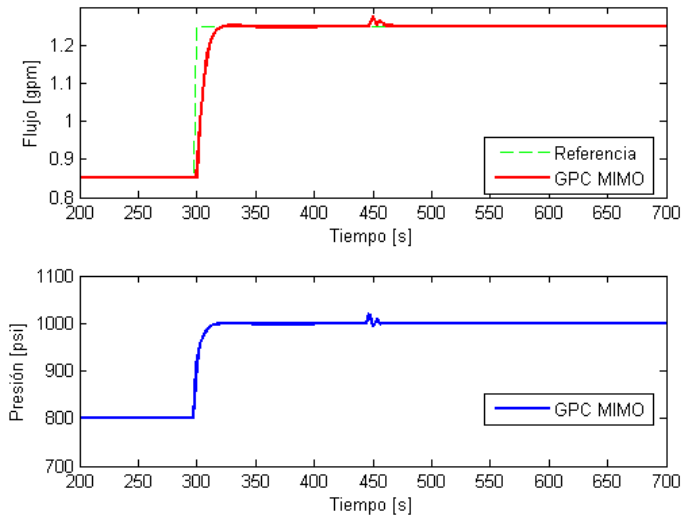


Figura 4.9. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante una perturbación en la presión: variable controlada conductividad y señal de control pH.

De la Figura 4.9 se observa la perturbación en la señal de control, la cual se refleja en la variable flujo. El sistema de control se mantiene estable, frente al efecto de la perturbación. Además, el sistema retorna a su valor de referencia en un tiempo no mayor de 15 s (el tiempo de establecimiento), lo cual es indicativo de un buen desempeño.

Respecto a la variable de conductividad, se deduce que mostrará un sobrepico, el cual se muestra en la Figura 4.10. La señal de control de pH, presenta un pico dentro de los límites normales y que compensa el desequilibrio ocasionado en la conductividad por la perturbación. Al igual que la variable flujo, la conductividad y su señal de control se estabilizan rápidamente en aproximadamente 6 s.

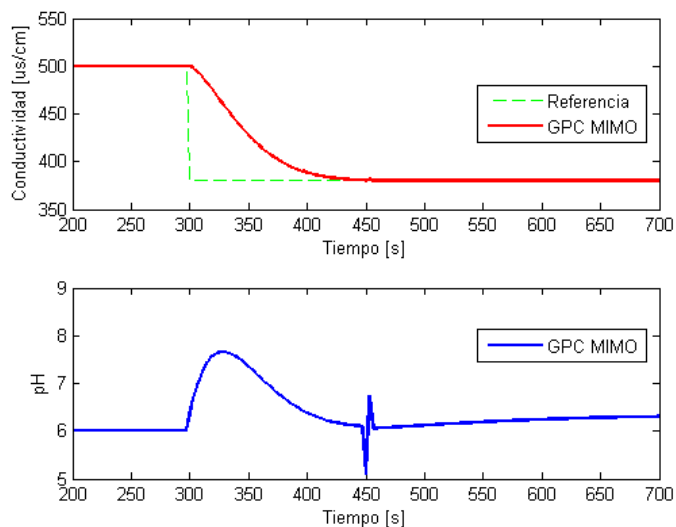


Figura 4.10. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO ante una perturbación en la presión: variable controlada conductividad y señal de control pH.

4.3.4. Comportamiento del controlador frente a ruido de medición

Al igual que las perturbaciones aditivas, el ruido de medición que se origina en los instrumentos utilizados en sistemas reales puede afectar el desempeño del controlador y desestabilizar el sistema de control. En esta prueba se concluye que el sistema con el controlador GPC diseñado es robusto frente a ruido gaussiano de media cero (magnitud de 0.2%). Los resultados de simulación del sistema de control se muestran en las Figuras 4.11 y 4.12.

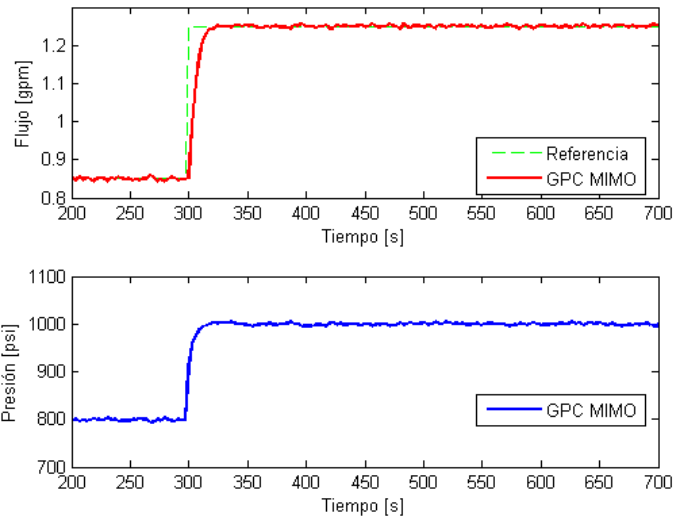


Figura 4.11. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO frente a ruido de medición. Variable controlada flujo y señal de control presión.

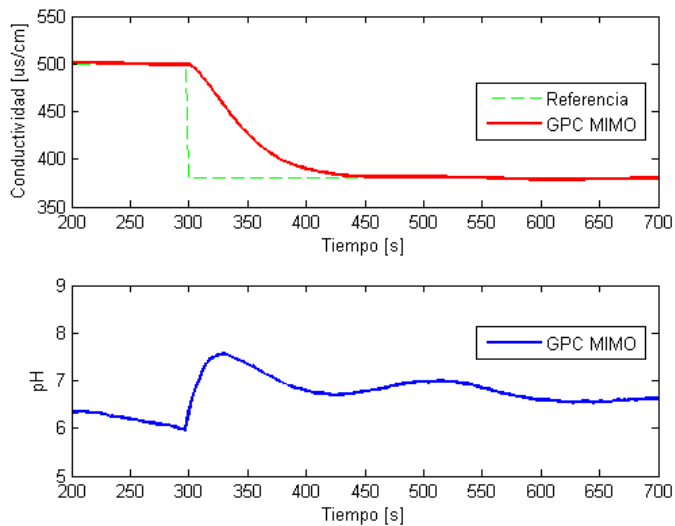


Figura 4.12. Respuesta temporal del controlador GPC MIMO frente a ruido de medición. Variable controlada conductividad y señal de control pH.

4.3.5. Comparación GPC vs DMC

En muchas aplicaciones y estudios de controladores avanzados, sobre todo los de tipo multivariable, se suele verificar su desempeño mediante la comparación con controladores de tipo tradicional como los controladores PID. Estos últimos, son una excelente y simple alternativa para el control de sistemas monovariabes. Para sistemas MIMO los PID son usados con desacoplo de variables o sintonizados con técnicas avanzadas. Sin embargo, los PID no pueden capturar la compleja dinámica presente en los procesos multivariabes. Es por

esta razón que en el presente trabajo se maneja la idea que para evaluar el desempeño del controlador GPC se debe comparar su desempeño con otro controlador avanzado que no suprima el efecto multivariable en el control.

A continuación se desarrolla una breve introducción al controlador de matriz dinámica (DMC) y su comparación con el controlador GPC.

Controlador de matriz dinámica (DMC)

Este controlador se utiliza en el control de procesos asintóticamente estables, es decir que convergen a un valor constante después de N periodos de muestreos. El modelo del proceso utilizado en este controlador es la respuesta escalón:

$$y(t) = \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(t-i) \quad (4.1)$$

La señal de predicción a lo largo del horizonte de predicción se determina mediante la expresión:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+k|t) &= \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \\ &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \end{aligned} \quad (4.2)$$

Considerando la perturbación constante a lo largo del horizonte de predicción, es decir $\hat{n}(t+k|t) = \hat{n}(t|t) = y_m(t) - \hat{y}(t|t)$, (4.2) se presenta como:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+k|t) &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + y_m(t) - \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t-i) \\ &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) + f(t+k) \end{aligned} \quad (4.3)$$

donde $f(t+k)$ representa la respuesta libre del sistema y está dado por la siguiente expresión asumiendo la convergencia hacia un valor constante:

$$f(t+k) = y_m(t) + \sum_{i=1}^N (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t-i) \quad (4.4)$$

La matriz dinámica G se define como el arreglo de los coeficientes g_i de la respuesta escalón del proceso:

$$G = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \dots & 0 \\ g_2 & g_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_m & g_{m-1} & \dots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_p & g_{p-1} & \dots & g_{p-m+1} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Al igual que en el controlador GPC, las predicciones del modelo se obtienen como:

$$\hat{y} = Gu + f \quad (4.6)$$

Resultados comparativos de simulación GPC vs DMC vs PID

Los resultados comparativos de las respuestas temporales del sistema de control con controladores GPC vs DMC muestran en general un mejor desempeño del GPC, tanto en

tiempo de establecimiento de la variable conductividad, como en esfuerzo de control (picos elevados de la señal de control pH con el DMC). Tal como se expresó, un mayor esfuerzo de control implica mayores oscilaciones o sobreimpulsos en la respuesta.

Además, los resultados comparativos de las respuestas temporales del sistema de control con controladores GPC vs PID convencionales desacoplados muestran un peor desempeño de los PID. Diferentes autores (ver por ejemplo: Corripio (1997) o Riverol (2004)) han desarrollado la teoría matemática de desacopladores, por lo tanto, en este trabajo estos resultados no se muestran. Las respuestas temporales del sistema de control con los controladores PID exhiben mayores oscilaciones, así como un tiempo de establecimiento más elevado. Los índices de desempeño mostrados en la tabla 4.16 demuestran el carácter oscilatorio de las respuestas del sistema de control con el controlador DMC, que si bien alcanza la referencia en un tiempo aceptable, la sumatoria de los errores es mucho mayor que las generadas por el controlador GPC.

Tabla 4.16. Evaluación de desempeño de los controladores GPC, DMC y PID.

Controlador	Variable controlada	IAE	ISU	Ts (2%)
GPC	Flujo	0.9917	4.0099×10^6	≈ 15 s
GPC	Conductividad	1952.3	38.587	≈ 100 s
DMC	Flujo	1.2726	4.0031×10^6	≈ 15 s
DMC	Conductividad	1759.4	91.4622	≈ 160 s
PID	Flujo	2.0426	4.0728×10^6	≈ 40 s
PID	Conductividad	2072.6	26.2274	≈ 110 s

La Figura 4.13 muestra las respuestas temporales para la variable flujo y la Figura 4.14 muestra las respuestas temporales para la variable conductividad.

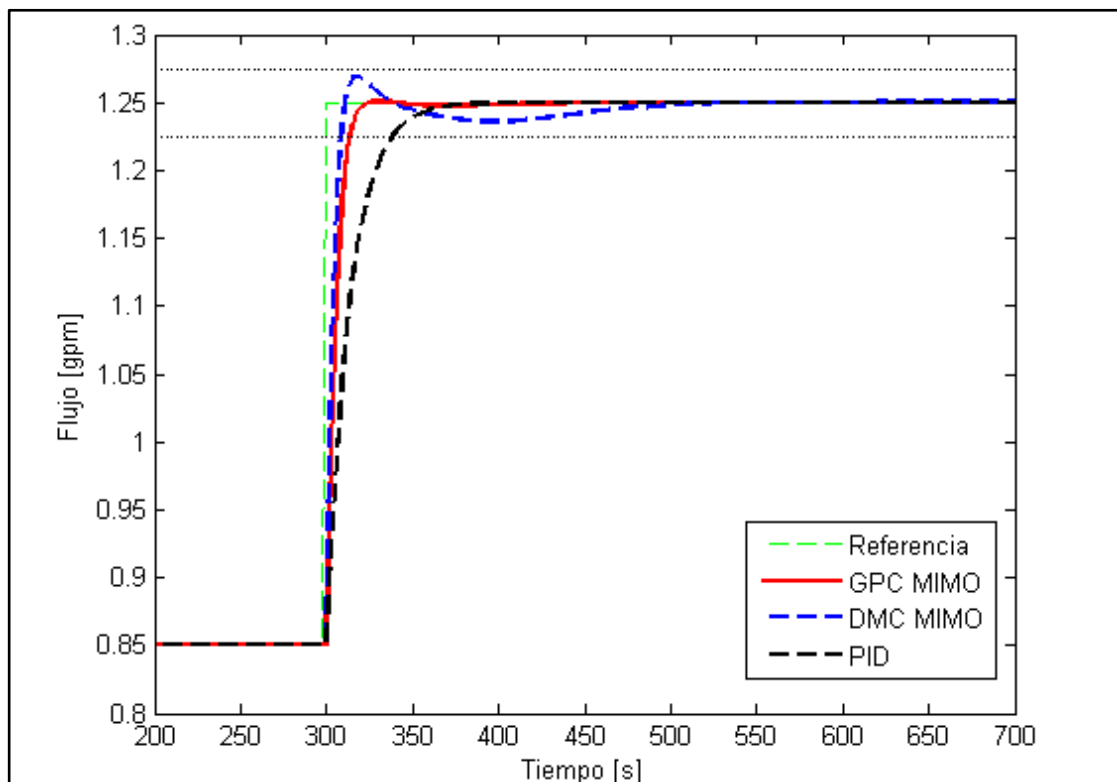


Figura 4.13a. Comparación de controladores GPC, DMC y PIC para la variable flujo. Variable controlada.

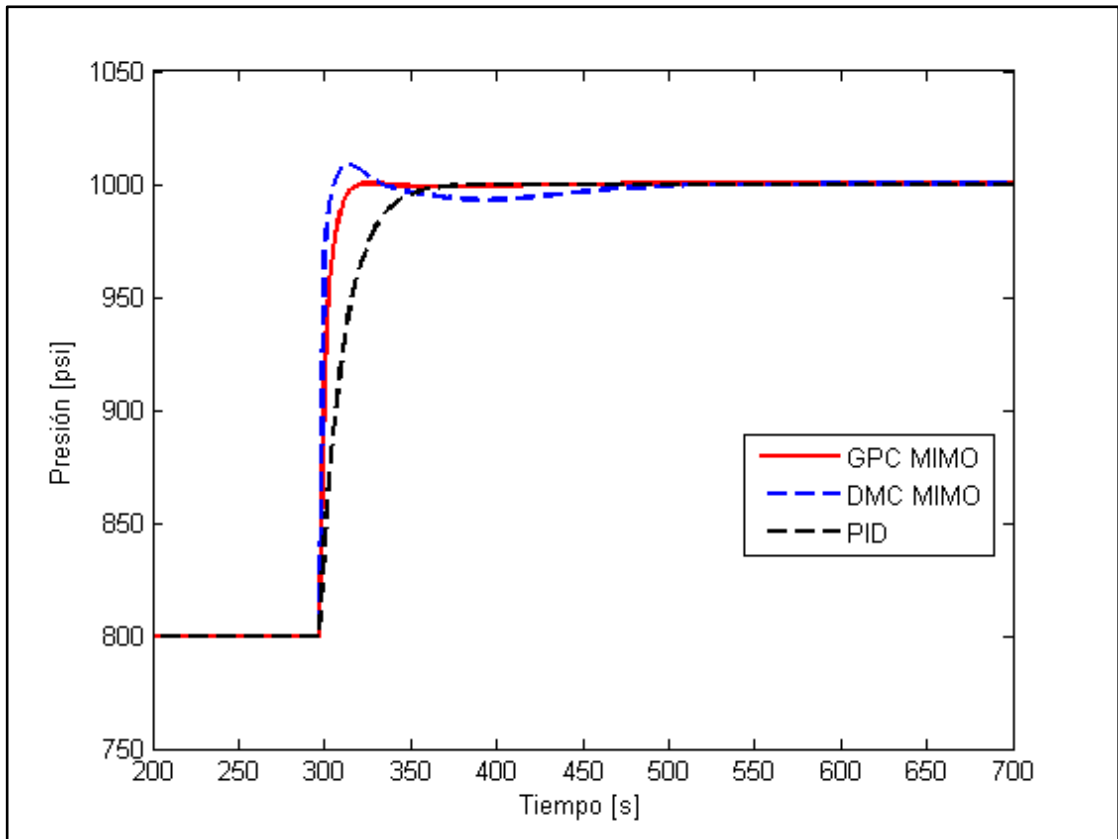


Figura 4.13b. Comparación de controladores GPC, DMC y PID para la variable flujo. Señal de control.

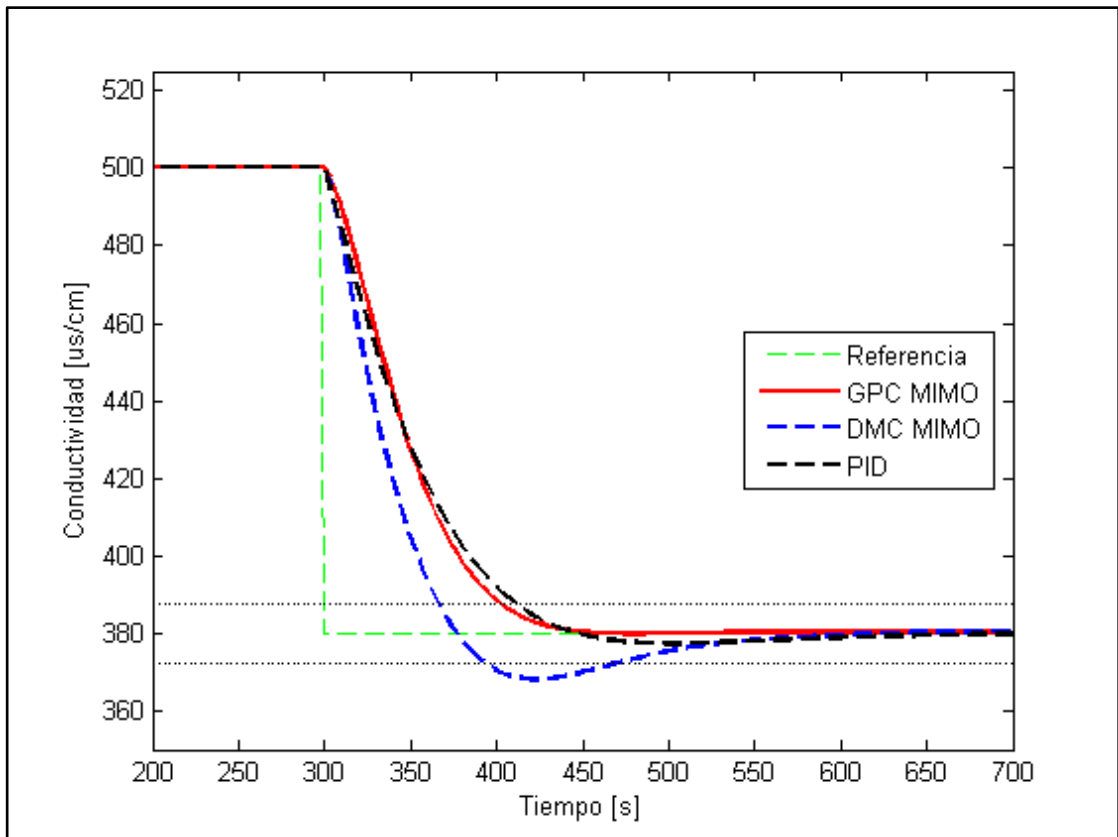


Figura 4.14a. Comparación de controladores GPC, DMC y PID para la variable conductividad. Variable controlada.

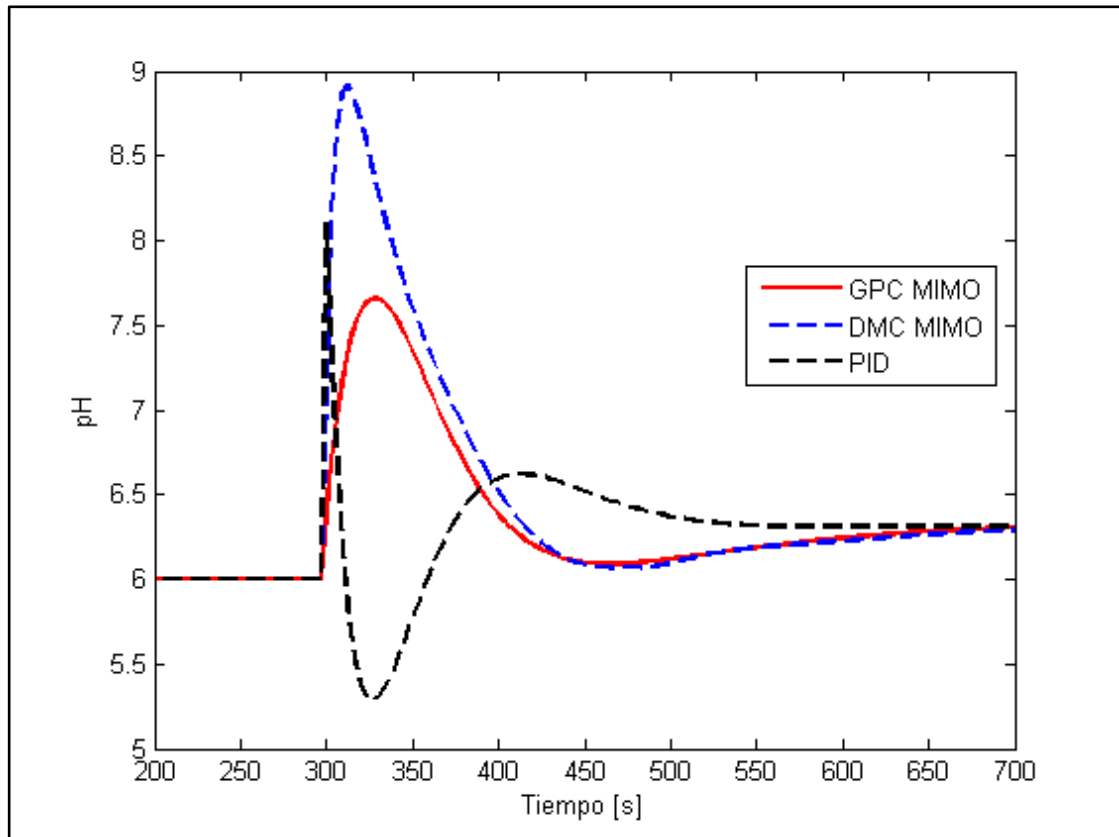


Figura 4.14b. Comparación de controladores GPC, DMC y PID para la variable conductividad. Señal de control.

4.4. Análisis de resultados

Se realizó la comparación de desempeño del controlador GPC SISO contra el GPC MIMO obteniendo una mejora en el tiempo de establecimiento del sistema con controlador GPC MIMO de 33% para la variable flujo y una mejora en el tiempo de establecimiento de 50% para la variable conductividad (Tabla 3.3). Se determina que en ambos casos, las respuestas y señales de control se encuentran dentro del rango establecido previamente.

El sistema con controlador GPC MIMO ante una variación positiva del coeficiente de trayectoria interna (Tabla 4.4) exhibe un comportamiento 500% más lento para la variable flujo que el controlador MIMO que se presenta en este trabajo. De la misma manera, los índices de error y esfuerzo en el control aumentan considerablemente.

El sistema con controlador GPC MIMO ante una variación negativa del coeficiente de trayectoria interna (Tabla 4.6) exhibe un comportamiento similar al controlador MIMO que se presenta en este trabajo tanto en la variable flujo como la variable conductividad. Sin embargo, se puede observar que la respuesta del sistema tiene sobreimpulsos y la señal de control de pH está fuera del rango propuesto.

Se simuló el escenario de operación del sistema con controlador GPC MIMO al que se incrementó el horizonte de predicción (Tabla 4.8) obteniendo respuestas suaves para ambas variables pero con una respuesta 35% más lenta de la variable conductividad.

Se simuló el escenario de operación de variación del horizonte de control (Tabla 4.10) del cual no se obtuvo cambios aparentes en la respuesta, pero sí disminuyó el índice de desempeño de esfuerzo en el control (Tabla 4.11).

Se realizó la variación de la matriz de ponderación R en el sistema de control con GPC MIMO (Tabla 4.12) obteniendo una respuesta 225% más lenta para la variable flujo y 200%

más lenta para la variable conductividad respecto del controlador GPC MIMO presentado en este trabajo.

Se realizó la variación de la matriz de ponderación Q en el sistema de control con GPC MIMO (Tabla 4.14) obteniendo una respuesta 800% más lenta para la variable flujo y 10% más lenta para la variable conductividad respecto del controlador GPC MIMO presentado en este trabajo.

Se mostró que el controlador GPC MIMO es robusto frente a perturbaciones aditivas ya que retorna y mantiene su valor de referencia en un tiempo de establecimiento de 15s mostrando un adecuado desempeño.

Se mostró que el comportamiento del controlador GPC MIMO es robusto frente a ruido de medición de tipo gaussiano con una magnitud de 0.0002 mostrando un adecuado comportamiento y seguimiento de la referencia.

Se realizó la comparación del controlador GPC MIMO con un controlador convencional de tipo PID, resultando en un comportamiento 62.5% más rápido para la variable flujo y un 10% más rápido para la variable conductividad. Además se observa que la señal de control de pH exhibe un sobrepico poco deseado de acuerdo a los criterios de control mencionados.

Se realizó la comparación del controlador GPC MIMO respecto de un controlador predictivo avanzado similar, el controlador DMC MIMO, que usa un modelo de tipo respuesta al escalón. La variable flujo exhibe un comportamiento similar en ambos controladores, con igual tiempo de establecimiento pero con un ligero incremento de la sumatoria de error absoluto para el controlador DMC. Respecto a la variable conductividad, se obtiene un comportamiento un 60% más lento cuando se usa el controlador DMC y gráficamente se observa un sobrepulso apreciable en la variable conductividad y en la señal de control pH.

4.5. Propuesta de implementación práctica del controlador diseñado

4.5.1. Descripción de la planta piloto de ósmosis inversa de la PUCP

La unidad de ósmosis inversa objeto de estudio constituye una planta piloto de laboratorio ubicada en el Laboratorio de Control Avanzado, del Departamento de Ingeniería de la Pontificia Universidad Católica del Perú. En la Figura 4.15 se muestra una imagen de la planta piloto de referencia y en la Figura 4.16 se exhibe un diagrama funcional de dicha planta.



Figura 4.15. Unidad de ósmosis inversa de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

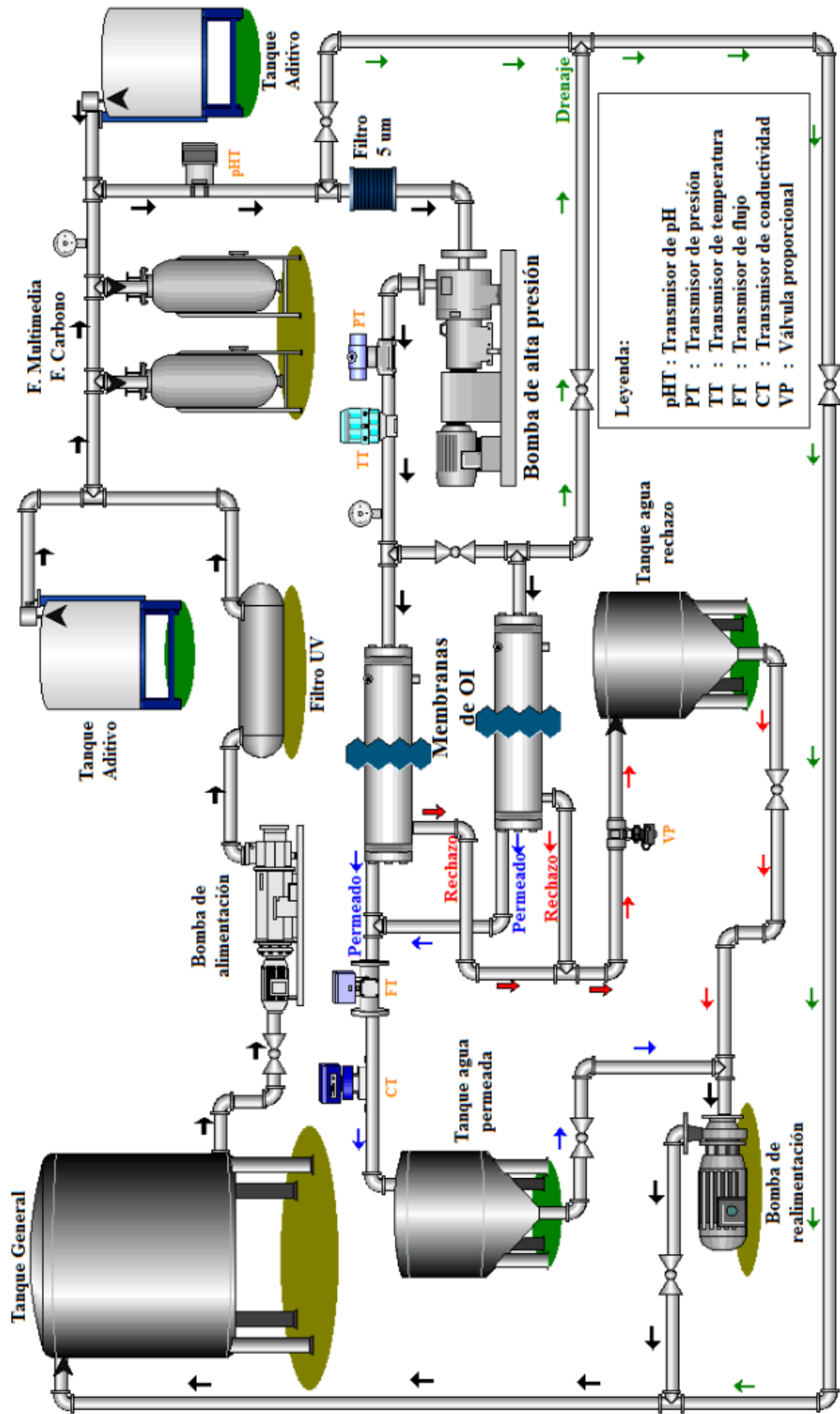


Figura 4.16. Diagrama funcional de la planta desalinizadora piloto de la Pontificia Universidad Católica del Perú.

A continuación se describen los elementos que conforman la planta, así como su funcionamiento:

1) Tanque de almacenamiento general de agua salina de capacidad aproximada de 1000 litros o 300 galones. La Figura 4.17 muestra el tanque de almacenamiento.

2) Bomba de alimentación utilizada para extraer el agua salina del tanque y llevarla hacia la etapa de pretratamiento de agua. Nótese que la etapa de pretratamiento sirve sólo para acondicionar el agua y liberarla de ciertos contaminantes que dañan irreversiblemente a las membranas. La bomba usada es una bomba centrífuga de marca EPLI y modelo 2GTP70/185D. El caudal máximo permitido es $Q_{MAX} = 100 \text{ l/min}$ con una altura máxima de 61 metros y 60 psi. Características eléctricas de la bomba: voltaje nominal de 220v a 60Hz, por tanto genera una potencia de 3HP a 2.2 kW. La Figura 4.18 muestra la bomba de alimentación.

3) Como primer elemento de la etapa de pretratamiento se tiene un filtro UV de marca Sterilight con modelo S12Q-PA/2.



Figura 4.17. Tanque de almacenamiento de agua salina.



Figura 4.18. Bomba de alimentación de agua salina.

El fin de usar un filtro UV es la reducción de bacteria, virus y protozoarios sin la adición de químicos dañinos al agua destinada para el consumo humano. Según estadísticas, este filtro es capaz de eliminar el 99.99% de los contaminantes biológicos del agua de alimentación. El filtro UV Sterilight tiene una longitud de 94 cm y funciona hasta un caudal máximo de 110 litros/min. Usa un voltaje nominal de 220v a 60 Hz. La Figura 4.19 muestra el filtro UV usado en la planta piloto.



Figura 4.19. Filtro UV Sterilight.

4) El segundo elemento del pretratamiento lo conforman los filtros multimedia y filtros de carbón, los cuales, como se estudió previamente, son los encargados de separar las partículas sólidas, coloides y otros incrustantes del agua tratada. La Figura 4.20 muestra los contenedores o vésels de la marca Canature de estos filtros.



Figura 4.20. Tanques contenedores de filtros multimedia y de carbón.

5) Como tercer componente se cuenta con un tanque y una bomba dosificadora de ácido que se encarga de proveer los químicos necesarios para variar el pH de la solución salina que ingresa a las membranas. La marca de este elemento es Acquatron y su modelo es F1-MA y entrega un caudal máximo de 1.5 l/h a una presión máxima de 12 bar. El pH del agua de entrada es una variable manipulada, es por ello que se considera una válvula solenoide proporcional para controlarla. La Figura 4.21, muestra el sistema tanque-bomba dosificadora.



Figura 4.21. Sistema dosificador de ácido.

6) El primer elemento del equipo de ósmosis inversa cuenta, por diseño del fabricante, con un filtro de $5\ \mu\text{m}$ como un método de prevención y limpieza para la bomba de alta presión y la membrana de ósmosis inversa. La Figura 4.22 muestra el filtro usado en esta etapa.



Figura 4.22. Filtro de 5 micras.

7) El flujo de agua pretratada ingresa a una bomba de alta presión de acero inoxidable marca Berkeley con modelo MGPS10G. Esta bomba lleva el flujo de agua a una presión máxima de 315 psi. Se puede manipular la presión de esta bomba por medio de un variador de velocidad. La Figura 4.23 muestra la bomba de alta presión del sistema de ósmosis inversa.



Figura 4.23. Bomba de alta presión para ósmosis inversa.

8) A continuación el flujo ingresa a los contenedores de las membranas de marca Koch. Las dos membranas de ósmosis inversa que se disponen son de poliamida y tienen la estructura de tipo espiral. Estas membranas operan en el rango de 150 a 250 psi con una presión máxima de hasta 600 psi. Es importante destacar que, como es una planta piloto, estas membranas están diseñadas para la desalinización de agua salina más no de agua de mar. Las membranas están protegidas por los contenedores de marca Hydronix que se pueden ver en la Figura 4.24.



Figura 4.24. Contenedores de membranas para ósmosis inversa.

9) Posterior al proceso de ósmosis inversa, se tienen dos tanques que almacenan el permeado del proceso y el agua de deshecho o salmuera respectivamente. Las tuberías que desplazan el agua de salmuera cuentan con una válvula proporcional, es decir, hay varias opciones de control del proceso. Asimismo se cuenta con una bomba de realimentación encargada de extraer el agua de ambos tanques y llevarla al tanque general donde se mezclan, completando de esta manera un circuito cerrado. La Figura 4.25 muestra los tanques de almacenamiento final y la bomba de realimentación.



Figura 4.25. Tanques de almacenamiento y bomba de realimentación.

10) Respecto a los instrumentos y válvulas de control que se dispone, se tienen manómetros, sensores-trasmisores de pH, de temperatura, de presión, de flujo y de conductividad de la marca Rosemount. La figura 4.26 muestra algunos de estos elementos de instrumentación.



Figura 4.26. Elementos de instrumentación del bastidor de ósmosis inversa.

4.5.2. Propuesta de implementación práctica

La propuesta de implementación práctica del controlador GPC diseñado se basa en un controlador lógico programable perteneciente a la familia de PLC Allen Bradley de la marca Rockwell Automation, en el cual se programan los algoritmos del GPC desarrollados.

Además se propone utilizar una computadora (PC) para la visualización del entorno gráfico diseñado (SCADA) en el PLC.

El PLC envía las señales de control a los actuadores: para el caso del ajuste del pH (dosificación de ácido) se utiliza una válvula proporcional y para el ajuste de presión se utiliza el motor de la bomba de alta presión.

Las señales medidas de flujo y conductividad son leídas por medio de sensores/transmisores y transmitidas al PLC. De forma similar ocurre con las señales de medida de presión y pH que son leídas mediante los sensores/transmisores y transmitidas al PLC. En la Figura 4.27 se muestra el diagrama funcional del sistema de control propuesto.

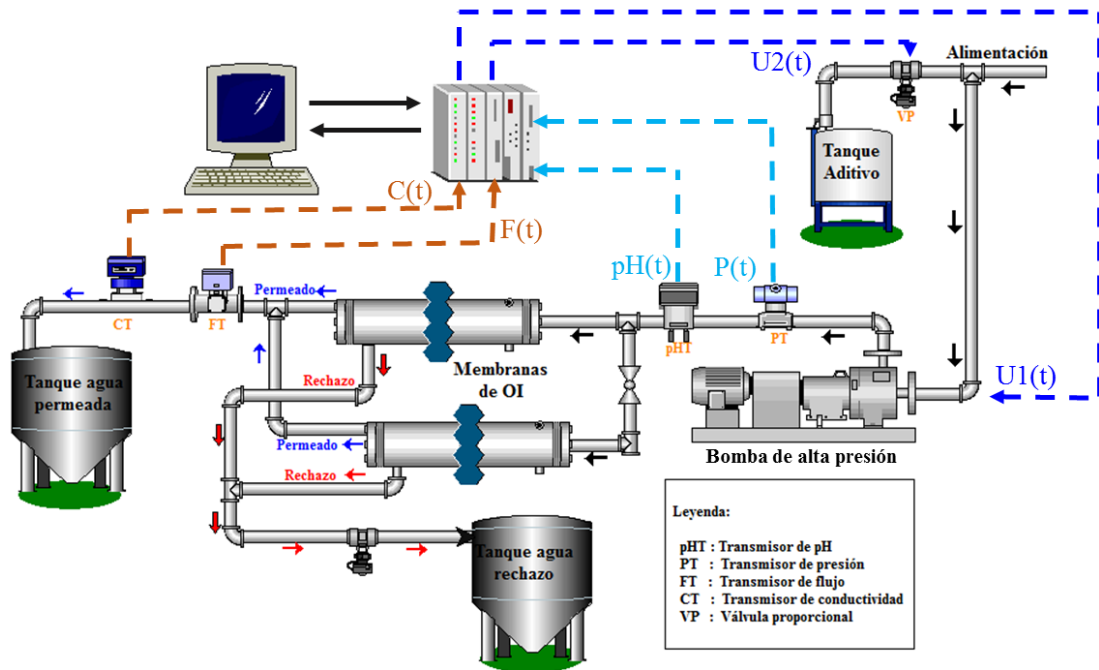


Figura 4.27. Diagrama funcional del sistema de control propuesto.

El PLC a utilizar es el CompactLogix y permite la facilidad de ser programado en 3 de los 5 lenguajes que establece el estándar de programación IEC 1131.3. Los lenguajes permitidos son: diagrama de tipo escalera, diagrama de función de bloques y texto estructurado.

El diseño del sistema de control en su totalidad fue elaborado con el software Rslogix5000 y en texto estructurado. La estructura completa del programa se muestra en la Figura 4.27.

El control predictivo generalizado está programado en una tarea llamada Controlador, la cual tiene la prioridad más alta de ejecución con un tiempo periódico de 3000 ms (según el criterio de diseño mencionado en el Capítulo 3) y contiene las siguientes rutinas:

- Main (Texto estructurado): es la rutina principal con el propósito de controlar la ejecución del programa y llamar a las subrutinas cuando sea necesario. Contiene la declaración de algunas variables como los parámetros de control. Aquí también se calcula la señal de control haciendo uso de los resultados de las demás subrutinas.
- Init_Rout (texto estructurado): esta rutina se encarga de declarar e inicializar las variables necesarias para la ejecución del programa. Contiene la declaración de la ganancia y las matrices que forman parte de la dinámica y el modelo del sistema. Otras variables auxiliares usadas se inicializan en cero. Esta rutina solo se ejecuta durante la primera ejecución de la tarea por medio de la bandera (flag) *First Scan*.
- Ref_Traj (texto estructurado): esta rutina se encarga de calcular la trayectoria de referencia según el horizonte de predicción. En la rutina principal se le llama por medio de un bucle

FOR. Los parámetros de entrada son la variable alfa, la trayectoria anterior y la referencia del sistema.

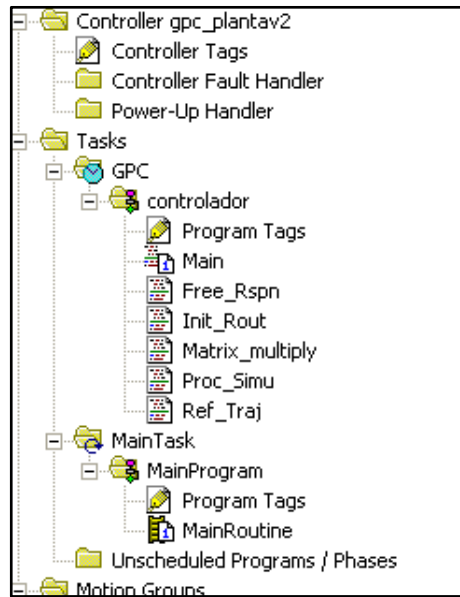


Figura 4.28. Estructura del programa del PLC en RSLOGIX5000.

- Free_Rspn (texto estructurado): esta rutina se encarga de calcular la respuesta libre del sistema haciendo uso del modelo del sistema previamente declarado. Es llamado en la rutina principal. Usa otra subrutina que se encarga de la multiplicación de matrices.

- Matrix_Multiply (texto estructurado): esta rutina se encarga de la multiplicación de matrices, para ello sus parámetros de entrada son las matrices a multiplicar y sus dimensiones. Es llamada eventualmente por otras subrutinas.

- Proc_Simu (texto estructurado): esta rutina está diseñada solo para efectos de simulación y contiene las funciones de transferencia de la unidad de ósmosis inversa, discretizadas oportunamente según los criterios de diseño desarrollados en el capítulo anterior.

Al implementar este programa por medio del software de emulación RsLogixEmulate5000 con los parámetros de la Tabla 4.2 y según el procedimiento descrito en la sección 3.3.3, se obtienen los siguientes resultados en la Figura 4.29 que concuerdan con los obtenidos de la simulación en Matlab (véase Figura 4.1).

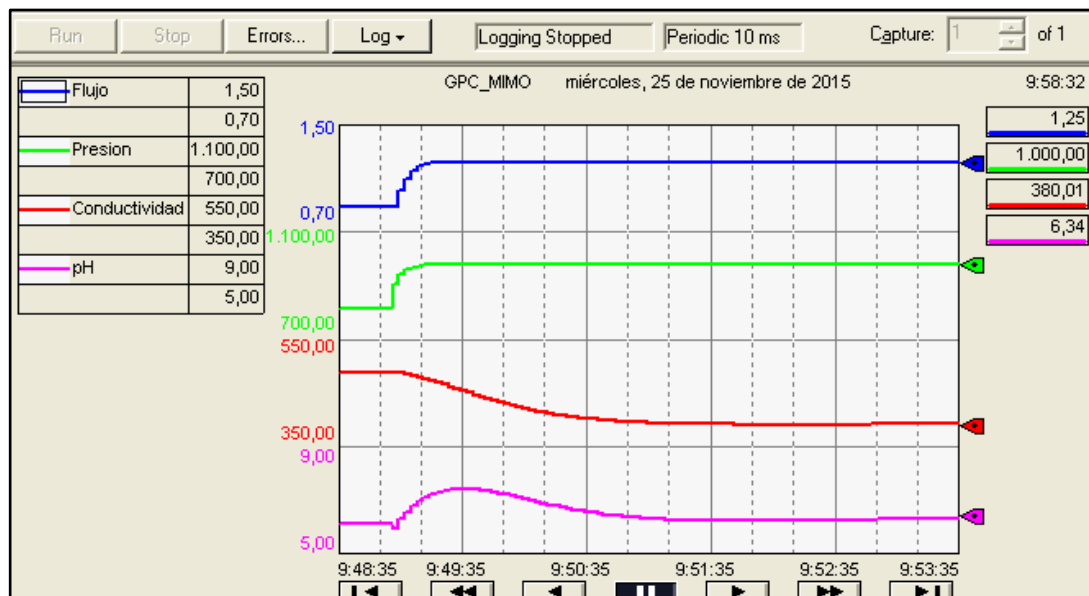


Figura 4.29. Resultados de programación del controlador GPC en el PLC.

El diseño del SCADA se basa en el software de Rockwell Automation “FactoryTalk View Studio”. Este software permite la conexión con RsLogix de una manera sencilla. Se implementaron los gráficos representativos de la planta y se vincularon con los alias (Tags) empleados en la programación del controlador. En la Figura 4.30 se muestra el SCADA diseñado en ejecución de la planta piloto y en la Figura 4.31 se exhiben los trends de cada variable vinculada en el SCADA.

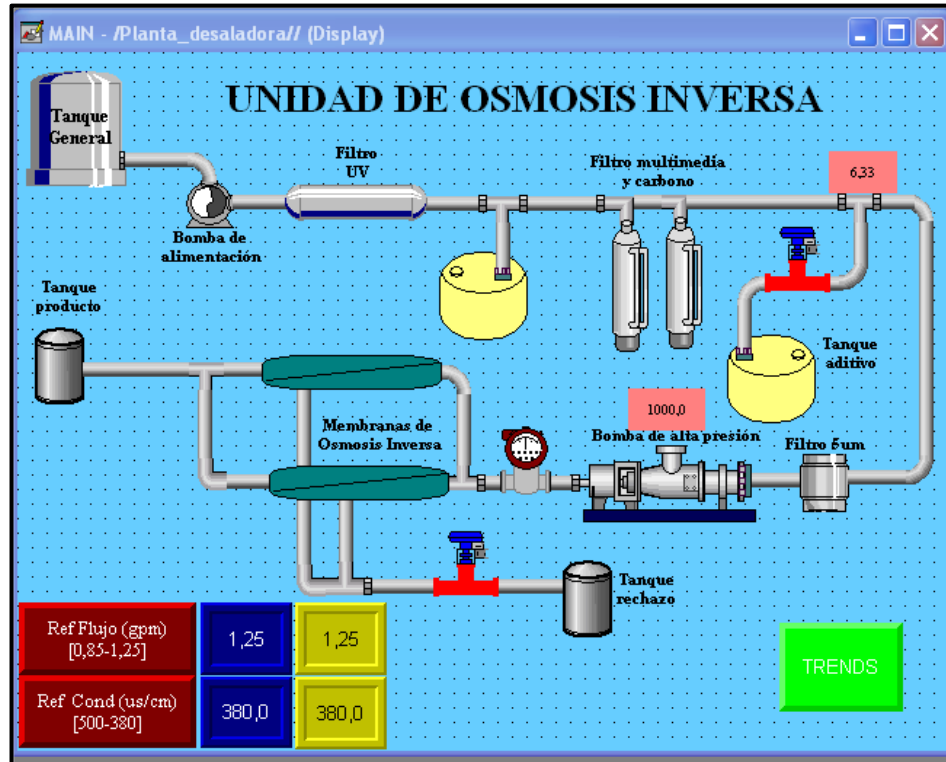


Figura 4.30. SCADA del sistema en el software FactoryTalk View Studio del PLC.

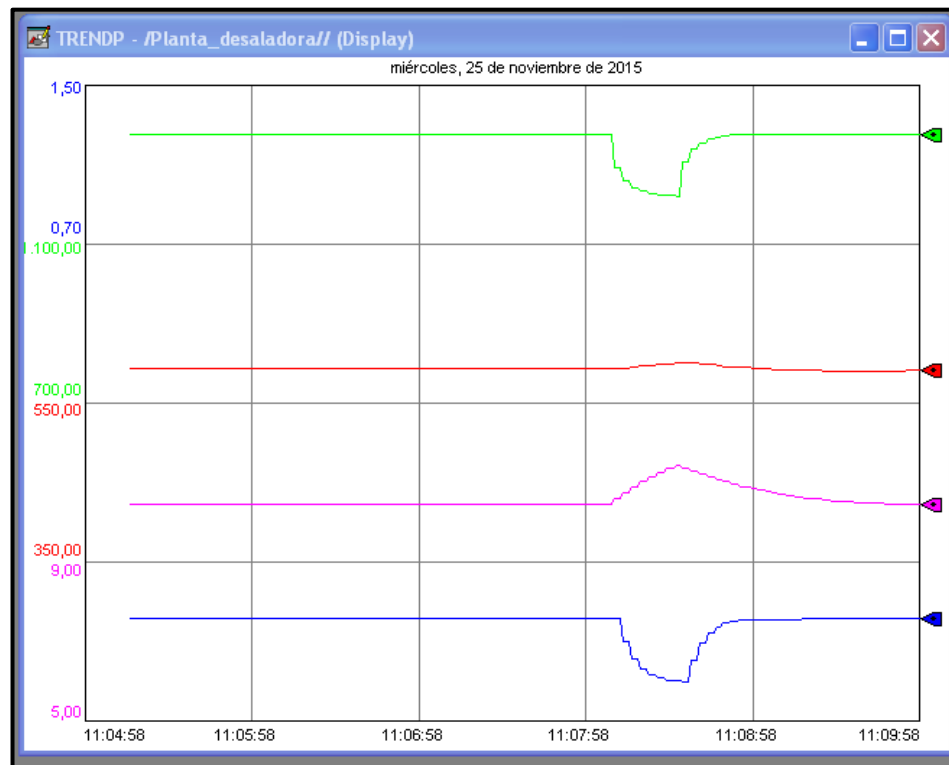


Figura 4.31. Trends resultantes del software SCADA.

4.6. Conclusiones parciales

- Se definieron los índices de desempeño más relevantes a utilizar en este trabajo para cuantificar el desempeño del controlador GPC MIMO diseñado en comparación con diferentes escenarios de operación y con otras estrategias de control como el tradicional y el control predictivo DMC.
- Se realizaron diferentes pruebas para evaluar la robustez del controlador GPC diseñado. Se demostró que el controlador GPC diseñado se comporta de forma robusta frente a perturbaciones aditivas y ruidos de medición en instrumentos.
- Se realizaron evaluaciones comparativas del desempeño de controlador GPC diseñado en comparación con los controladores DMC y PID (desacoplado). Los resultados mostraron un mejor desempeño del controlador GPC en relación a: seguimiento de referencia, tiempo de establecimiento y esfuerzo en el control.
- Durante los experimentos y evaluaciones comparativas se comprobó que las señales de control de los controladores son físicamente realizables, y no presentando variaciones abruptas, ni fuera de rango.
- Se realizó el análisis de resultados de los diferentes escenarios de operación de los controladores GPC MIMO y que expresan de forma cuantitativa las ventajas de este tipo de controlador.
- Se realizó una propuesta de implementación práctica del controlador GPC diseñado, la cual incluye la programación en un controlador que permite texto estructurado como es el CompactLogix y que se encuentra en concordancia con el estándar de programación IEC 1131.3. El software FactoryTalk View de Allen Bradley fue utilizado como SCADA en la propuesta de implementación del controlador. Se comprobó la comunicación entre el SCADA y el controlador implementado en RsLogix a nivel de simulaciones.

CONCLUSIONES GENERALES

- Se realizó un estudio del estado del arte de los principales sistemas de control de bastidores de ósmosis inversa en plantas desalinizadoras de agua de mar. Asimismo se realizó un estudio de las etapas que conforman el proceso de obtención de agua desalinizada en una planta desalinizadora por ósmosis inversa. Estos estudios permitieron identificar las técnicas de control más usadas en los últimos años, así como identificar las variables críticas de estos sistemas como paso previo a la identificación de un modelo apropiado del proceso.
- Mediante la aplicación de las herramientas de identificación de sistemas se obtuvo un modelo matemático multivariable de un bastidor de ósmosis inversa. El modelo obtenido presenta un elevado grado de adecuación, convirtiéndolo en apto para ser usado en el diseño de controladores avanzados como el controlador predictivo generalizado (GPC).
- Se diseñó un controlador GPC SISO para el control de las variables críticas identificadas previamente. Los resultados de simulación del sistema de control de la planta objeto de estudio con el controlador diseñado mostraron que el mismo posibilita cumplir con las especificaciones temporales establecidas, demostrando de esta manera, su efectividad. Se diseñó un controlador GPC MIMO para el control de las variables críticas de la planta objeto de estudio. Los resultados de simulación del sistema de control con el controlador GPC MIMO mostraron un alto nivel de efectividad y mejores resultados que cuando se aplica el GPC SISO. Para el caso de la variable flujo, se obtuvo un porcentaje de aproximadamente 67% y para la variable conductividad, de aproximadamente 50% mayor velocidad con el controlador GPC MIMO respecto de la respuesta temporal obtenida con el controlador GPC SISO. Esto último es debido a que el controlador GPC MIMO es capaz de capturar el comportamiento multivariable del proceso, lo que no sucede al operar con controladores GPC SISO.
- Se realizó un estudio breve sobre los principales criterios o índices de evaluación de los controladores avanzados. Este estudio permitió conocer e identificar la mejor manera de cuantificar la robustez del controlador GPC MIMO diseñado frente a otras estrategias de control como el control tradicional o el control avanzado predictivo de matriz dinámica (DMC).
- Con el objeto de realizar una correcta evaluación de la efectividad del controlador GPC MIMO desarrollado, se diseñó un controlador de matriz dinámica (DMC). Los resultados comparativos de evaluación de las respuestas temporales del sistema de control de la planta objeto de estudio con ambos controladores mostraron que, pese a requerir mayor carga computacional, el controlador GPC exhibe una mayor efectividad en el seguimiento de las referencias y un menor esfuerzo en el control que el DMC. El comportamiento temporal para la variable flujo muestra similar velocidad de respuesta y tiempo de establecimiento mientras que para la variable conductividad hubo una mejora del tiempo de establecimiento de 35% del GPC frente al DMC.
- Se desarrolló una propuesta de implementación práctica del controlador GPC MIMO diseñado para el control de un bastidor de ósmosis inversa. Esta propuesta se basa en el uso de un controlador lógico programables (PLC) Allen Bradley y en el software TalkView Studio como herramienta visual (SCADA). Además se realizaron simulaciones a nivel de PLC con el software RsLogix 5000, con lo cual se demostró la factibilidad y facilidad de implementación del controlador GPC en un PLC para la industria.

RECOMENDACIONES

Se recomienda para un futuro trabajo de implementación del sistema de control basado en GPC para una planta piloto de ósmosis inversa, incluir un variador de frecuencia que servirá para recibir la señal proveniente del sistema de control y variar la velocidad del motor de la bomba de alta presión y por consiguiente manipular la presión a la entrada de los bastidores.

El presente controlador GPC puede ser utilizado en sistemas donde se conoce previamente la trayectoria de referencia a lo largo de un determinado horizonte de tiempo. El comportamiento del controlador para este escenario puede ser estudiado a profundidad en un trabajo futuro.

Para un futuro trabajo, se recomienda investigar la posibilidad de implementar un identificador recursivo online para trabajar con un controlador GPC adaptativo.

BIBLIOGRAFÍA

- Abbas A. (2006). Model predictive control of a reverse osmosis desalination unit. *Desalination* 194, 268-280.
- Aboabboud M., Elmasallati S. (2007). Potable water production from seawater by the reverse osmosis technique in Libya. *Desalination*, Volume 203, Issues 1–3, 119-133.
- Agama Moreno J., and Rivas-Perez R. (2011). Smith predictor based on fuzzy logic controller for control of complex industrial plants. *Electro-Electrónica*, 35(1), 3-16.
- Alatiqi, I.M., Ettouney H., and El-Dessouky H. (1999) Process control in water desalination industry: an overview. *Desalination*, 126(1-3), 15-32.
- Alatiqi, I.M., Ghabris, A.H., and Ebrahim, S. (1989). System identification and control of reverse osmosis desalination. *Desalination*, 75, 119-140.
- Al-haj Ali M., Ajbar A., Ali E., Alhumaizi K. (2010). Robust model-based control of a tubular reverse-osmosis desalination unit. *Desalination*, Volume 255, 129-136.
- Arana, V. (2011). Informe Perú: Vulnerabilidad de las ciudades frente al cambio climático en agua potable y saneamiento (p. 80). Lima: Sociedad de Urbanistas del Perú.
- Assef J.Z., Watters J.C, Deshpande P.B., and Alatiqi I.M. (1997). Advanced control of a reverse osmosis desalination unit. *Journal of Process Control*, 7, 283-289.
- Awwad J.D., and Al-Nimr M.A. (2003). A reverse osmosis desalination unit. *Desalination*, 153, 265-272.
- Bartman A., McFall C., Christofides P., Cohen Y. (2009). Model Predictive Control of Feed Flow Reversal in a Reverse Osmosis Desalination Process. *Journal of Process Control*, 19, 433–442.
- Benítez González I.O., Rivas-Perez R., Feliu Batlle V., and Castillo García F. (2009). Predictor de Smith modificado mediante un modelo interno robusto a perturbaciones externas no medibles. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 30(3), 48-54.
- Benitez I.O., Rivas R., Feliu V., and Castillo F.J. (2015). Temperature control based on a modified Smith predictor for injectable drug formulations. *IEEE Latin America Transactions*, 13(4), 1041-1047.
- Birnhack L., Voutchkov N., and Lahav O. (2011). Fundamental Chemistry and Engineering Aspects of Post-Treatment Processes for Desalinated Water: A Review. *Desalination*, 273: 6–22.
- Burden A.C., Deshpande P.B., Watters J. C. (2001). Advanced Control of a B-9 Bermasep permeator desalination pilot plant. *Desalination* 133, 271-283.
- Busch, M., Chu R., and Rosenberg S. (2009). Novel Trends in Dual Membrane Systems for Seawater Desalination: Minimum Primary Pretreatment and Low Environmental Impact Treatment Schemes. IDA World Congress, Atlantis, the Palm-Dubai, United Arab Emirates, November 7–12.
- Calderon Valdez S.N., Rivas-Perez R., Ruiz Torija M.A., Feliu-Batlle V. (2009). Fractional PI controller design with optimized robustness to time delay changes in main irrigation canals. 14th IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA'2009, 1411-1417.
- Calderon-Valdez S.N., Feliu-Batlle V., and Rivas-Perez R. (2015). Fractional-order mathematical model of an irrigation main canal pool. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 13(3), e0212.
- Camacho E. F., Bordons C. (2002). *Model Predictive Control*, Springer-Verlag, New York.

- Castillo Garcia F., Rivas-Perez R., Feliu Batlle V. (2008). Fractional I α controller combined with a Smith predictor for effective water distribution in a main irrigation canal pool. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 17(Part 1), 14558-14563.
- Castillo-Garcia F.J., Feliu-Batlle V., Rivas-Perez R., and Sanchez-Rodriguez L. (2011). Time domain tuning of a fractional order PI α controller combined with a Smith predictor for automation of water distribution in irrigation main channel pools. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 18(Part 1), 15049-15054.
- Castillo-Garcia F.J., Feliu-Batlle V., and Rivas-Perez R. (2013a). Frequency specification regions of fractional order PI controller for first order plus time delay processes. Journal of Process Control, 23(4), 598-612.
- Castillo-Garcia F.J., Feliu-Batlle V., and Rivas-Perez R. (2013b). Time domain tuning of fractional order controllers combined with a Smith predictor for automation of water distribution in irrigation main channel pools. Asian Journal of Control, 15(3), 819-833.
- Cipollina A. (2009). Seawater desalination: Conventional and renewable energy processes. Heidelberg, Springer.
- Clarke D.W., Mohtadi C., and Tuffs P.S. (1987). Generalized Predictive Control Part I. The Basic Algorithm. Automatica, 23(2), 137-148.
- Clarke R. (1993). Water: The International Crisis. Cambridge, Mass. MIT Press.
- Cotruvo, J. (2010). Desalination technology: Health and environmental impacts. Boca Raton: CRC Press/Taylor & Francis.
- Cuenca-Tinitana J., Rivas-Perez R. (2012). Desarrollo de un sistema de control predictivo para la distribución de agua en un tramo de un canal principal de riego. Revista Estudios Universitarios Universidad Nacional de Loja, 119-130.
- Cueto Medina W., and Rivas-Perez R. (2003). Control system based on programmable logic controllers of Troncoso water distribution network. Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones, 24(2), 6-14.
- De Prada Moraga C., Baeyens Lazaro E., and Rivas-Perez R. (2009). Introduction to the special section of the modelling, control and optimization of the sugar industry. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, 6(3), 5-9.
- Dehwah A., Li S., Al-Masharawi S., Winters H., Missimer T. (2015). Changes in feedwater organic matter concentrations based on intake type and pretreatment processes at SWRO facilities, Red Sea, Saudi Arabi. Desalination, 360, 19-27.
- Dessouky, H., & Ettouney, H. (2002). Fundamentals of salt water desalination. Amsterdam: Elsevier.
- El Malki S., El Habbani R., Tahaikt, M.Zeraouli M. and Elmidaoui A. (2007). The desalination of salt water destined for irrigation by electrodialysis and its effects on the germination, growth and seed yield of wheat (Triticum durum Desf. Var. Karim). African Journal of Agricultural Research Vol.2. 041-046.
- El-Manharawy, S., Hafez A. (2001). Molar Ratios as a Useful Tool for Prediction of Scaling Potential inside RO Systems. Desalination, 136: 243-254.
- Feliu Batlle V., Rivas P.R., and Castillo F. (2005). Fractional robust control to delay changes in main irrigation canals. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 16(Part 1), 28-33.
- Feliu Batlle V., Rivas-Perez R., Gorostiaga Canepa L., and Sanchez Rodriguez L. (2003). Fractional control for open irrigation canal. Proceedings of VI Inter-Regional Conference on Environment-Water. Land and Water Use Planning and Management - Envirowater 2003. Albacete, Spain.

- Feliu Batlle V., Rivas-Perez R., Sanchez Rodriguez L., Castillo Garcia F., and Linarez Saez A. (2008). Robust fractional order PI controller for a main irrigation canal pool. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 17(Part 1), 15535-15540.
- Feliu-Batlle V., Rivas-Perez R., and Castillo-Garcia F.J. (2013). Simple fractional order controller combined with a Smith predictor for temperature control in a steel slab reheating furnace. *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 11(3), 533-544.
- Feliu-Batlle V., Rivas-Perez R., Castillo-Garcia F.J. (2014b). Robust fractional-order temperature control of a steel slab reheating furnace with large time delay uncertainty. *IEEE Proceedings of International Conference on "Fractional Differentiation and its Applications, ICFDA '14*. Catania, Italy.
- Feliu-Batlle V., Rivas-Perez R., Castillo-Garcia F.J., Rodríguez Martínez C.A. (2014a). A robust fractional order controller for an EAF electrode position system. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 19(Part 1), 10670-10675.
- Feliu-Batlle V., Rivas-Perez R., Castillo-Garcia F.J., Sanchez-Rodriguez L., and Linares Saez A. (2011). Robust fractional order controller for irrigation main canal pools with time-varying dynamical parameters. *Computers and Electronics in Agriculture*, 76(2), 205-217.
- Gambier A. (2011). Control of a Reverse Osmosis Plant by Using a Robust PID Design Based on Multi-objective Optimization. *European Control Conference*. Orlando, FL, USA.
- Gambier A., Miksch T., Badreddin E. (2009). A Reverse Osmosis Laboratory Plant for Experimenting with Fault-Tolerant Control. *American Control Conference*. St. Louis, MO, USA.
- Gambier A., Wellenreuther A., and Badreddin E. (2006). Optimal control of a reverse osmosis desalination plant using multi-objective optimization. *International Conference on Control Applications*. Munich, Germany.
- García-Rodríguez, L., Romero-Tertero, V., & Gómez-Camacho, C. (2001). Economic analysis of wind-powered desalination. *Desalination*, 137(1-3), 259-265.
- Gleick P.H. (1993). *Water in Crisis: A Guide to the World's Fresh Water Resources*. Oxford University Press, New York.
- Guille D. (2003). Seawater intakes for desalination plants. *Desalination* 156, 249-256.
- Harrak N. (2013). Performances Analysis of the Reverse Osmosis Desalination Plant of Brackish Water Used for Irrigation: Case Study. *American Journal of Applied Chemistry*, 43-48.
- Hernandez-Lopez Y., Rivas-Perez R., and Lorenzo Galván G. (2015). Robust proportional integral control of water level in an irrigation main canal. *Revista Cubana de Ingeniería*, 6(2), 25-34.
- Kalogirou S. (2005). Seawater desalination using renewable energy sources, *Progress in Energy and Combustion Science*, 31(3), 242-281.
- Kao T.G., Nguen M., and Rivas-Perez R. (1989). Adaptive control of a time-delay plant using a searchless model-reference self-tuning system. *Automation and Remote Control*, 49(12, part. 2), 1620-1627.
- Karavelas A. J., Kostoglou M., Koutsou C. P. (2015). Modeling of spiral wound membrane desalination modules and plants – review and research priorities. *Desalination* 356, 165-168.
- Kawamura, S. (2000). *Integrated Design and Operation of Water Treatment Facilities*, 2nd ed., John Wiley & Sons, New York.
- Kim G., Park J., Kim J., Lee H., Heo H. (2009). PID Control of a reverse osmosis desalination plant using Immune-Genetic Algorithm. *International Joint Conference 2009*. Fukuoka, Japan.

- Kovalenko P.I., and Rivas-Perez R. (1985). Improvements of rice irrigation systems in Cuba. *Hydraulic Engineering and Land Reclamation*, 12, 57-58.
- Kovalenko P.I., Matzeliuk E.M., and Rivas-Perez R. (1990). Adaptive control of water distribution in main irrigation canals with variable time delay. *Scientific Researches in Hydrotechnique and Land Reclamation*, 32-40.
- Kovalenko P.I., Pichuguin E.D., and Rivas-Perez R. (1989). Compensation of nonlinear characteristics with dead-zone in water distribution control systems. *Construction and Exploitation of Land Reclamation Systems*, 37-49.
- Kovalenko P.I., Rivas-Perez R., Pichuguin E.D., and Cao T.G. (1984). Modeling the dynamic characteristics of an irrigation main canal for control. *Control, Cibernética y Automatización*, 18(3), 46-50.
- Lashkaripour G.R., Zivdar M. (2005). Desalination of brackish groundwater in Zahedan city in Iran, *Desalination* 177, 1-3
- Lee Y. G., Lee Y. S., Jeon J. J., Lee S., Yang D. R., Kim S., Kim J. H. (2009). Artificial neural network model for optimizing operation of a seawater reverse osmosis desalination plant. *Desalination* 247, 180-189.
- Li M. (2011). Reducing specific energy consumption in reverse osmosis water desalination: an analysis from first principles. *Desalination* 276, 128-135.
- Linares A., Rivas-Perez R., and Feliu V. (2008). New advanced management and control strategies applied to hydraulic Infrastructures for water transport and distribution. *Abengoa*, No December, 41-42.
- Liu T., Gao F. (2012). *Industrial process identification and control design*. New York. Springer.
- Ljung L. (2008). Perspectives on system identification. In Plenary talk at the proceedings of the 17th IFAC World Congress, Seoul, South Korea.
- Ljung L. (2015). *System identification toolbox. Getting started guide*. The Mathworks Inc.
- MacFall C.W., Bartman A., Christofides P., and Cohen Y. (2008). Control of a reverse osmosis desalination process at high recovery. *American Control Conference*. Washington, USA.
- Mikles J., Fikar M. (2007). *Process modeling, identification and control*. Bratislava. Springer.
- Mindler, A.B., and Epstein A.C. (1986). Measurements and control in reverse osmosis desalination. *Desalination*, 59, 343-379.
- Moncada-Valerio J. (2012). *Desarrollo de un sistema de control predictivo de un bastidor de osmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar*. Tesis de Maestría. PUCP, Lima, Perú.
- Moncada-Valerio J., Rivas-Perez R., and Sotomayor Moriano J. (2012). Control predictivo multivariable de un bastidor de ósmosis inversa de una planta desalinizadora de agua de mar. *Memorias del XV Congreso Latinoamericano de Control Automático "CLCA12"*. Lima, Perú.
- Pedregal D.J., Rivas-Perez R., Feliu V., Sanchez L., and Linares A. (2009). A non-linear forecasting system for the Ebro River at Zaragoza, Spain. *Environmental Modelling & Software*, 24(4), 502-509.
- Perez Zuñiga C.G., Rivas-Perez R., and Sotomayor Moriano J. (2009). Control predictivo generalizado de la temperatura de laminación de un horno siderúrgico. *Electro-Electrónica*, 32(1), 46-54.

- Perez Zuñiga C.G., Rivas-Perez R., and Sotomayor Moriano J. (2010). Generalized predictive control of lamination temperature in a steel slab furnace. Proceedings of Second International Congress on Automation in the Mining Industry. Santiago, Chile.
- Peters T., Pinto D. (2008). Seawater intake and pre-treatment/brine discharge – environmental issues. *Desalination* 221, 576-584.
- Poullikas, A. (2001). Optimization algorithm for reverse osmosis desalination economics. *Desalination* 133, 75-81.
- Pratap, R. (2013). Water Desalination. The Role of RO and MSF. *IOSR Journal Of Environmental Science, Toxicology And Food Technology*, 6(2), 61-65.
- Prett, D.M., García C.E., and Ramaker B.L. (1990). The Second Shell Process Control Workshop, Butterworths.
- Prihasto N., Liu Q., Kim S. (2009). Pre-treatment strategies for seawater desalination by reverse osmosis system. *Desalination* 249, 308-316.
- Ramillo L., Gómez de Soler S., and Coppari, N. (2003). Tecnologías de Proceso para Desalinización de Aguas. Comisión Nacional de Energía Atómica (CNEA), Buenos Aires, 22-27.
- Rivas Perez R. (1988). Automated system of water distribution in irrigation main canals. *Land Reclamation and Hydraulic Resources Management*, 8, 40-42.
- Rivas-Perez R, and Pichuguin E.D. (1989). Synthesis of adaptive control systems of water distribution in main irrigation canals. *Land Reclamation and Water Management*, 70, 66-70.
- Rivas-Perez R. (1984). Technological process control in main canals of irrigation systems, with application to irrigation systems of Cuba. Ph.D thesis, Institute of Hydraulic Engineering and Land Reclamation of Ukrainian Academy of Agrarian Sciences (UkrNIIGIM), Kiev, Ukraine.
- Rivas-Perez R. (1987). Water problems in the Republic of Cuba. *Hydraulic Engineering and Land Reclamation*, 7, 69-71.
- Rivas-Perez R. (1988). Digital control of water levels in main irrigation canals. *Land Reclamation and Water Management*, 68, 85-88.
- Rivas-Perez R. (1990). Automatic control of water distribution in irrigation systems. D.Sc thesis, All Russia Research Institute of Hydraulic Engineering and Land Reclamation A.N. Kostyakov (NIIG&M), Moscow, Russia.
- Rivas-Perez R. (1991). Cascade control of water distribution in rice plane terraces of Krasnodar class and Kuban variant. *Land Reclamation and Water Management*, 75, 72-76.
- Rivas-Perez R. (2011). Generadores de vapor de bagazo y su control. Libro blanco del control automático en la industria de la caña de azúcar. Programa CYTED Red de Automatización y Control de la Industria de Transformación de la Caña de Azúcar, 195-230, España.
- Rivas-Perez R., Aref Ghraizi R., Peran Gonzalez J.R., and Cesar Sanchez E. (2000). Industrial boilers. Integral automatic control system. *Automática e Instrumentación* 308, 79-84.
- Rivas-Perez R., Beauchamb G., Saliceti Piazza L., and Cesar Sanchez E. (1998). Automatic control system of steam generator. Proceedings of XVIII Interamerican Congress of Chemical Engineering, IACChE '98 (Mayaguez, December 6-10), Puerto Rico
- Rivas-Perez R., Cao T.G., Franco Parellada C., and Prokofiev V.E. (1987). Sistema de control automático de objetivos con retardo de tiempo. *Control, Cibernética y Automatización*, 20(1), 24-26.

- Rivas-Perez R., Castillo-Garcia F.J., Sotomayor Moriano J., and Feliu-Batlle V. (2014e). Design of a fractional order PI controller for steam pressure in the steam drum of a bagasse fired boiler. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 19(PART 1), 1337-1342.
- Rivas-Perez R., Castillo-Garcia F.J., Sotomayor-Moriano J., and Feliu-Batlle V. (2014c). Control robusto de orden fraccionario de la presión del vapor en el domo superior de una caldera bagacera. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 11(1), 20-31.
- Rivas-Perez R., Feliu Batlle V., Castillo Garcia F., and Linares Saez A. (2008). System identification for control of a main irrigation canal pool. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 17(Part 1), 9649-9654.
- Rivas-Perez R., Feliu-Batlle V., Castillo-Garcia F.J., and Linares-Saez A. (2014a). Mathematical model for robust control of an irrigation main canal pool. *Environmental Modelling & Software*, 51(1), 207-220.
- Rivas-Perez R., Feliu-Batlle V., Castillo-Garcia F.J., Sanchez-Rodriguez L., and Linares Saez A. (2014b). Robust fractional order controller implemented in the first pool of the Imperial de Aragon main canal. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 5(1), 23-42.
- Rivas-Perez R., Feliu-Batlle V., Castillo-Garcia F.J., Sanchez-Rodriguez L., and Linares-Saez A. (2011). Control oriented model of a complex irrigation main canal pool. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 18(Part 1), 2919-2924.
- Rivas-Perez R., Feliu-Batlle V., Sanchez Rodriguez L., Pedregal Tercero D.J., Linares Saez A., Aguilar Mariñosa J.V., and Langarita Garcia P. (2008). Identification of the first pool of the Imperial de Aragon main irrigation canal. *Hydraulic Engineering in Mexico*, 23(1), 71-87.
- Rivas-Perez R., Herranz J., Llanes O., and Cartaya L. (1994). Modelo matemático dinámico de generadores de vapor. *Revista de Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 15(3), 45-54.
- Rivas-Perez R., Peran Gonzalez J.R., Pineda Reyes B., and Perez Pereira S. (2003). Distributed control under centralized intelligent supervision in the Güira de Melena irrigation system. *Hydraulic Engineering in Mexico*, 18(2), 53-68.
- Rivas-Perez R., Prada Moraga C., Peran Gonzalez J.R., and Kovalenko P.I. (2002). Robust adaptive predictive control of water distribution in irrigation canals. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 15(Part 1), 97-102.
- Rivas-Perez, R., and Sotomayor-Moriano, J. (2014d). Control predictivo generalizado de las variables críticas de una unidad de ósmosis inversa. *Memorias del XVI Congreso Latinoamericano de Control Automático, CLCA 2014*, 642-647. Cancún, México.
- Riverol, C., and V. Pilipovik. (2004) Mathematical modeling of perfect decoupled control system and its application: A reverse osmosis desalination industrial-scale unit. *Journal of Automated Methods & Management in Chemistry* no.2, 50-54
- Robertson, M.W., J. C. Watters, P. B. Desphande, J. Z. Assef, and I.M. Alatiqi (1996). Model based control for reverse osmosis desalination processes. *Desalination*, 104, 59-68.
- Rodríguez Vásquez J.R., and Rivas-Perez R. (2011). Desarrollo de un sistema de control avanzado de la presión del vapor en una caldera de tubos de fuego. Editorial PUCP.
- Rodríguez Vásquez J.R., Rivas-Perez R., and Sotomayor Moriano J. (2008a). Advanced control of a fire-tube boiler. *Electro-Electrónica*, 29(1), 5-10.
- Rodriguez Vazquez R., Rivas P.R., and Sotomayor Moriano J. (2007). System identification of the steam pressure variation process inside a fire-tube boiler. *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 8(Part 1), 232-237.

Rodriguez Vazquez R., Rivas-Perez R., Sotomayor Moriano J., and Peran Gonzalez J. (2008b). Advanced control system of the steam pressure in a fire-tube boiler. IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline), 17(Part 1), 11028-11033.

Salcedo Hernández J., and Rivas-Perez R. (2010). Model based predictive control of temperature in a cement rotatory kiln. *Electro-Electrónica*, 34(2), 52-60.

Sanchez Rodriguez L., Feliu Batlle V., Rivas-Perez R., and Ruiz Torija M.A. (2007). Robust control of a laboratory hydraulic canal by using a fractional PI controller. Proceedings of the ASME 2007 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference "IDETC07". Las Vegas, Vol. 5, 1307-1315.

Shemer H., Hasson D., Semiat R. (2015). State-of-the-art review on post-treatment technologies. *Desalination* 356, 285-293.

Shridnar R., and Cooper D. (1998). A tuning strategy for unconstrained multivariable model predictive control. *Industrial & Engineering Chemistry Research* 37 (10), 4003-4016.

Smith, C. A., & Corripio, A. B. (2006). Principles and practice of automatic process control. Hoboken, NJ: Wiley.

Van Antwerp J., Braatz, D. (2000). Model predictive control of large scale processes. *Journal of Process Control*, 10, 1±8.

Voutchkov, N. (2013). *Desalination engineering: Planning and design*. New York: McGraw-Hill.

Walid ElMoudir, Mohamed ElBousiffi, Salah Al-Hengari (2008). Process modelling in desalination plant operations, *Desalination*, Volume 222, Issues 1–3, 431-440

Zilouchian A., and Jafar M. (2001). Automation and process control of reverse osmosis plants using soft computing methodologies. *Desalination* 135, 51-59.

WEBGRAFIA

[1] Anónimo (2015). Mapa de la escasez de agua en el mundo [mapa]. Recuperado de <http://www.un.org/spanish/waterforlifedecade/scarcity.shtml>

[2] Anónimo (2015). Gráfico del crecimiento esperado de la producción de agua por desalinización [gráfico]. Recuperado de http://www.awa.asn.au/AWA_MBRR/Publications/Fact_Sheets/Desalination_Fact_Sheet/AWA_MBRR/Publications/Fact_Sheets/Desalination_Fact_Sheet

[3] Anónimo (2015). Gráfico de los elementos que conforman las capas de un filtro granular [gráfico]. Recuperado de <http://www.pumicefiltrationmedia.com/>

[4] Anónimo (2015). Fotografía del arreglo de membranas para el pretratamiento de agua de mar [fotografía]. Recuperado de <http://www.mcdadewaterworks.com/Projects/ReverseOsmosisPlants>