

**Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas**

**Facultad de Ingeniería Eléctrica**

**Departamento de Automática y Sistemas Computacionales**



## **TRABAJO DE DIPLOMA**

### **Controlador Predictivo para el proceso de lodos activados**

**Autor: Carlos Cristiano Alves Monteiro**

**Tutor: M.Sc. José Enrique García Arteaga**

**Santa Clara**

**2009 - 2010**

**"Año del 51 aniversario del Triunfo de la Revolución"**

**Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas**

**Facultad de Ingeniería Eléctrica**

**Departamento de Automática y Sistemas Computacionales**



## **TRABAJO DE DIPLOMA**

### **Controlador Predictivo para el proceso de lodos activados**

**Autor: Carlos Cristiano Alves Monteiro**

calves@uclv.edu.cu

**Tutor: M.Sc. José Enrique García Arteaga**

arteaga@uclv.edu.cu

**Santa Clara**

**2009 - 2010**

**"Año del 51 aniversario del Triunfo de la Revolución"**



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería en Automática, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

---

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

---

Firma del Autor

---

Firma del Jefe de Departamento  
donde se defiende el trabajo

---

Firma del Responsable de  
Información Científico-Técnica

## **PENSAMIENTO**

*Uno no es lo que es por lo que escribe, sino por lo que ha leído.*

*Jorge Luis Borges*

***DEDICATORIA***

Este trabajo está dedicado a todas aquellas personas que a lo largo de toda mi vida me han dado su apoyo y confianza, muy en especial a:

Ø Mis padres Maria y Cristiano por todo el sacrificio y el apoyo para poder llegar hasta aquí.

Ø Mi familia y seres queridos por la confianza depositada en mí y por todos los esfuerzos dirigidos en pro de mi formación.

## **AGRADECIMIENTOS**

Este trabajo es un símbolo de la culminación de un gran sueño mío pero el momento es de reflexión y agradecimiento a todos aquellos que contribuyeron de una forma u otra en mi formación y que no me atrevo a nombrarlos, porque correría el riesgo de ocurrir en omisiones involuntarias que no por serlo, resultarían menos lamentables.

Alabado sea DIOS, por la vida que me ha regalado, pues sin EL nada existiría ni sería posible. Aunque a veces me sentía solo se que nunca me abandonaste; SEÑOR si yo TE olvido no me olvides.

A mis padres y a mi querida familia que con todo su cariño y sacrificio me han permitido alcanzar esta meta tan deseada. Ustedes están siempre en mi mente y corazón.

A la Revolución Cubana que por su carácter internacionalista y humanitario, me dio la oportunidad de formarme personalmente, profesionalmente, culturalmente y socialmente.

Al gobierno de Cabo Verde que con su programa de cooperación internacional y su apuesta en la formación de los jóvenes me ha permitido cursar los estudios superiores.

A mi tutor M.Sc. José Enrique García Arteaga (Cheo) por su dirección, experiencia y ayuda brindada durante la realización del trabajo.

A la Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas que me acogió en su seno, me abrió las puertas al conocimiento y me permitió conocer a personas maravillosas durante todos estos años.

A todos los profesores que, desde la escuela primaria hasta ahora, con sus conocimientos y dedicación han contribuido en mi formación y educación profesional y personal.

A mis compañeros de clase por todos los momentos que hemos compartido y por la ayuda prestada durante el transcurso de la carrera.

A TODOS los amigos, los presentes y los que no están pero que no son olvidados, que sin sus compañías y ayuda el camino sería más agosta y dura.

En general, a todas las personas que de un modo u otro han hecho posible la realización del presente Trabajo de Diploma.

Sinceramente, a todos.....

*MUCHAS GRACIAS*

## TAREA TÉCNICA

Para el desarrollo de este trabajo y la confección de este informe se realizaran las siguientes tareas:

- Revisión bibliográfica sobre el tratamiento de aguas residuales;
- Revisión y análisis de las estrategias de control aplicados en las plantas de tratamiento de aguas residuales;
- Estudio del *toolbox* de redes neuronales de MATLAB;
- Obtención e implementación del sistema de control basado en las redes neuronales;
- Análisis de los resultados;

---

Firma del Autor

---

Firma del Tutor

## **RESUMEN**

El tratamiento biológico de aguas residuales se lleva a cabo mayoritariamente mediante el sistema de fangos activados, proceso biotecnológico en el cual los contaminantes disueltos en el agua residual son eliminados en un biorreactor gracias a la acción de una población de microorganismos, separados posteriormente por gravedad en una etapa de decantación. Existen muchos factores de incertidumbre y la complejidad que afectan la operación del sistema de lodos activados de las estaciones depuradoras de aguas residuales, por lo que la aplicación de métodos clásicos de control no resulta suficiente para su regulación. Por otro lado cada vez existen más aplicaciones de estrategias de control basadas en las redes neuronales que mejoran las prestaciones de los sistemas de control convencionales.

Este trabajo tiene como objetivo principal el desarrollo de un controlador predictivo basado en las redes neuronales para controlar la concentración de la biomasa en el biorreactor mediante la manipulación del caudal de reciclaje.

Con base en los resultados alcanzados se concluye que es posible llevar al sistema a condiciones de operación óptimas, lo que permite reducir los costos debidos a la aireación y al bombeo. Asimismo, se cumple con la calidad del agua tratada exigida por las normas ambientales vigentes.

## TABLA DE CONTENIDOS

PENSAMIENTO.....	i
AGRADECIMIENTOS.....	iii
TAREA TÉCNICA .....	v
RESUMEN .....	vi
INTRODUCCIÓN .....	1
Organización del informe .....	3
CAPÍTULO 1. AGUAS RESIDUALES .....	5
1.1 Contaminantes .....	5
1.2 Tratamiento de las aguas residuales.....	6
1.2.1 Procesos de tratamiento.....	7
1.2.1.1 Lodos Activados .....	8
1.2.1.2 Parámetros básicos de funcionamiento .....	9
1.2.2 Tratamiento de aguas residuales en Cuba.....	11
1.3 Estrategias de control.....	12
1.4 Conclusiones parciales.....	21
CAPÍTULO 2. MODELO, ESTRATEGIA Y PLATAFORMA USADA.....	23
2.1 Modelo del sistema .....	23
2.2 Control Predictivo.....	26

2.2.1	RNA como modelo del Controlador .....	27
2.2.2	¿Qué es una Red Neuronal Artificial (RNA)? .....	27
2.2.2.1	Características más representativas .....	30
2.3	MATLAB .....	31
2.3.1	El toolbox de las redes neuronales .....	32
2.4	Conclusiones parciales .....	35
CAPÍTULO 3. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES .....		36
3.1	Descripción de las variables .....	36
3.2	Identificación y entrenamiento de la red neuronal .....	38
3.3	Simulación .....	39
3.3.1	Determinación de la concentración óptima de microorganismos .....	39
3.3.2	Condiciones de carga máxima .....	40
3.3.3	Variaciones en el caudal del afluente ( $Q_f$ ) .....	42
3.3.4	Variaciones en la concentración del afluente ( $S_f$ ) .....	45
3.4	Análisis Económico .....	46
3.5	Conclusiones Parciales .....	48
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....		50
Conclusiones .....		50
Recomendaciones .....		51
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....		52
ANEXOS .....		57
Anexo I	Principales tipos de procesos biológicos .....	57
Anexo II	Fichero .m con los valores de los parámetros .....	58
Anexo III	Modelo implementado en Simulink .....	58

Anexo IV	Ventana de los resultados del entrenamiento.....	59
Anexo V	Comportamiento del sistema sin controlador para carga máxima .....	60
Anexo VI	Efecto de la variación de $Q_f$ en el sistema sin controlador .....	61

## **INTRODUCCIÓN**

En el desarrollo de la vida humana el agua juega un papel fundamental, por este motivo es necesario realizar una gestión adecuada de la misma que permita un suministro en buenas condiciones y que proteja los recursos hídricos existentes (García, 2005).

El notable aumento de la cantidad de vertidos producido en los últimos tiempos ha provocado un deterioro en la calidad de las aguas de los cauces receptores hasta tal punto que en muchas ocasiones la capacidad de autodepuración de éstos ha sido superada. A esta situación ha contribuido de manera importante el creciente desarrollo industrial, las actividades agrícolas con el uso a gran escala de fertilizantes y plaguicidas, así como la concentración de población en grandes núcleos urbanos (García, 2005).

Son varios los problemas de contaminación que afectan a las aguas. Entre ellos los relacionados con el exceso de materia orgánica y los provocados por el exceso de nutrientes, principalmente nitrógeno y fósforo, como la eutrofización y la contaminación de las aguas subterráneas.

Una de las medidas fundamentales para prevenir la contaminación consiste en evitar el vertimiento de aguas residuales sin un tratamiento a los cuerpos de agua que abastecen a las ciudades y a sus industrias (Pérez, 2009). Esto llevó a la construcción de instalaciones de depuración de residuales también llamadas plantas de tratamiento de aguas residuales (PTAR) o estaciones depuradoras de aguas residuales (EDARs).

Las plantas de tratamiento de aguas residuales han adquirido en los últimos años un gran auge debido a la necesidad de depuración de los numerosos desechos que, generados por las aglomeraciones urbanas y las instalaciones industriales, son vertidos a los ríos. Eliminar contaminantes del agua además de mejorar las condiciones del ambiente, proporciona salud

y bienestar a los ciudadanos. Entretanto, operar estas unidades exige un coste periódico de la sociedad y además no generan ningún beneficio directo en términos económicos, sino ambientales y sociales. La legislación actual en los países industrializados impone límites estrictos en la calidad del agua vertida por las plantas depuradoras, siendo el objetivo de estas poder cumplirlos (Chamizo, 2003).

Aunque el proceso de depuración es bien conocido es sus distintas fases mecánica, físico-química y biológica, en esta última las dificultades de control son extraordinarias. En efecto, los sistemas de control aplicados basados en el uso de controladores PID, no pueden estabilizar satisfactoriamente los parámetros críticos del proceso de depuración biológica, dada la variabilidad del mismo, las perturbaciones que le afectan y su carácter interactivo. Todo ello repercute en detrimento del rendimiento de la planta y, particularmente, de la calidad del agua tratada y de la energía consumida en la depuración.

Debido a esos motivos, se observa la necesidad de optimizar la operación de estas plantas. Tal optimización traería un sinnúmero de beneficios, como por ejemplo la determinación de las condiciones operacionales adecuadas que maximicen la calidad del efluente con los menores costes posibles, segundo las restricciones físico-químicas y biológicas del sistema de depuración, aumento de la vida útil de equipos de instrumentación, una reducción del uso de energía, etc. La referida optimización sólo es realizable si en el proceso existe un sistema de control bien diseñado, de modo que su ajuste sea el adecuado a la dinámica y a las características de la planta (Machado y Sancho, 2009).

Uno de los procesos biológicos más populares utilizado para eliminar los elementos contaminantes más comunes de las aguas residuales es el de "Lodos Activos". Este proceso transforma los desechos orgánicos en nueva biomasa usando un cultivo bacteriano aerobio en suspensión (Chamizo, 2003). Fundamentalmente el mejor efluente de la planta se obtendrá cuando la calidad del lodo sea óptima. Esta, a su vez, depende del estado de los microorganismos. Dicho estado será el más favorable cuando no estén ni en exceso ni en defecto en relación al sustrato disponible, o sea cuando se mantenga un equilibrio dinámico entre el sustrato que ingresa a la planta y la cantidad de microorganismos necesarios para su remoción.

Por esta razón, la definición de un controlador automático, que determine en cada instante el caudal de recirculación necesario para mantener esa buena relación alimento/microorganismos, conllevaría una contribución significativa en la mejora del rendimiento de las EDARs y una reducción de los gastos por el sistema de aireación y el sistema de bombeo.

Por consiguiente el objetivo general de este trabajo es:

- Diseñar un controlador para regular la concentración de la biomasa en el reactor de un proceso de lodos activados.

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

- Realizar un estudio general sobre las aguas residuales;
- Describir el proceso de tratamiento biológico de lodos biológicos;
- Realizar un breve estudio sobre las redes neuronales artificiales;
- Proponer un sistema de control basado en las redes neuronales;
- Realizar las simulaciones del sistema de control desarrollado;
- Analizar los resultados de las simulaciones efectuadas.

### **Organización del informe**

Los objetivos antes mencionados se han desarrollado a lo largo del presente trabajo en los siguientes capítulos:

En el primer capítulo se realiza los análisis teóricos de tratamiento de agua residual de la literatura revisada y una revisión de las estrategias de control que se han aplicado. También se describe el funcionamiento del proceso de tratamiento biológico de lodos activados.

En el segundo capítulo se describen el modelo del proceso que se va a controlar y la estrategia de control que se va a aplicar.

En el tercer capítulo se implementa el controlador en MATLAB/Simulink y se muestran los resultados obtenidos y sus análisis. Se hace un breve análisis económico para

---

determinar los posibles beneficios que se podrían obtener con la implementación de la estrategia en un sistema real.

Finalmente se dan las conclusiones obtenidas como consecuencia del estudio del tema y las referencias bibliográficas que sirvieron de fundamento para la realización del trabajo.

## CAPÍTULO 1. AGUAS RESIDUALES

En este capítulo se aborda el tema de las aguas residuales, desde su procedencia hasta su disposición final (posibles reúsos), pasando por los procesos aplicadas en el tratamiento, enfocando en el proceso de tratamiento biológico de lodos activados. Se describen los componentes básicos y los parámetros de funcionamiento de este proceso. Se dedica un epígrafe al tratamiento de aguas residuales en Cuba, describiendo los sistemas de tratamiento empleados en la isla y las principales fuentes generadoras de los contaminantes. También se hace una revisión de las estrategias de control que se han aplicado en este campo y los principales parámetros para la clasificación del efluente tratado.

### 1.1 Contaminantes

Antes de hablar de los tratamientos de las aguas residuales debemos conocer un poco sobre los tipos de aguas residuales que existen y los tipos de contaminantes para poder así familiarizarnos con los diferentes tratamientos.

Se puede definir aguas residuales como aguas cuya calidad original se ha degradado, en alguna medida, como consecuencia de su utilización en diferentes acciones y procesos (Normalización, 1999).

Según su origen, las aguas residuales pueden clasificarse en (Fernández-Alba y otros, 2006; Pinas, 2009):

- **Aguas residuales domésticas:** Aquellas procedentes de zonas de vivienda y de servicios generadas principalmente por el metabolismo humano y las actividades domésticas.

- **Aguas residuales industriales:** Todas las aguas residuales vertidas desde locales utilizados para efectuar cualquier actividad comercial o industrial, que no sean aguas residuales domésticas ni aguas de escorrentía pluvial.
- **Aguas urbanas:** Las aguas residuales domésticas o la mezcla de las mismas con aguas residuales industriales y/o aguas de escorrentía pluvial.

Todas ellas habitualmente se recogen en un sistema colector y son enviadas mediante un emisario terrestre a una EDAR.

Se hace necesario y fundamental conocer las propiedades físicas, químicas y biológicas de las aguas residuales para establecer las cargas orgánicas y de sólidos que transportan, determinar los efectos del vertimiento a la naturaleza, seleccionar las operaciones y procesos de tratamiento que resultarán más eficaces y económicos (Agency, 2004).

Hay muchas clasificaciones para los contaminantes (Ramírez, 2007). Según la composición de las aguas residuales se puede clasificar los contaminantes en tres categorías:

- **Contaminantes químicos:** en estos se incluyen tanto los productos químicos orgánicos como inorgánicos y los gases.
- **Contaminantes físicos:** contenido de sólidos, grasa, aceite, espumas y detergentes.
- **Contaminantes biológicos:** todos aquellos agentes que provienen del interior de un ser vivo, o son alguna parte de ellos o son ellos mismos en su totalidad que pueden provocar alguna enfermedad, o desequilibrio en el cuerpo de los seres vivos al ingerir agua o alimentos contaminados.

La depuración de las aguas residuales pretende conseguir un vertido libre de estos contaminantes que pueden provocar efectos negativos sobre el medio receptor.

## 1.2 Tratamiento de las aguas residuales

Se entiende por tratamiento de residuales, como el conjunto de operaciones y procesos físicos, químicos y biológicos a que se someten las aguas residuales para la remoción de los contaminantes seleccionados y el cumplimiento de parámetros de vertimiento o reuso (Serrano y otros, 2006). El objetivo es producir agua ya limpia (o efluente tratado) o reutilizable en el ambiente y un residuo sólido o lodos también convenientes para futuros

propósitos o recursos. Las características del agua a tratar así como el punto en el que se vaya a realizar el vertido determinarán el tipo y grado de tratamiento que se realizará, por tanto, se hace necesario un análisis particular para cada caso concreto.

### 1.2.1 Procesos de tratamiento

Los contaminantes presentes en las aguas residuales pueden ser tanto constituyentes químicos orgánicos e inorgánicos, como constituyentes biológicos, como se ha visto anteriormente.

Para su eliminación se dispone en las EDARs de un conjunto de operaciones unitarias, dependiendo de los contaminantes que arrastre el agua y de otros factores más generales, como localización de la planta depuradora, clima, ecosistemas afectados, etc. Cada proceso que modifica la calidad de un agua residual es una operación unitaria. En función del agente responsable del cambio de calidad, estas operaciones se pueden clasificar de la siguiente manera:

- **Operaciones unitarias físicas.** Son los procesos que consiguen un cambio en la calidad del agua mediante la aplicación de fuerzas físicas;
- **Operaciones unitarias químicas.** Son aquellos procesos en los que la calidad del agua residual se modifica a través de reacciones químicas;
- **Operaciones unitarias biológicas.** Son las operaciones en las que reacciones bioquímicas en las que intervienen microorganismos (biomasa) producen el cambio en la calidad del agua.

En una EDAR, estas operaciones se combinan dando lugar a los pre tratamientos, tratamientos primarios, tratamientos secundarios y tratamientos avanzados (García, 2005):

- **Pre tratamientos.** Incluyen todas las operaciones unitarias cuyo objetivo es la eliminación de los sólidos de mayor tamaño que pueden atascar o dañar las instalaciones posteriores, así como las gravas, grasas y arenas.
- **Tratamientos primarios.** Engloban las operaciones unitarias destinadas a la eliminación de una parte importante de los sólidos suspendidos así como de la materia orgánica y nutrientes asociados a ellos.

- **Tratamientos secundarios.** Los tratamientos secundarios son procesos biológicos, en los que la depuración de la materia orgánica biodegradable del agua residual se efectúa por la actuación de microorganismos. Habitualmente los tratamientos secundarios constan de procesos biológicos seguidos de un proceso de sedimentación.
- **Tratamientos avanzados.** Engloban las operaciones unitarias encaminadas a la obtención de un efluente de alta calidad generalmente con la finalidad de que pueda ser reutilizado.

### 1.2.1.1 Lodos Activados

El proceso de lodos activados es uno de los varios tipos de tratamientos biológicos que existen como se puede ver en el anexo I. Es un sistema en el cual se mantiene un cultivo de microorganismos, en presencia de oxígeno disuelto proporcionado por turbinas de aireación y/o agitadores, que alimenta de las impurezas del agua residual (Ramírez, 2007; Pinas, 2009).

En un proceso de lodos activados básico, como el que se muestra en la figura 1.1, el agua residual de salida de los tanques de sedimentación primaria se introduce en el reactor, donde los microorganismos degradan la materia orgánica del agua, convirtiéndola en productos inorgánicos, además de biomasa y energía. El contenido del reactor se conoce como licor mezcla. La población de microorganismos o concentración de sólidos en suspensión volátiles (SSV) en el licor mezcla debe de mantenerse a un determinado nivel, para llegar a un equilibrio entre la carga orgánica a eliminar y la cantidad de microorganismos necesarios para que se elimine dicha carga.

El licor mezcla se conduce hasta el decantador secundario, donde la biomasa es separada del agua tratada. En este elemento, el agua depurada rebosa por la parte superior, quedando los microorganismos en el fondo donde una parte se elimina por medio de la corriente de purga y la otra parte se recircula al reactor para mantener la concentración de los mismos, dentro de unos límites apropiados (García, 2005; Martínez y Rodríguez, 2005).

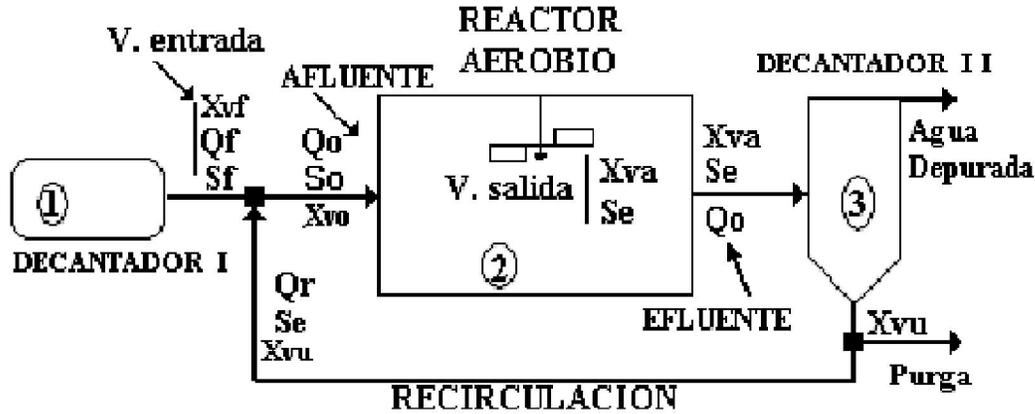


Figura 1.1. Diagrama de flujo de la planta de lodos activados.

Las características de un sistema de lodos activados son diferentes según el diseño, la variabilidad de caudal y las características de sedimentación del fango, por lo que es difícil realizar un seguimiento correcto del proceso y especialmente entender las relaciones entre el caudal de recirculación de fangos, las características de la biomasa presente (Fiter y otros, 2006).

Teniendo en cuenta estos aspectos, existe una gran variedad de formas de operar, dependiendo de las características del agua y de la carga orgánica a tratar (Fernández-Alba y otros, 2006):

- **Cultivos en suspensión:** Proceso convencional de fangos o lodos activados, y modificaciones en la forma de operar: aireación prolongada, contacto-estabilización, Reactor Discontinuo Secuencial (*Sequential Batch Reactor*), etc.
- **Cultivos fijos:** Los microorganismos se pueden inmovilizar en la superficie de sólidos (biomasa soportada), destacando los filtros percoladores (también conocido como lechos bacterianos o filtros biológicos) y los biodiscos o Contactores Biológicos Rotatorios (RBC).

### 1.2.1.2 Parámetros básicos de funcionamiento

Hay unos parámetros operacionales que son característicos del proceso y cuyos rangos se deben respetar para mantener un óptimo rendimiento, que son los parámetros que se fijaron en el diseño de la planta:

- Dentro de los parámetros básicos de funcionamiento, un parámetro muy importante es el de la aireación. La solubilidad del oxígeno en el agua es pequeña por lo que es necesario asegurar el suministro a los microorganismos. El valor mínimo de operación aconsejable de la concentración del oxígeno disuelto es 2 mg/L (Martínez y Rodríguez, 2005). El consumo eléctrico en esta operación será importante dentro de los costes de operación del proceso.
- Otro parámetro clave en el proceso se refiere al parámetro A/M, algunas veces denominada intensidad de carga (I) o carga másica (Cm). Se refiere a la relación entre la carga orgánica alimentada y la cantidad de microorganismos disponibles en el sistema, con unidades kgDBO (o DQO)/kgSSV día. Es un parámetro de diseño fundamental, teniendo un valor óptimo entre 0.3-0.6 (d<sup>-1</sup>) para las condiciones convencionales de funcionamiento. Además tiene una influencia determinante en la buena sedimentación posterior (Chamizo, 2003).
- Edad del fango: es la relación entre la masa de fangos existentes en el reactor y la masa de fangos purgados por unidad de tiempo. Según la edad del fango se tendrá un cultivo más o menos estable con mayor o menor capacidad para degradar la DBO.
- Carga volumétrica: es la relación entre la masa de materia orgánica que entra en el reactor por unidad de tiempo, y el volumen de la cuba. Se expresa en (Kg DBO<sub>5</sub>/m<sup>3</sup> día).

Todos los parámetros anteriormente citados al estar relacionados entre sí, y depender unos de otros, actuando sobre dos de ellos, uno que determine el oxígeno a suministrar y otro que determine la concentración de los microorganismos en el reactor tendremos controlado el proceso.

Se debe tener en cuenta que aparte de la revisión constante y diaria de las condiciones del proceso, es preciso realizar un mantenimiento efectivo de los equipos para que estos estén siempre en óptimas condiciones de operatividad.

### **1.2.2 Tratamiento de aguas residuales en Cuba**

El saneamiento en Cuba se garantiza mediante sistemas públicos de alcantarillado o la evacuación doméstica a través de fosas, tanques sépticos y letrinas. La estrategia que se desarrolla permite incorporar paulatinamente estos afluentes de las fosas de las ciudades y poblaciones importantes al alcantarillado existente o que se construya.

Los métodos de tratamiento más comúnmente empleados son las lagunas de estabilización, los lodos activados, filtros percoladores, tanques sépticos, la filtración y la desinfección (Serrano y otros, 2006). Actualmente existen 8 plantas depuradoras de aguas residuales de las cuales 5 ostentan la categoría de “Eficiente”, condición que se le otorga a aquellas que cumplen con los requisitos operacionales establecidos según normas. De estas 8 plantas, 3 de ellas son de cieno activado y el resto es convencional. Se contabilizan 303 lagunas de oxidación, 470 tanques sépticos, 862 121 fosas, 121 estaciones de bombeo de aguas residuales y 4862 km de tuberías de alcantarillado (INRH, 2008).

Dentro de las industrias de mayores aportes de cargas contaminantes a los cuerpos receptores se destacan las siguientes (Normalización, 1999):

- Industria azucarera y sus derivados;
- Industria alimenticia;
- Industria papelera;
- Industria textil;
- Industria minera;
- Industria metalúrgica;
- Industria del petróleo y sus derivados.

Durante muchos años la industria azucarera y sus derivados (refinerías, destilerías de alcohol) ha sido una de las más importantes del país. En general, es la más contaminante del país, no solamente por la concentración de los contaminantes, sino por el alto volumen de residuos que se producen. Se han hecho muchos esfuerzos para disminuir la contaminación, como por ejemplo utilizar la biomasa y los residuales en la alimentación animal y producción del biogás (Sarabia y otros, 2005).

La Norma Cubana NC 27:1999 es la norma vigente en este momento y se aplica a todas las aguas residuales generadas por las actividades sociales y económicas. Es un instrumento legal para garantizar la calidad de las aguas terrestres mediante la regulación de las descargas de residuales a estas, lo que a su vez sirve de base para la elaboración de estrategias de saneamiento. Los residuales líquidos a verter al sistema de alcantarillado y a los cuerpos receptores deben cumplir con las concentraciones que se indican en ella (Normalización, 1999).

También hay que referir a la norma NC 521: 2007 que impone las reglamentaciones para el vertimiento de aguas residuales a las costas y aguas marinas (Normalización, 2007).

### **1.3 Estrategias de control**

Los sistemas de control constituyen una herramienta fundamental en el funcionamiento de multitud de procesos en ámbitos de trabajo muy diferentes. Entre las ventajas generales asociadas a estos sistemas destaca poder garantizar la bondad y homogeneidad del producto, así como la disminución de costes, bien por la optimización del proceso, bien por la disminución de pérdidas asociadas a productos defectuosos u otros problemas que un sistema de control y monitorización detecta de forma temprana (Méndez, 2009).

El control de una EDAR es una tarea difícil debido a que es un proceso no lineal de dinámica compleja y parámetros variables con el tiempo, con grandes perturbaciones externas, algunas siendo normalmente medidas (caudal del afluente) y otras normalmente no medidas (como la composición de nitrógeno amoniacal en el afluente), que afectan fuertemente la calidad del efluente y la no existencia de medidas en línea de las concentraciones de sustrato y biomasa. Son sistemas con múltiples entradas y salidas (MIMO), donde se presentan muchas interacciones entre las variables.

Las consecuencias de un conocimiento deficiente del proceso de tratamiento por los operadores de las plantas, fluctuaciones imprevistas de la carga y la incertidumbre en las mediciones de las variables controladas y de las condiciones de operación de la planta se traducen en un rendimiento inadecuado, una remoción incompleta de los contaminantes, un alto uso de químicos y un alto costo de operación.

En la selección de una estructura de control adecuado para el proceso de tratamiento de las aguas residuales se pueden distinguir dos enfoques:

1. El primer enfoque se basa en los parámetros del proceso y se trata del control de las variables más importantes. Dentro de esa categoría están el problema de control del oxígeno disuelto y la remoción del nitrógeno y del fósforo.
2. El segundo enfoque se basa en el modelo del proceso y continuamente se está trabajando en mejorar el modelo.

Otros autores defienden que un modelo completo integrando el sistema de recolección, tratamiento y vertido se traducirían en una mejor aproximación a las situaciones más complejas del mundo real, teniendo así múltiples objetivos de control. Fu y otros (2008) demostraron, en un caso de estudio, el beneficio de múltiples objetivos de control y una significativa mejora en cada uno de los objetivos comparados con escenarios convencionales basados en un simple objetivo.

Siguiendo un esquema clásico de control, el primer paso sería obtener un modelo lo más simplificado posible del proceso y observar la tendencia en la respuesta. Si esta respuesta no se aleja mucho de la realidad, se puede dar como válido el modelo y aplicar sobre el mismo los conceptos básicos de la teoría clásica de control (Chamizo, 2003).

El uso de modelos sencillos permite la aplicación de técnicas clásicas avanzadas de control (técnicas de control robusto, control adaptativo). Sin embargo, utilizando un modelo más complejo como es el caso del modelo ASM1, los puntos del control automático se hacen más complicados y los resultados obtenidos son menos exactos.

Para el modelo ASM1, generalmente se usan los métodos clásicos de control (PI, PID), ordenados jerárquicamente en una estructura de tres niveles (Caraman y otros, 2007):

1. En el nivel superior se calcula una trayectoria estable para el proceso durante un cierto periodo de tiempo;
2. En el nivel medio se optimiza la trayectoria para el oxígeno disuelto y el flujo de reciclaje de los lodos activados;
3. En el nivel inferior se logra el control de la concentración del oxígeno disuelto basado en la referencia del nivel medio.

Diferentes métodos clásicos de control han sido usados para mejorar y optimizar la operación de las plantas de tratamiento de aguas residuales, como se reportan a continuación:

- Se desarrolló y se implementó un controlador clásico PI en un PLC (*Programmable Logic Controller*) comercial para controlar el pH en una depuradora. Se implementó un modelo dinámico y flexible para algún cambio que se necesitara realizar, además de funcionar en cualquier otra depuradora o sistema que requiera la neutralización del pH. Los resultados obtenidos de la simulación con MATLAB mostraron la efectividad del controlador propuesto (Amaya y otros, 2004).
- Un modelo matemático simplificado de la dosificación del carbono externo basado en el modelo ASM1 fue desarrollado. Los resultados de las simulaciones indican que tanto el controlador convencional PI como el controlador PI con acción *feedforward* presentan buenas respuestas dinámicas y precisiones estables (Peng y otros, 2005).

Muchas de las estrategias de control para las plantas de tratamiento reportadas en la literatura tienen como objetivo controlar la concentración de nitrógeno amoniacal y de nitrato en el efluente, sin enfocar la minimización de los costes directamente.

- Se han desarrollado estrategias de control avanzadas para una planta de tratamiento compuesta de dos tanques que operaban de forma anaeróbica, dos de forma anóxica y los tres últimos de forma aeróbica, que eliminan conjuntamente materia orgánica, nitrógeno y fósforo. Las estrategias se han basado en un estudio multivariable del comportamiento del sistema, que ha producido subsidios para la utilización del controlador PI con lazo *feedforward*, del controlador predictivo y de un control de costes que automáticamente enviaba las consignas más adecuadas a dichos controladores. Para el desarrollo de las estrategias, se creó un sistema virtual de simulación de plantas depuradoras, basado en datos de literatura. El modelo cinético implementado en las aplicaciones ha sido el modelo ASM2d, de la IWA (*International Water Association*) (Machado y Sancho, 2009). Comparando los resultados de las simulaciones se concluyó que el controlador predictivo presentaba un mejor desempeño respecto al controlador PI.

- Cristea y otros (2006) proponen el diseño de un controlador predictivo con acciones *feedback-feedforward*, para controlar el sustrato y el oxígeno disuelto en presencia de perturbaciones típicas, en un sistema de tratamiento biológico. Comparaciones basadas en el tiempo de establecimiento y el máximo sobre-impulso demuestran la eficacia de este controlador sobre el tradicional controlador predictivo con retroalimentación.
- Se propuso un esquema de un controlador PID multivariable basado en el método de Maciejowski. Fueron comparados cuatro métodos de diseño que requerían solamente de un simple paso o test de frecuencia para la sintonización y la configuración del controlador. Aunque todos los métodos demostraron ser eficaces en el desacoplamiento a diferentes frecuencias, el método propuesto resultó ser el más rápido y con mejor rendimiento (Wahab y otros, 2007).
- Al modelo BSM1 (*Benchmark Simulation Model 1*) se le aplicó el control predictivo para mantener la calidad del efluente dentro de los límites requeridos. Se lograron buenos desempeños bajo características estables del afluente. En presencia de los disturbios se consideraron dos enfoques: el primer es la adición de una acción *feedforward* basada en la medición del flujo del afluente y el segundo es el uso de un controlador predictivo con un modelo no lineal y una función penalidad. El efecto de los dos enfoques fueron visibles en la reducción de las concentraciones del amonio y del nitrógeno, consideradas como los parámetros de mayor importancia, aunque el controlador predictivo mostró mejor desempeño, con buenos índices de la calidad del efluente y un consumo de energía por la aireación y el bombeo aceptables (Shen y otros, 2008).
- Para mantener un efluente con la calidad dentro de los límites especificados se aplicó el *Linear Quadratic Dynamic Matrix Control (LQDMC)* al BSM1. Se lograron buenos resultados bajo características estables del afluente. En presencia de disturbios, el comportamiento fue menos satisfactorio pero la adicción de una acción *feedforward* basada en la medición del flujo de entrada del afluente mejoró el desempeño (Corriou y Pons, 2004).

- Para controlar la concentración de oxígeno disuelto en un proceso de lodos activados, y así lograr que el efluente cumpliera con los requisitos estándares, al mínimo costo, se diseñó un controlador *feedforward-cascade*. Se evaluaron para el modelo ASM1, un controlador convencional PI y un controlador en cascada con una acción *feedforward*. El control se basó en una estructura jerárquica donde el alto nivel seleccionaba el punto de control del bajo nivel y este a su vez controlaba directamente la concentración del oxígeno disuelto. Se introdujo una acción *feedforward* en el sistema para prevenir la influencia de cualquier disturbio en el flujo del afluente. La simulación demostró el éxito de la estrategia propuesta sobre el controlador convencional PI a la hora de cumplir con los estándares del efluente y la reducción de los costos de operación (Zhang y otros, 2008).
- Shen y otros (2009) aplicaron el control predictivo al modelo BSM1. También se investigaron las estrategias de realimentación por *Linear Dynamic Matrix Control (DMC)*, *Quadratic Dynamic Matrix Control (QDMC)* y *Nonlinear Model Predictive Control (NLMPC)*. Se lograron buenos desempeños bajo características estables del afluente. Comparado con el *DMC* y el *QDMC*, *NLMPC* presentó pocas mejoras. Se le añadió una acción *feedforward* al sistema con dos disturbios medibles: la concentración del amonio y el caudal del afluente. Aunque el desempeño del controlador basado en la concentración del amonio del afluente fue mucho mejor con respecto al del basado en el flujo del afluente, mejor desempeño se obtuvo con la combinación de los dos.

Aunque es muy importante asegurar la calidad del vertido antes de su descarga en la naturaleza, el correcto control y operación de los distintos procesos que se llevan a cabo en una planta de tratamiento de aguas residuales no es una tarea bien establecida. Algunos de los factores que afectan el control en tiempo real de los procesos son:

- La naturaleza biológica del proceso;
- El estado dinámico del proceso;
- El retraso de los resultados analíticos del laboratorio, que puede ser de minutos, horas o hasta días.

El aumento de las restricciones sobre las descargas de nutrientes al cuerpo receptor, asociado con las dificultades operacionales de una planta de tratamientos se traduce en el aumento de la necesidad de herramientas para evaluar las capacidades de remoción de las materias orgánicas y nutrientes. Sin embargo, para la descripción de su comportamiento se requieren de modelos complejos que integran un gran número de variables, parámetros y fenómenos bioquímicos que deben ser exactamente identificados y cuantificados.

Cuando los modelos ASM y el ADM fallan en la predicción de procesos de tratamiento, las metodologías alternativas de modelado de estos procesos usualmente conocidos como modelos de la caja-negra, pueden complementar y apoyar el conocimiento sobre los procesos y la operación de las plantas de tratamiento. Los modelos de la caja-negra son basados en los datos de entrada-salida sin reflejar el conocimiento de procesos físicos, químicos o biológicos en la estructura del modelo del tratamiento de aguas residuales (Dias y Ferreira, 2009).

Recientemente los sistemas de control basado en lógica difusa están presentando resultados que parecen muy positivos en el control de sistemas fuertemente no lineales, como se considera es el tratamiento biológico de las aguas residuales:

- Fiter y otros (2006) describen una metodología, desde el diseño hasta la implementación y la validación, de un sistema de control de este tipo para controlar los sólidos en suspensión del efluente de un sistema de lodos activados, mediante la manipulación del caudal de recirculación de los lodos.
- Pires (2007) desarrolló estrategias de control y supervisión basados en la lógica difusa para la remoción de materia orgánica en procesos anóxicos y anaerobios combinados. Los resultados fueron comparados con la estrategia PID, resultando la estrategia desarrollada ventajosa, con mejores desempeños respecto a la desnitrificación y al tiempo de operación.
- Bai y otros (2009) proponen el diseño de un controlador difuso para el tratamiento de las aguas residuales. Las funciones y las reglas fueron optimizadas simultáneamente por el algoritmo genético. Los resultados de la simulación comprobaron la validez y la eficacia del método propuesto.

Se constata que el uso de la lógica difusa en la implementación de sistemas de control en las EDARs urbanas puede ser una herramienta válida para mejorar la gestión de estas instalaciones, a la vez que se convierte en un instrumento de fácil comprensión y aceptación entre el equipo técnico de las EDAR.

Una de las técnicas de Inteligencia Artificial que se han aplicado en diferentes campos de la sociedad son las Redes Neuronales Artificiales (RNA) (Rabuñal y Dorado, 2006).

En el tratamiento de las aguas residuales específicamente, la aplicación de las RNA ha sido ampliamente explorada, por ejemplo, en la predicción de la DBO (Bruns y otros, 2002; Hamed y otros, 2004; Dogan y otros, 2008), la DQO (Grieu y otros, 2005), los sólidos suspendidos (Hamed y otros, 2004). También se reportan aplicaciones relacionadas con la predicción de la dosificación óptima de coagulantes (Robenson y otros, 2009), la predicción del rendimiento de una depuradora (El-Din y otros, 2004; Ráduly y otros, 2007; Hanbay y otros, 2008; Hore y otros, 2008; Dellana y West, 2009), la predicción de disturbios en el afluente (Kriger y Tzoneva, 2007), el nitrógeno total (Clara, 2008). Como estimador se han aplicado las RNA en la estimación del oxígeno disuelto (Saint-Gerons y Adrados, 2004), del costo operacional de una depuradora (Jiang. y otros, 2009), y como herramienta para el análisis y la validación de procesos de tratamiento más adecuados (Luccarini y otros, 2010).

Los modelos basados en redes neuronales pueden contener potencialmente una amplia información sobre el sistema, incluyendo el mismo tipo de información contenida en los modelos convencionales; En la modelación, se han desarrollado modelos de sistemas completos de recolección tratamiento, y disposición final del efluente, entre otros trabajos (Fu y otros, 2009); (Méndez, 2009).

Los métodos de control basados en las RNA han experimentado un importante auge en los últimos años gracias a su capacidad para aprender la dinámica de sistemas no lineales, como es el sistema de tratamiento de aguas residuales (Chamizo, 2003). Así, se han aplicado diversas configuraciones de control basadas puramente en las redes neuronales, así como estrategias de control híbridos, donde se usan las redes neuronales como modelo o como algoritmo de optimización de algún parámetro:

- Con el objetivo de mantener la concentración de la biomasa reciclada proporcional al flujo del afluente, en presencia de disturbios periódicos, variaciones de parámetros del proceso y ruidos, se han aplicado tres modelos de redes neuronales recurrentes para la identificación y control en tiempo-real: control adaptativo indirecto, inverso y directo. Los resultados experimentales confirmaron la aplicabilidad de la metodología descrita, donde el control directo ha demostrado ser el más favorable con respecto al rechazo de los ruidos del sensor y las oscilaciones debido a perturbaciones desconocidas (Baruch y otros, 2005).
- Jaramillo-Mor y otros (2007) proponen un control por modo deslizante realizado con técnicas inteligentes. El controlador tiene dos módulos: el primer módulo, realiza el control de la planta cuando su dinámica yace dentro de una región óptima de trabajo mientras que el segundo conduce al sistema hacia esa región en caso de que esté trabajando fuera de ella. El primer módulo se lleva a cabo con una red neuronal entrenada para reproducir el comportamiento del técnico que controla la planta y el segundo es realizado por una función correctiva cuyos parámetros han sido ajustados usando algoritmos genéticos. El controlador desarrollado funciona satisfactoriamente aún cuando se presentan entradas extremas al proceso.
- Chen y Chang (2007) proponen un controlador neuro-difuso. El diseño se optimizó usando un “enfoque de valorización del impacto”, donde se evitan algunas reglas innecesarias del control difuso. Para mitigar los esfuerzos del diseño y mejorar el desempeño de la extracción de las reglas, se usó un modelo basado en las redes neuronales con algoritmo *backpropagation*, por tener habilidades de auto-aprendizaje. La aplicación de este controlador en un proceso aerobio comprobó la eficacia del método.
- Benelmir y Filali (2007) desarrollaron una red neuronal para la modelación, la estimación de parámetros y la regulación de la concentración del sustrato en un valor fijo a la salida de un bio-filtro, manipulando el flujo del fluido. La simulación comprobó que el regulador desarrollado ofrecía rendimientos satisfactorios.
- Caraman y otros (2007) diseñaron un controlador predictivo para mantener la concentración del oxígeno disuelto en un cierto valor manipulando la razón de

dilución. Usaron una red neuronal como modelo interno del proceso de tratamiento por lodos activados por ser un proceso complicado. El controlador, con varias posibilidades de ajuste y configuración, demostró ser eficaz para diferentes regímenes de operación, además de ser capaz de rechazar cualquier disturbio que podría aparecer en la concentración del sustrato de entrada.

- Con los propósitos de reutilización del efluente tratado, Yu y otros (2008) proponen varios modelos de redes neuronales para el control dinámico de la cloración. Con los datos del monitoreo *on-line* del pH y del potencial de oxidación-reducción se construyeron los modelos de control basados en las RNA. Los resultados de una serie de experimentos continuos para la evaluación de la eficacia del método propuesto en lograr los diferentes requerimientos, del conteo total de los coliformes y la concentración residual del cloro en dependencia de los propósitos de reutilización del efluente, demostraron los potenciales beneficios de su aplicación en la reducción de los costos químicos del proceso de cloración.
- Interesante resulta la comparación de 6 estrategias de control para el proceso biológico de lodos activados llevado a cabo por Akyurek y otros (2009): un controlador PID, un controlador predictivo con modelo lineal (*LMPC*), un controlador predictivo con modelo no-lineal (*NLMPC*), un controlador predictivo neuronal (*NNMPC*), el *Nonlinear Autoregressive-Moving Average (NARMA-L2)*, y el control óptimo con el algoritmo de programación secuencial cuadrático (*SQP*). La valoración del desempeño del controlador se basó en los criterios de tiempo de subida, el sobre-impulso, el *Integral Absolute Error (IAE)* y el *Integral Square Error (ISE)*. Como variable controlada fue seleccionado el nivel del oxígeno disuelto en el reactor, por tener un importante efecto en la calidad final del efluente y en los costos de operación. Se concluyó que el desempeño de las estrategias de control *NARMA-L2* y el control óptimo con *SQP* sobrepasaron a los otros en lograr el objetivo especificado.
- Cristea y otros (2009) han investigado técnicas para el diseño y el entrenamiento de modelos basados en las redes neuronales para la simulación del modelo BSM1. La red desarrollada y su sistema de control asociado se usaron en la simulación del

comportamiento de un sistema urbano integrado de aguas residuales. Se analizaron el desempeño de los controladores PID y del controlador predictivo en el control del oxígeno disuelto en reactores aireadas y la concentración del nitrato en compartimientos anóxicos. Los simuladores basados en las redes neuronales revelaron buenas precisiones en la predicción de importantes variables del proceso y una importante reducción del tiempo de simulación, comparados con los otros simuladores.

- Para estudiar el proceso de coagulación en el tratamiento de aguas residuales de una fábrica de papel se presentó un esquema de control difuso-predictivo-neuronal. Se empleó una red neuronal adaptativa difusa para modelar las relaciones no lineales entre la velocidad de remoción de los contaminantes y la dosificación química, con el objetivo de que el sistema se adaptara a una variedad de condiciones de operación y adquiriera más flexibilidad en la habilidad de aprendizaje. El sistema incluía un emulador neuro-difuso del proceso de reacción, un controlador neuro-difuso y un procedimiento de optimización basado en una función de desempeño que es usada en la identificación de las entradas de control deseadas. Se obtuvo un desempeño razonable en la predicción y el control con el sistema desarrollado (Mingzhi y otros, 2009).

Como se puede verificar, se han aplicado una larga variedad de estrategias de control para las plantas, pero aplicarlas es un gran desafío por varios motivos: poca fiabilidad en las informaciones medidas del proceso o falta de instrumentación adecuada. Súmase a estos factores la no-linealidad y las perturbaciones externas mencionadas anteriormente. La capacidad de tratamiento, el grado de automatización y los objetivos del tratamiento hacen que sea muy difícil comparar las diferentes estrategias de control. (Machado y Sancho, 2009).

#### **1.4 Conclusiones parciales**

El tema del tratamiento de las aguas residuales ha sido ampliamente abordado por la bibliografía internacional, en donde se remarca el sistema de lodos activados como el proceso más usado en el tratamiento biológico.

Todas las plantas depuradoras están sujetas a perturbaciones provocadas por los cambios en el caudal del afluente, su composición, temperatura y posibles agentes tóxicos, entre otras.

En el sistema de lodos activados es muy importante mantener las concentraciones del oxígeno disuelto y de los microorganismos en un nivel adecuado y en equilibrio con la cantidad de sustrato a eliminar.

Las redes neuronales se presentan como una alternativa altamente viable y en expansión en la modelación e implementación de sistemas de control actuales para las EDARs.

## CAPÍTULO 2. MODELO, ESTRATEGIA Y PLATAFORMA USADA

Este capítulo está conformado por 3 epígrafes. En el primer epígrafe se presentan las ecuaciones que modelan el comportamiento de los parámetros del proceso biológico de lodos activados convencional de mezcla completa. En el segundo se abordan aspectos teóricos implicados con la técnica de control que se va a aplicar y se realiza un estudio resumido sobre las redes neuronales artificiales. En el tercer epígrafe se describe resumidamente el entorno gráfico MATLAB/Simulink, plataforma de desarrollo del sistema de control propuesto y se presenta la metodología utilizada en el proceso de identificación y ajuste del controlador con el *toolbox* de las redes neuronales.

### 2.1 Modelo del sistema

El proceso en estudio se presenta en la figura 2.1, describiéndose a continuación las variables y las ecuaciones que modelan su comportamiento.

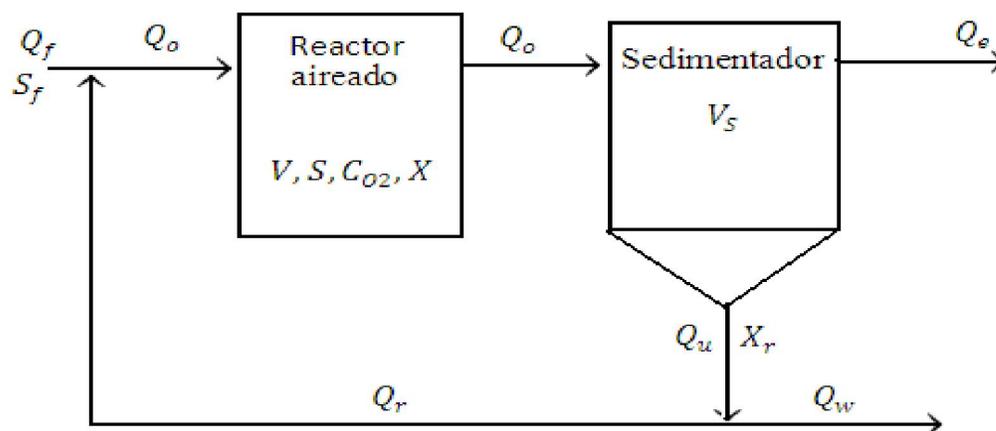


Figura 2.1. Diagrama del sistema de lodos activados.

Se dispone de un sistema de 4 ecuaciones diferenciales (2.1) a (2.4), donde se muestran los balances de masas en sistemas de lodos activados, para obtener el comportamiento de (DQO) o (DBO) ( $S$ ), el de los (SSV) ( $X$ ), así como la concentración de oxígeno disuelto ( $C_{O_2}$ ) en el reactor; y también los (SSV) ( $X_r$ ) en el sedimentador. También se presentan las relaciones dinámicas entre los flujos de la planta (2.5) y (2.6). Se considera que no escapan (SSV) en el caudal de agua tratada ( $Q_e$ ) (Martínez y Rodríguez, 2005), por lo tanto:

- En el reactor:

a) (DQO) o (DBO)

$$\frac{dS}{dt} = \frac{Q_f}{V} S_f - \frac{Q_e}{V} S - \frac{\mu X}{Y_{X/S}} \quad (2.1)$$

b) Biomasa (SSV)

$$\frac{dX}{dt} = \frac{Q_r}{V} X_r - \frac{Q_e}{V} X + \mu X - K_d X \quad (2.2)$$

c) Oxígeno disuelto ( $O_2$ )

$$\frac{dC_{O_2}}{dt} = \frac{Q_f}{V} C_{O_2 f} - \frac{Q_e}{V} C_{O_2 f} - \frac{\mu X}{Y_{O_2}} - b^* X + K l a_w^* (C_{sr} - C_{O_2}) \quad (2.3)$$

- En el sedimentador:

d) Biomasa (SSV)

$$\frac{dX_r}{dt} = \frac{Q_u}{V_s} X_r - \frac{Q_e}{V_s} X \quad (2.4)$$

$$Q_o = Q_f + Q_r \quad (2.5)$$

$$Q_u = Q_w + Q_r \quad (2.6)$$

Donde:

$Q_f$  = caudal del afluente ( $m^3 / d$ )

$Q_r$  = caudal de reciclaje ( $m^3 / d$ )

$Q_w$  = caudal de desecho o purga ( $m^3 / d$ )

$Q_o$  = caudal combinado ( $m^3 / d$ )

$S_f$  = concentración de (DQO) o (DBO) en el afluente ( $mg/ L$ )

$S$  = concentración de (DQO) o (DBO) en el reactor ( $mg/ L$ )

$X$  = concentración de (SSV) en el reactor ( $mg/ L$ )

$X_r$  = concentración de (SSV) en el sedimentador ( $mg/ L$ )

$C_{O_2 f}$  = concentración de oxígeno disuelto en el afluente ( $mg/ L$ )

$C_{O_2}$  = concentración de oxígeno disuelto en el reactor ( $mg/ L$ )

$C_{sr}$  = concentración de saturación de oxígeno ( $mg/ L$ )

$Y_{X/S}$  = coeficiente de rendimiento: mg (SSV) producidos / mg (DQO) consumidos

$\hat{a}$  = Kg de ( $O_2$ ) en la oxidación de sustrato / kg de (DBO) removida

$K_d$  = coeficiente de muerte ( $d^{-1}$ )

$\mu$  = velocidad específica de crecimiento ( $d^{-1}$ )

$b$  = Kg de ( $O_2$ ) para respiración endógena / día kg (SSV) en el reactor

$$Y_{O_2} = \frac{a}{f} = \text{coeficiente de rendimiento de oxígeno:}$$

mg (SSV) producidos / mg ( $O_2$ ) consumidos

$$Kla_w = \text{coeficiente de transferencia de oxígeno } (d^{-1})$$

$$V = \text{volumen del reactor } (m^3)$$

$$V_s = \text{volumen del sedimentador } (m^3)$$

## 2.2 Control Predictivo

El control predictivo basado en el modelo (MPC) tiene como objetivo resolver de forma efectiva, problemas de control y automatización de procesos industriales que se caractericen por presentar un comportamiento dinámico complicado, multivariable, y/o inestable. La estrategia de control en que se basa este tipo de control, utiliza un modelo matemático del proceso a controlar para predecir el comportamiento futuro de dicho sistema, y en base a este comportamiento futuro puede predecir la señal de control futura (J.Rossiter, 2005).

Se dio a conocer en primera instancia como *Generalized Predictive Control (GPC)* en 1987 por D.W Clarke y sus colaboradores. La técnica MPC ha sido analizada e implementada satisfactoriamente en procesos industriales desde 1970 y continúa vigente. Esta técnica fue creada originalmente utilizando modelos lineales de la planta para realizar la predicción, esto por la facilidad en los cálculos.

El MPC se enmarca dentro de los controladores óptimos, es decir, aquellos en los que las actuaciones responden a la optimización de un criterio. El criterio a optimizar, o función de costo, está relacionado con el comportamiento futuro del sistema, que se predice gracias a un modelo dinámico del mismo, denominado modelo de predicción.

El intervalo de tiempo futuro que se considera en la optimización se denomina horizonte de predicción. Dado que el comportamiento futuro del sistema depende de las actuaciones que

se aplican a lo largo del horizonte de predicción, son estas las variables de decisión respecto a las que se optimiza el sistema.

### 2.2.1 RNA como modelo interno

Una de las propiedades más atractivas del MPC es su formulación abierta, que permite la incorporación de distintos tipos de modelos de predicción, sean lineales o no lineales, monovariantes o multivariantes, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema. Esto hace que sea una estrategia muy utilizada en diversas áreas del control.

Para modelos no lineales las características del MPC de hacer buenas predicciones puede ser mejorada utilizando redes neuronales para aprender la dinámica de la planta, y se conoce como *Neural Network Model Predictive Control (NNMPC)* (Villegas, 2009) o Controlador Predictivo Neuronal.

La arquitectura de un sistema *NNMPC* se puede ver en la figura 2.2. Este está conformado por tres componentes principales: la planta que se va a controlar, el algoritmo de optimización y la red neuronal del modelo.

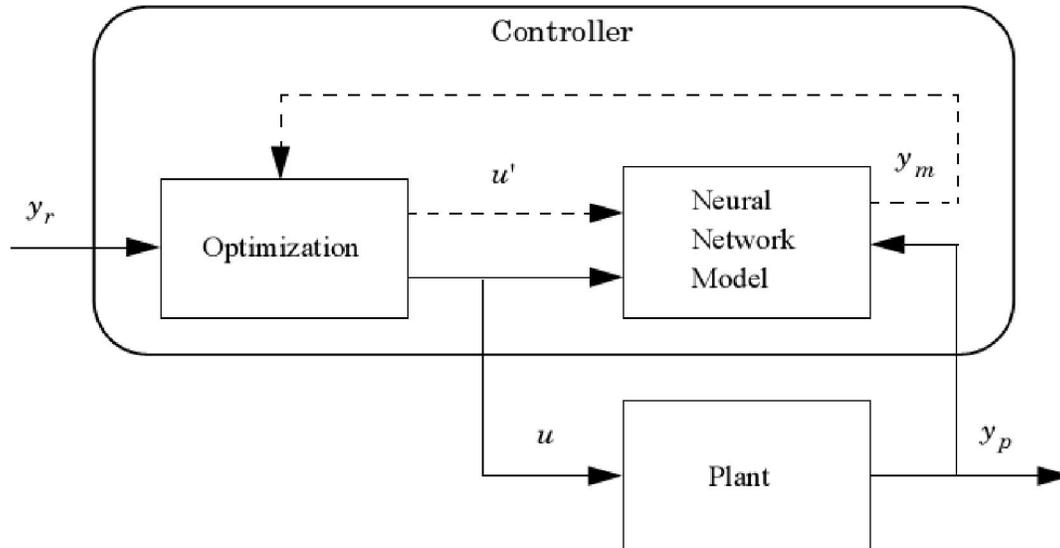


Figura 2.2. Arquitectura de un controlador predictivo neuronal.

### 2.2.2 ¿Qué es una Red Neuronal Artificial (RNA)?

Una red neuronal es un proceso sólido y paralelamente distribuido con la propensión natural a acumular procedimientos experimentales y hacerlos disponibles para su uso. Se

parece al cerebro en dos aspectos, por una parte la red adquiere conocimientos a través de un proceso de aprendizaje, y por otra las conexiones inter-neuronales, conocidas como cargas sinápticas presentan una gran solidez y se encargan de almacenar los conocimientos (Méndez, 2009).

Hay diferentes criterios para la clasificación de las redes neuronales, por ejemplo según la topología, el tipo de conexiones que presenta la red y el tipo de aprendizaje que se emplee en el entrenamiento; este a su vez proporciona diversas clasificaciones derivadas de la existencia de diferentes criterios de clasificación del aprendizaje (Méndez, 2009).

Una red neuronal se define, por consiguiente, mediante la elección de:

- Una topología de red, es decir, el número de capas, el número de neuronas por capa y las interconexiones entre ellas. En una topología general, la red contará con una capa de entrada, una capa de salida y un número variable de capas ocultas. Así la capa de entrada es aquella en que los datos, se presentan a la red; la capa de salida es aquella en que la red nos devuelve su respuesta o respuestas; las capas ocultas son las capas intermedias, donde la red hace el procesamiento de la información. Entre las más típicas se tiene: *feedforward*, *feedback*, conexiones laterales y conexiones recurrentes (Osorio, 2004; Méndez, 2009).
- Una función de activación o transferencia para cada neurona, que relaciona la entrada y la salida de la neurona. Entre las más habituales se puede destacar la función identidad, la función escalón, la función sigmoide, etc.
- Unos pesos iniciales, que van a verse modificados durante el proceso de aprendizaje. La elección de unos pesos iniciales no debería influir en la caracterización final de la red, aunque si pueden ser determinantes en la rapidez y exactitud del proceso de aprendizaje.
- Un algoritmo de aprendizaje (supervisado o no supervisado), que define la forma en la que la red neuronal aprende a inferir la dinámica del sistema (Méndez, 2009).

El funcionamiento de una red sería el siguiente. Se dispone de una serie de datos (situaciones del pasado) y asociados a ellos la respuesta deseable de la red (*training set*). La

red de algún modo observa estos hechos y aprende de ellos (entrenamiento o aprendizaje), de modo que cuando se encuentre en una nueva situación actúe de modo coherente con lo aprendido. Para evaluar el comportamiento de la red ante nuevas situaciones se considerará un nuevo subconjunto de datos (*validation set*), independiente del conjunto de entrenamiento (Méndez, 2009).

Del mismo modo que el cerebro está constituido por neuronas, la unidad básica constituyente de la red neuronal es el nodo, (neurona o elemento de procesado) cuyo esquema se muestra en la figura 2.3. Un nodo es un elemento de cálculo interconectado con otros muchos elementos, imitando las sinapsis nerviosas. La idea era que, tal vez, conectando un número suficientemente alto de neuronas o nodos la inteligencia naciese de modo natural del aprendizaje. A un nodo llegan conexiones desde muchas otras neuronas, y en general proporciona una única salida (Méndez, 2009).

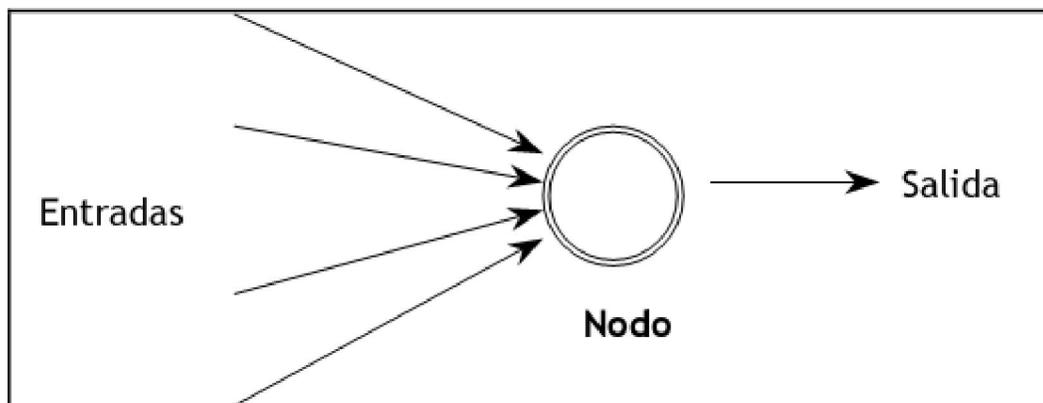


Figura 2.3. Esquema de un nodo.

A un nodo pueden llegar muchas entradas, proporcionando gran cantidad de información. El nodo condensará esta información de algún modo; a continuación se aplica cierta función, obteniéndose de este modo la salida del nodo, que a su vez podrá ser la entrada de algún otro nodo (Méndez, 2009).

La característica distintiva y original de las redes neuronales es el aprendizaje. A diferencia de otros sistemas tradicionales, para los que el conocimiento se expresa en forma de reglas explícitas, las redes neuronales generan sus propias reglas en el aprendizaje. Ellas aprenden de los datos, sin que sea preciso determinar una estructura para el sistema que se desea

reproducir, ni situar la distribución de probabilidad dentro de una familia concreta (Méndez, 2009).

El aprendizaje de la red consiste fundamentalmente en la modificación de los pesos que conectan los nodos. Cómo aprende la red, o lo que es lo mismo, qué es lo que hace que las conexiones inter-neuronales se modifiquen, qué criterios se siguen, y cuándo las modificaciones son aceptadas y cuándo no, será vital a la hora de obtener buenos predictores neuronales. El proceso por el cual una red aprende se llama entrenamiento. Hay diversas clasificaciones del aprendizaje y por consiguiente de las redes, según diferentes criterios (Chamizo, 2003; Méndez, 2009).

En un sistema neuronal biológico esa capacidad de aprendizaje se define en base a dos procedimientos:

1. El desarrollo de las conexiones entre las distintas neuronas, que suele realizarse en los primeros estadios de crecimiento y que se orienta a realizar funciones específicas en base a una herencia genética.
2. El reforzamiento de las conexiones entre ciertas neuronas, que se produce mediante un entrenamiento o aprendizaje.

Por tanto, al igual que ocurre en las neuronas biológicas, son precisamente las múltiples conexiones entre ellas y los lazos de realimentación, lo que permite a los sistemas neuronales artificiales superar las limitaciones de aprendizaje, adaptación y generalización que presentan los sistemas secuenciales (Chamizo, 2003).

### **2.2.2.1 Características más representativas**

Es ese denso conexionado, junto con su adaptabilidad, lo que dota a las redes neuronales de su capacidad para aprender de la experiencia, de generalizar de casos anteriores a nuevos casos y abstraer características esenciales a partir de entradas que presentan información aparentemente irrelevante. Las ventajas que las dos características señaladas aportan se pueden sintetizar entonces en:

- **Aprendizaje “Adaptativo”**. Capacidad de aprender a realizar tareas mediante un entrenamiento o una experiencia inicial.

- **Auto-Organización.** Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- **Tolerancia a fallos.** La destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo algunas capacidades de la red se pueden retener incluso sufriendo algún daño.
- **Operación en tiempo real.** Los computadores neuronales pueden ser realizados en paralelo, pudiendo diseñarse máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad.

### 2.3 MATLAB

El nombre MATLAB proviene de la contracción de los términos MATrix LABoratory. Fue inicialmente desarrollado para realizar operaciones con matrices, ha evolucionado hasta convertirse en una herramienta muy difundida en diversos campos de la ingeniería y la ciencia. Actualmente configura un sistema interactivo y lenguaje de programación para cómputo científico y técnico en general.

Encuentra aplicación en escuelas y centros universitarios, así como departamentos de investigación y desarrollo en ámbitos académicos e industriales. MATLAB es un lenguaje de alta performance para cálculo técnico que integra visualización y programación en un entorno de fácil utilización en donde los problemas y las soluciones se expresan en notación matemática familiar .

MATLAB dispone también en la actualidad de un amplio abanico de programas de apoyo especializados, denominados *toolboxes*, que extienden significativamente el número de funciones incorporadas en el programa principal. Estos *toolboxes* cubren en la actualidad prácticamente todas las áreas de la ingeniería y la simulación. Se puede mencionar procesamiento de imágenes, de señales, control robusto, estadística, lógica difusa, redes neuronales, identificación de sistemas, entre otros.

La ventana principal del software MATLAB 7.8.0 (R2009a) empleada se muestra en la figura 2.4.

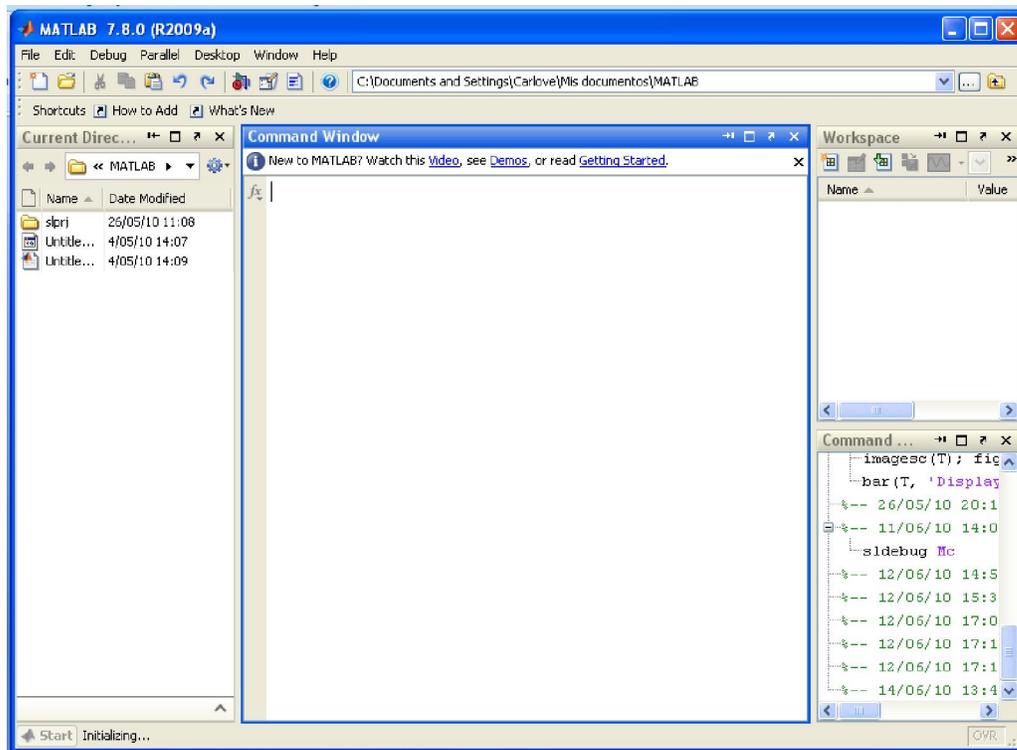


Figura 2.4. Ventana principal de MATLAB 7.8.0 (R2009).

Además dispone del programa Simulink que es un entorno gráfico interactivo con el que se puede analizar, modelizar y simular una amplia variedad de sistemas dinámicos, pudiendo ser estos lineales, no lineales, discretos, de tiempo continuo y sistemas mixtos. Simulink se apoya en el ambiente de MATLAB y posee una librería de bloques agrupados como *Sources* (fuentes), *Sinks* (visualizadores/salidas), *Linear* (lineal), *Discrete* (discreto), *Nonlinear* (no lineal), *Connections* (conexiones) y Extras. Para ejecutar Simulink se deberá tipear `simulink` a continuación del símbolo del sistema en MATLAB o bien haciendo click sobre el icono disponible en la barra de herramientas.

### 2.3.1 El *toolbox* de las redes neuronales

El *toolbox* de las redes neuronales se encuentra dentro del entorno gráfico interactivo Simulink. El mismo contiene tres tipos de controladores neuronales y varias funciones de activación, de peso y de entrada a la red.

En la figura 2.5 se muestra la ventana de la librería de Simulink con el *toolbox* de las redes neuronales y los controladores.

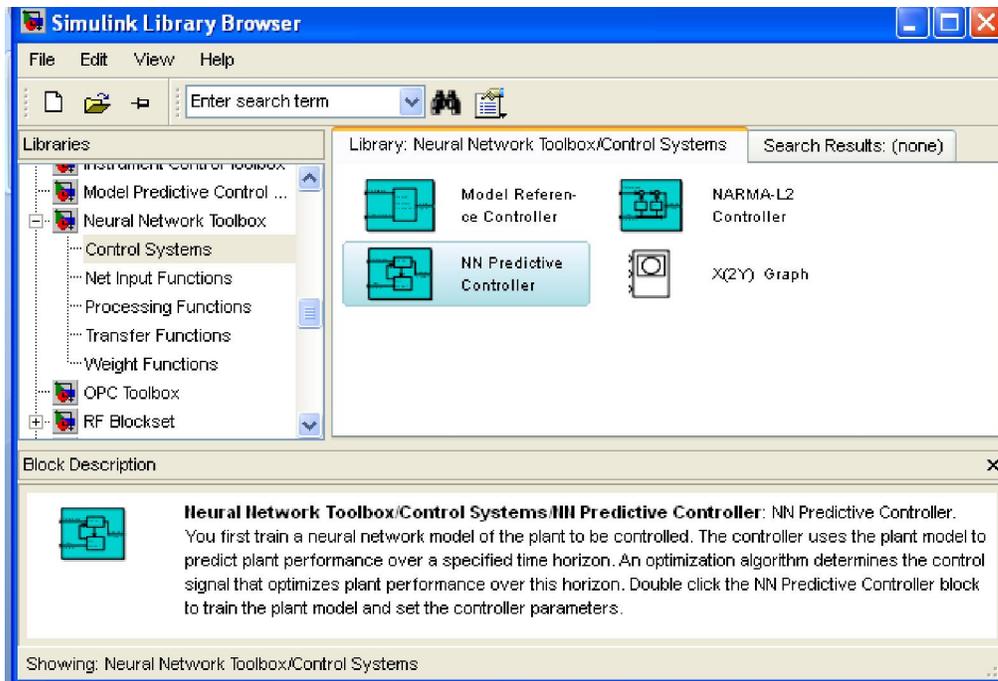


Figura 2.5 *Toolbox* de las RNA con los sistemas de control disponibles.

La configuración del esquema de simulación del controlador predictivo neuronal con el modelo de lodos activados aparece en la figura 2.6.

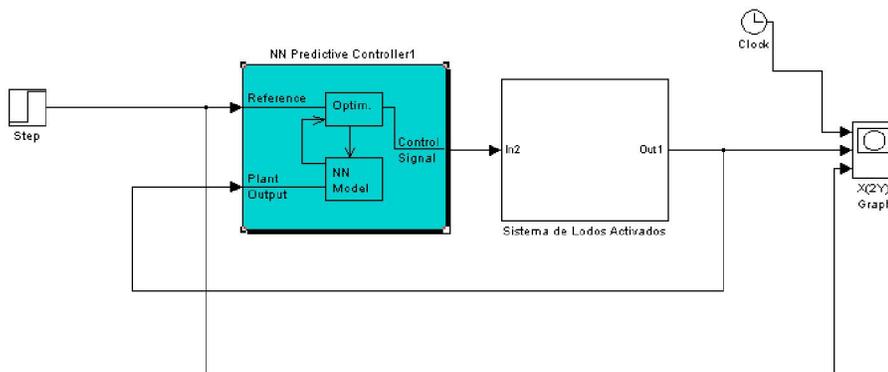


Figura 2.6. Esquema de configuración para la simulación del controlador.

El ajuste del controlador predictivo y la identificación, se hace a partir de las ventanas que aparecen en la figura 2.7a) y 2.7b), respectivamente.

En la primera ventana se seleccionan los horizontes de control y de costo, el número de iteraciones por cada periodo de muestreo, el factor de pesos de control y el algoritmo de minimización del costo. Es la ventana de ajuste de los parámetros del controlador.

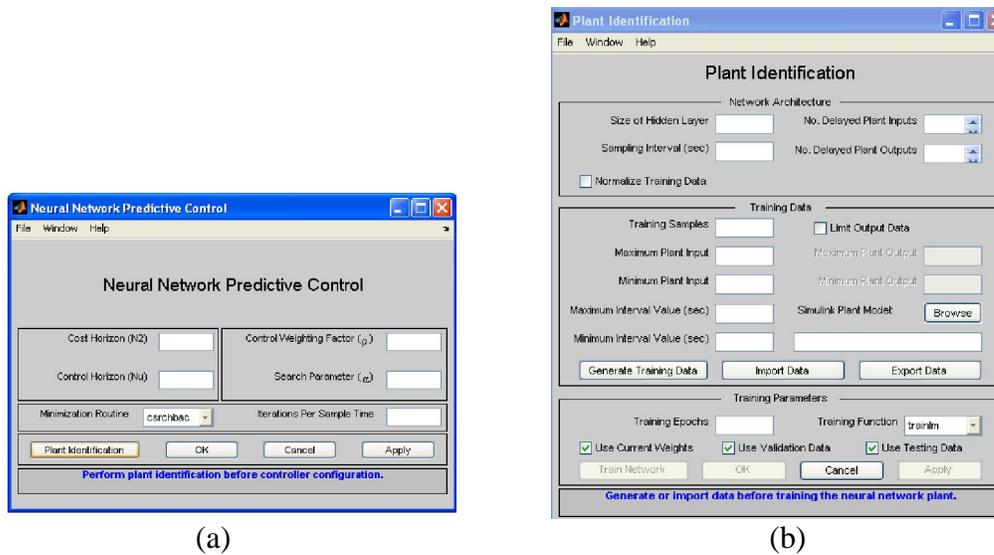


Figura 2.7. Ventana de control (a) y ventana de identificación (b).

Para la identificación de la planta, así como para la generación de los datos de entrenamiento y el propio entrenamiento de la red se emplea la segunda ventana de trabajo que se puede ver, está dividida en tres secciones:

- En la parte superior denominada “*Network Architecture*” se eligen el número de entradas y salidas anteriores a considerar, así como el número de neuronas en la capa oculta y el periodo de muestreo.

Las capas de entrada y salida tienen una sola neurona y vienen determinadas por la variable manipulada y la variable controlada respectivamente. El diseño se resume entonces, en encontrar el número de neuronas en la capa oculta.

- En la parte media de la ventana denominada “*Training Data*” se definen el rango de la variable manipulada, el mínimo y el máximo intervalo de variación de la misma, así como el rango de la variable controlada. Aquí también Los datos para el entrenamiento de la red se pueden importar/exportar o ser generados aleatoriamente.

Mediante el entrenamiento se ajustan los pesos de la red a partir de unos datos de entrada y de salida, de modo que la salida de la red neuronal reproduzca con suficiente exactitud la salida del modelo.

- En la parte inferior “*Training Parameters*”, se seleccionan los parámetros de entrenamiento/validación de la red: el algoritmo y el número de épocas del entrenamiento y el uso o no de los datos de las pruebas y la validación en este proceso.

Para que la red entrenada resulte válida, ha de representar también la evolución del sistema al someterla a datos de entrada diferentes a los utilizados para su entrenamiento.

El éxito del entrenamiento depende de la selección adecuada de los datos de entrada y salida, del tipo de red y del algoritmo de entrenamiento.

## **2.4 Conclusiones parciales**

En este capítulo se ha presentado el modelo del proceso a controlar y la estrategia de control seleccionado para eso.

A la estrategia MPC se pueden incorporar diferentes modelos y su éxito es altamente dependiente del modelo del proceso, o sea del modelo que aproxime mejor la dinámica del proceso. Teniendo en cuenta la complejidad del proceso de tratamiento, la red neuronal ha sido escogida como modelo interno del controlador predictivo, por lo que se denomina controlador predictivo neuronal.

Las altas temperaturas en el reactor afectan la actividad de los microorganismos, la transferencia de oxígeno y las propiedades de sedimentación de los lodos biológicos, principalmente. El modelo presentado en este trabajo no toma en cuenta el efecto de la temperatura en la evaluación del desempeño de los sistemas de lodos activados.

MATLAB se perfila como una poderosa herramienta para la modelación, el diseño y simulación de variados procesos y estrategias de control.

## CAPÍTULO 3. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

Este capítulo se inicia con una descripción de la variable manipulada, las variables de entrada y la variable controlada, así como el punto de consigna óptimo de la última. Seguidamente se presentan los valores de los parámetros obtenidos en la identificación y en el desarrollo del controlador de la biomasa (SSV). Se presentan los resultados obtenidos en la simulación del desempeño del controlador en condiciones de máxima carga de operación y frente a variaciones en el caudal del afluente ( $Q_f$ ) y en la concentración del afluente ( $S_f$ ). Al final se hace un breve análisis económico del producto software.

### 3.1 Descripción de las variables

#### Variable Controlada

- Concentración de la Biomasa (SSV) en el reactor. El lodo biológico, constituido por los microorganismos encargados de digerir la materia orgánica o sustrato que llega del exterior, cuya concentración denominaremos  $X$ , se forma continuamente en el reactor.

La proporción entre la cantidad de microorganismos activos y el alimento disponible, es un parámetro decisivo en el control del proceso. La elección de un valor adecuado del parámetro  $X$  no es un ejercicio trivial, puesto que de él van a depender muchos aspectos relacionados con el correcto funcionamiento del sistema, como por ejemplo:

- ü Una correcta transferencia de oxígeno al sistema. Valores excesivamente elevados de la concentración de sólidos en suspensión en el licor mixto van a provocar una disminución del coeficiente de transferencia de oxígeno y por lo tanto bien un

excesivo consumo de energía en aireación o bien una oxigenación insuficiente que puede limitar la velocidad del proceso.

- Û Un aumento de la concentración de sólidos en suspensión a la salida del decantador. Este hecho puede deberse a dos razones; por un lado, una elevada concentración de microorganismos en el licor mixto hace que aumente la carga de sólidos en el decantador secundario y puede provocar descensos en el rendimiento del equipo.

Por otra parte, la concentración de microorganismos en el licor mixto forma parte de un parámetro que incide directamente sobre la decantabilidad de los flóculos biológicos, la carga másica o relación alimento – microorganismos (A/M) definido anteriormente, cuya expresión matemática se presenta en la ecuación 3.1.

$$C_m = A/M = \frac{Q_f * S_f}{V * X} \quad (3.1)$$

Cuando se emplea dicha relación, el operador calcula el balance más conveniente entre el sustrato que ingresa y la masa de organismos en la planta a fin de asegurar que la mayoría del sustrato sea removida y que los organismos más favorables para ello sean mayoría (Chamizo, 2003).

### **Variable Manipulada**

- Caudal de Reciclaje ( $Q_r$ ). Es el flujo de los lodos que hay que recircular para mantener la concentración de los microorganismos en el valor requerido.

### **Variables que pueden cambiar**

- Caudal del afluente ( $Q_f$ ). Es el caudal que sale del sedimentador primario y entra al reactor.
- Concentración del afluente ( $S_f$ ). Es la cantidad de sustrato a degradar presente en el afluente.

Se ha definido dos objetivos o requerimientos (y por consiguiente dos variables) para la evaluación del desempeño del controlador. Ellos son:

- **Objetivo ligado a la calidad del agua:**

Mantener el sustrato a la salida por debajo del límite legal con independencia de las características del afluente ( $DBO < 30 \text{ mg/L}$ ) (Normalización, 1999).

- **Objetivo ligado a la operación de la planta:**

Mantener el oxígeno disuelto en los reactores en un nivel igual o mayor al requerido ( $OD > 2 \text{ mg/L}$ ).

### 3.2 Identificación y entrenamiento de la RNA

Para la identificación, se comienza con la introducción de los parámetros cinéticos, obtenidos previamente, así como con los datos sobre las condiciones de operación del sistema que se han usado en los cálculos, y se corre el fichero .m del anexo II. Seguidamente, en la ventana de identificación se selecciona la arquitectura de la red y los parámetros para la identificación, seleccionando el modelo implementado mostrado en el anexo III como modelo en que se va a basar para la identificación.

La red para la identificación es una red de *Backpropagation* (Chamizo, 2003) con 1 neurona en la capa de entrada (para la variable manipulada  $Q_r$ ), 10 neuronas en la capa oculta con función de activación “*tansig*” y 1 neurona en la capa de salida (para la variable controlada  $X$ ), con función de activación “*purelin*”. Se han tomado en consideración las dos salidas y entradas anteriores. La elección del número de neuronas de la capa oculta se hizo con el método de prueba- error.

#### Algoritmo de aprendizaje

Buscando un aprendizaje que proporcionara un error mínimo en el menor tiempo se ha utilizado el algoritmo de ajuste de pesos denominado de “*Levenberg-Marquardt*”, (*trainlm* en la ventana de identificación) que proporciona entre otras mejoras un menor tiempo de entrenamiento. Con ese algoritmo se la logrado un error menor que 0.00002, como se nota en el anexo IV.

#### Controlador neuronal predictivo

Los parámetros de ajuste y configuración afectan directamente el desempeño del controlador. El controlador resultante tiene los siguientes parámetros:

- Horizonte de Control (Nu) - 2
- Horizonte de Costo (N2) - 2
- Algoritmo de optimización – csrchcha
- Factor de pesos ( ) – 0.052
- Parámetro de búsqueda ( ) – 0.087

### 3.3 Simulación

En términos generales, el control del proceso de lodos activos es un proceso regulador consistente en mantener el valor de una o varias variables en torno a un valor de referencia dentro de unos límites establecidos, o sea el objetivo principal es mejorar las consignas de modo que lleve al sistema al óptimo control, en términos económicos, al tiempo que mantiene la seguridad y la calidad del proceso (Chamizo, 2003; Méndez, 2009).

#### 3.3.1 Determinación de la concentración óptima de microorganismos

Despejando X de la ecuación 3.1, se tendrá el *set-point* de la concentración óptima de microorganismos. Este estará en función de  $Q_f$  y de  $S_f$  y viene dada por la expresión matemática 3.2.

$$X = \frac{Q_f^* S_f}{V^* A/M} \quad (3.2)$$

Según la ecuación 3.2 la concentración de los SSV es directamente proporcional a las condiciones del caudal de entrada (cantidad y calidad). Si alguno de estos parámetros cambia el nivel de la concentración también debe cambiar.

Para un proceso convencional de lodos activado de mezcla completa el valor óptimo de la relación A/M se encuentra comprendido dentro de los siguientes límites:  $0,3 < A/M < 0,6$  ( $d^{-1}$ ) (Chamizo, 2003).

En nuestro caso se tomará  $A/M = 0,6$  para asegurar que siempre haya suficientes microorganismos en el caso de una carga máxima al proceso ( $Q_f = 10000 \text{ m}^3/\text{d}$  y  $S_f = 668 \text{ mg/L}$ ).

### 3.3.2 Condiciones de carga máxima

La figura 3.1 muestra el comportamiento del sistema para el caso de una carga máxima al proceso. El sistema alcanza el estado estacionario aproximadamente a los 30 días.

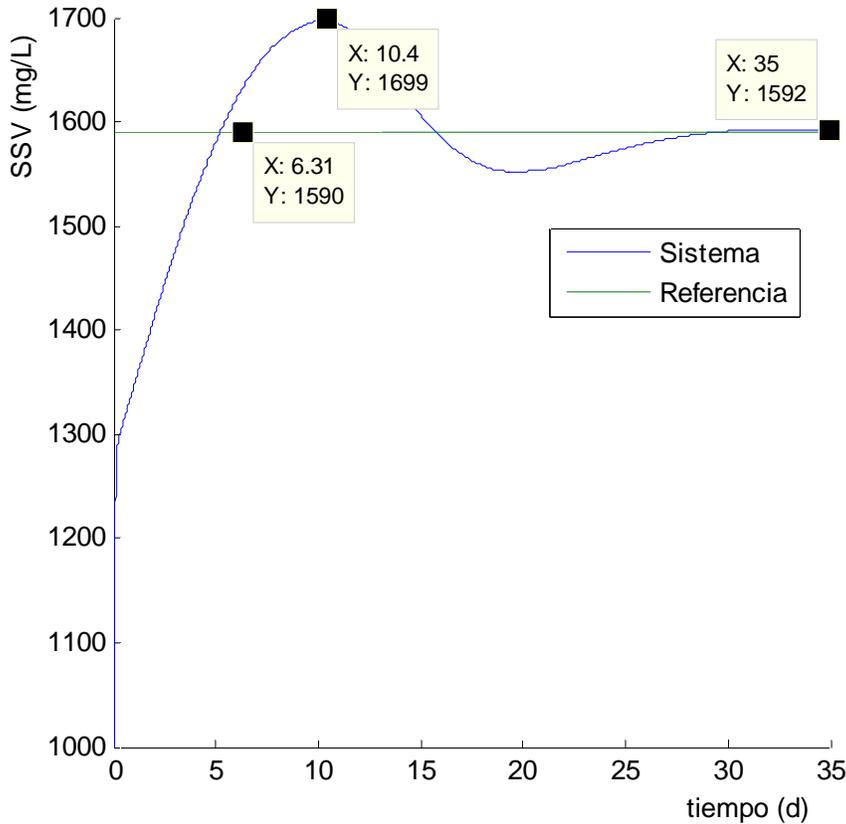


Figura 3.1. Respuesta del sistema para la condición de carga máxima

En la tabla 3.1 se reflejan las principales características de la respuesta transitoria, el sobrepaso máximo ( $M_p$ ) y el tiempo de asentamiento ( $t_s$ ). También se presenta el error en el estado estable ( $e_{ss}$ ) del sistema con respecto a la referencia.

Tabla 3.1. Principales características de la respuesta del sistema

$M_p$ (%)	$t_s$ (d)	$e_{ss}$ (%)
6.855	22	0.126

### Análisis de las restantes variables del sistema

En la figura 3.2 se presentan el comportamiento de cada variable para la condición de carga máxima al proceso.

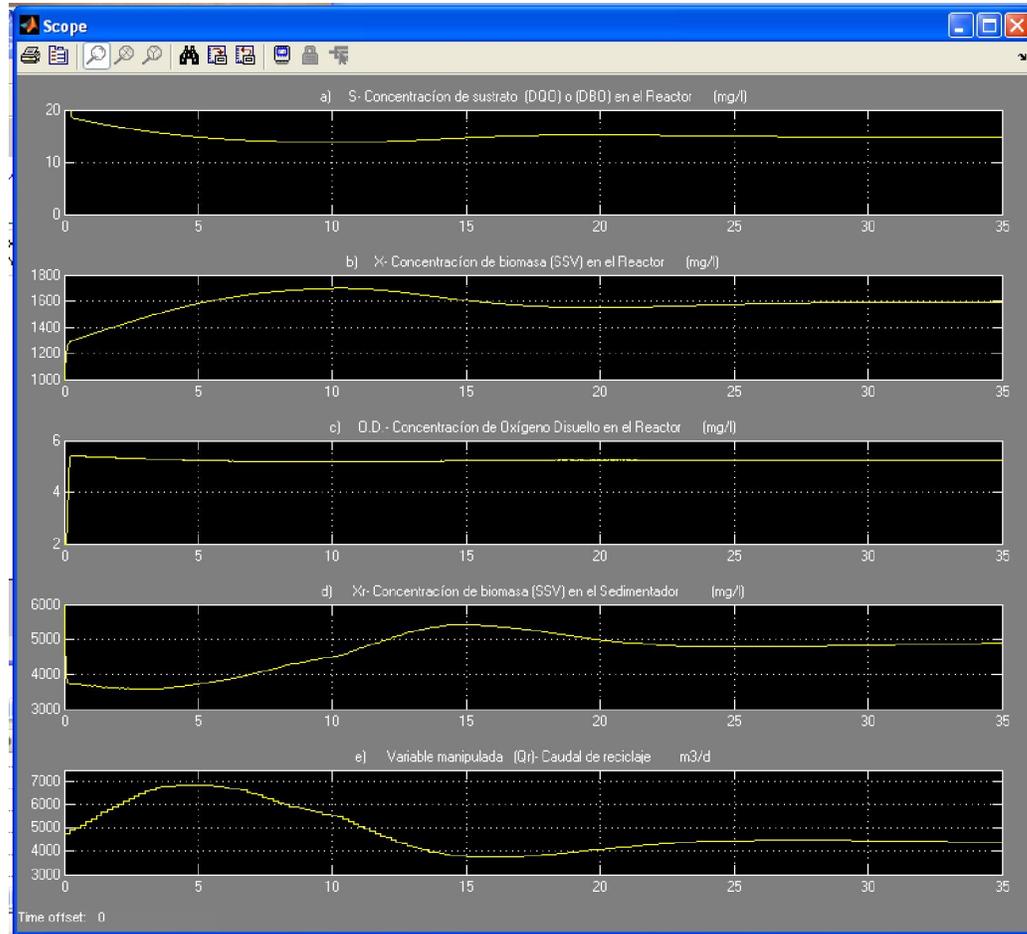


Figura 3.2. Comportamiento de las variables: a) DQO; b) X; c) OD; d) Xr; e)  $Q_r$ .

Cuando arranca el sistema, con una concentración inicial de SSV de 1000 mg/L, el controlador rápidamente actúa sobre la variable manipulada  $Q_r$ , forzando el sistema a seguir el valor de la referencia, fijado en 1590 mg/L por las condiciones de carga máxima con  $Q_f = 10000 \text{ m}^3/\text{d}$  y  $S_f = 668 \text{ mg/L}$ .

Analizando los resultados reflejados en la tabla 3.2 se puede notar que el sistema alcanza el estado estable con un valor de DQO de 14.87 mg/L y una concentración de oxígeno de aproximadamente 5 mg/L, cumpliendo así con los dos objetivos ligados a la calidad del agua y a la operación de la planta respectivamente.

Tabla 3.2. Datos al alcanzar el estado estable

t (días)	S (DQO) en el reactor	X (SSV) en el reactor	Xr (SSV) en el sedimentador	(OD) en el reactor
35	14.78 mg/L	1592 mg/L	4885 mg/L	5.22 mg/L

Con el objetivo de probar los límites de funcionamiento del controlador, se forzaron condiciones de entrada del caudal del afluente por defecto. Los resultados alcanzados ponen de manifiesto que el controlador definido es capaz de tratar estas situaciones con gran efectividad, dentro de un rango de variación aceptable del caudal y de la concentración del afluente, llevando el sistema al valor requerido para una operación optimizada, lo que se traduce en mejores rendimientos y ahorros.

### 3.3.3 Variaciones en el caudal del afluente ( $Q_f$ )

En este caso se procedió a evaluar el desempeño del controlador bajo el efecto de una disminución del  $Q_f$  de 50 %, después del sistema haber alcanzado el estado estacionario, en el tiempo  $t = 35$  días. La concentración del afluente se mantuvo en 668 mg/L.

Como  $Q_f$  cambió, el valor óptimo de la concentración de la biomasa también debe cambiar en la misma medida, en este caso a la mitad del valor anterior.

Como se puede apreciar en la figura 3.3, el controlador ha forzado al sistema a seguir el nuevo *set-point* y alcanzar el estado estacionario aproximadamente 15 días después de ocurrido el evento.

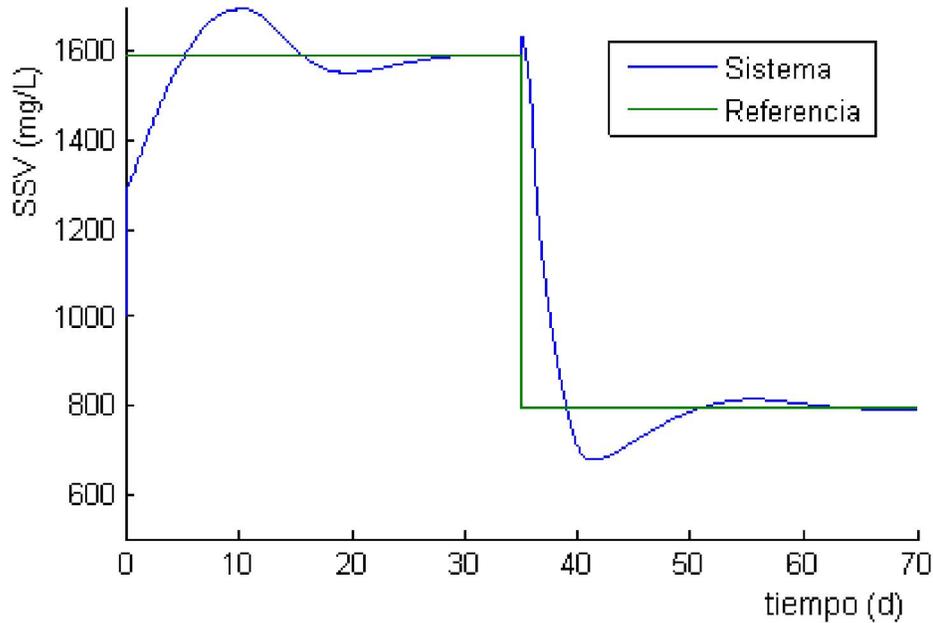


Figura 3.3. Respuesta del sistema frente a una disminución del  $Q_f$  de 50%.

### Análisis de las restantes variables del sistema

Esa disminución del caudal del afluente, provocó cambios en todas las variables y por consiguiente en el sistema. La figura 3.4 muestra los efectos de esa disminución sobre las variables hasta que el sistema alcance el nuevo estado estacionario.

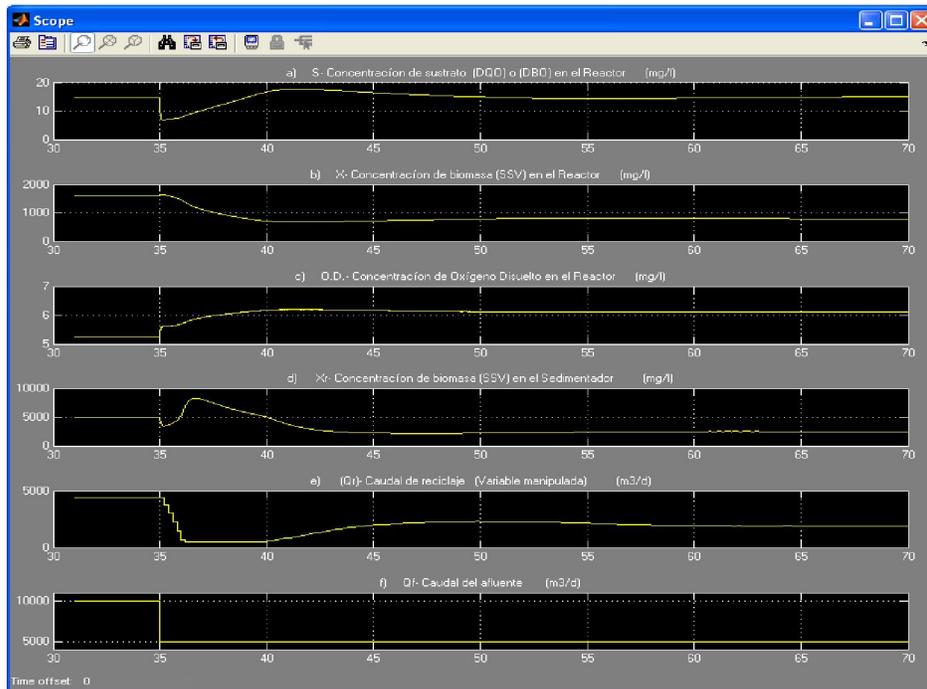


Figura 3.4. Efecto sobre las variables del sistema: a) DQO; b) X; c) OD; d) Xr; e)  $Q_r$ ; f)  $Q_f$ .

En el tiempo  $t=35$  días, disminuyendo el caudal del afluente ( $Q_f$ ), como se nota en la figura 3.4f, la concentración del sustrato en el reactor sufre un descenso brusco de aproximadamente 50% alcanzando cerca de los 8 mg/L, para finalmente estabilizarse en 14.8 mg/L como se refleja en la figura 3.4a. Como se puede ver en la figura 3.4e, el controlador actúa sobre la variable manipulada, disminuye el caudal de recirculación para mantener la concentración de los microorganismos, que se muestra en la gráfica 3.4b, en el nuevo valor óptimo, pues ahora hay menos comida (sustrato) y se necesitan un menor de ellos para degradar ese sustrato. La disminución del reciclaje trae como consecuencia la disminución de los sólidos suspendidos volátiles del reactor. Con la disminución de los SSV en el reactor, disminuye la velocidad de consumo de oxígeno (figura 3.4c) y por lo tanto se incrementa la concentración del oxígeno disuelto en el reactor, manteniéndose después cerca de los 6 mg/L.

También se puede ver que, aproximadamente a los 30 días de haber comenzado el evento, el sistema vuelve a alcanzar el nuevo estado estacionario. En la tabla 3.3 se reflejan los valores de las variables en el tiempo  $t= 70$  días.

Tabla 3.3. Datos de los parámetros del sistema en el estado estable.

t (días)	S (DQO) en el reactor	X (SSV) en el reactor	X <sub>r</sub> (SSV) en el sedimentador	(OD) en el reactor
70	14.87 mg/L	792.84 mg/L	2485 mg/L	6.116 mg/L

Con base en los resultados reflejados en la tabla 3.3 se puede concluir que el sistema cumple con los dos objetivos (requerimientos) especificados anteriormente. Con respecto al objetivo ligado a la calidad del agua, se mantuvo el sustrato (DQO) a la salida por debajo del límite legal, con una concentración menor de que 15 mg/L lo que se traduce en una reducción de DQO de aproximadamente 98% y con respecto al objetivo ligado a la operación de la planta, se mantuvo el nivel de oxígeno disuelto por arriba del requerido con una concentración de aproximadamente 6 mg/L.

### 3.3.4 Variaciones en la concentración del afluente ( $S_f$ )

Se procedió a investigar el desempeño del controlador en caso de una disminución de la concentración del afluente en un 50%. Los resultados alcanzados ponen de manifiesto que el controlador es capaz de llevar el sistema al valor requerido.

La figura 3.5 muestra el comportamiento del sistema frente a la disminución de  $S_f$ .

Se puede notar que aunque el *set-point* resultante causado por esta disminución es el mismo que resultó cuando se disminuyó el caudal del afluente, el sistema no responde igual. Eso es porque las dos variables afectan al sistema de maneras diferentes, según la ecuación 2.2. La variable  $Q_f$  tiene un efecto directo sobre la concentración de la biomasa mientras que  $S_f$ , afecta al sustrato y este a su vez a la biomasa, pues en este sistema todas las variables interactúan una con las otras.

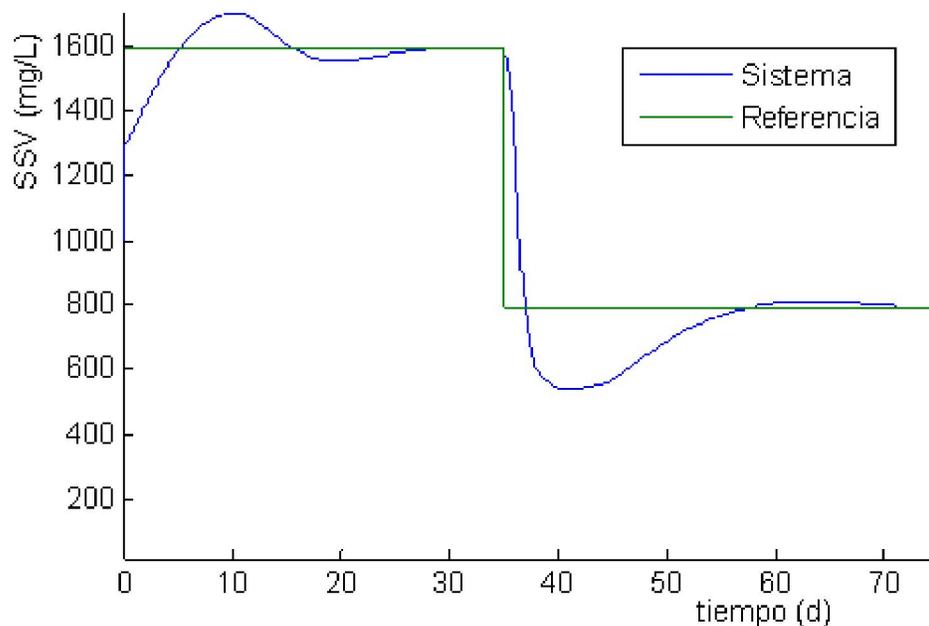


Figura 3.5. Respuesta del sistema frente a la disminución de  $S_f$ .

En la tabla 3.4 se reflejan los valores de los parámetros cuando el sistema alcanza el nuevo estado estable, en el tiempo  $t = 75$  días, causado por la disminución de la concentración del afluente de 664mg/L a 334 mg/L. El análisis de los otros parámetros del sistema es idéntico a lo que se hizo por la disminución del caudal.

Tabla 3.4. Parámetros del sistema en estado estable

t (días)	S (DQO) en el reactor	X (SSV) en el reactor	Xr (SSV) en el sedimentador	(OD) en el reactor
75	14.4 mg/L	789.5 mg/L	2374 mg/L	6.122 mg/L

Con base en los resultados reflejados en la tabla 3.4 se puede concluir que el sistema cumple con el requerimiento ligado a la calidad del agua al mantener el efluente con una concentración de DQO menor de que 15 mg/L lo que está por debajo del límite legal. Cuanto al requerimiento ligado a la operación de la planta se nota que el sistema también lo cumple, al mantener el nivel de oxígeno disuelto por arriba del requerido, con una concentración de aproximadamente 6 mg/L.

### 3.4 Análisis Económico

Para el análisis económico se ha hecho una comparación del desempeño de la planta de lodos activados sin y con el sistema de control desarrollado para regular la concentración de los microorganismos en el reactor.

Como criterio de comparación se ha tomado los dos objetivos ligados a la calidad del efluente y a la operación de la planta, DQO y OD respectivamente, cuyo requerimientos son lograr una concentración de DQO en el efluente no mayor de que 15 mg/L y un nivel de oxígeno en el reactor no menor de que 2 mg/L.

#### Carga máxima

Con base en los resultados de las simulaciones presentados en la figura 3.2 y los resultados obtenidos por Díaz (2009), se determinó un caudal de reciclo de 5000 m<sup>3</sup>/d permanente, con el objetivo de cumplir con el requerimiento de la calidad de agua, para una carga máxima a la planta ( $Q_f = 10000 \text{ m}^3/\text{d}$  y  $S_f = 668 \text{ mg/L}$ ). El requerimiento de oxígeno quedó automáticamente cumplida. Las gráficas con los parámetros del sistema se presentan en el anexo V y en la tabla 3.5 se reflejan los valores de los parámetros del sistema sin controlador y con el controlador propuesto para facilitar la comparación, en el tiempo  $t = 35$  días.

Tabla 3.5. Comparación de los parámetros del sistema sin y con controlador

Planta	DQO en el reactor	SSV en el reactor	SSV en el sedimentador	OD en el reactor	Caudal de reciclaje
Sin controlador	14.15 mg/L	1680 mg/L	4690 mg/L	5.17 mg/L	5000 m <sup>3</sup> /d
Con controlador	14.78 mg/L	1592 mg/L	4885 mg/L	5.22 mg/L	4390 m <sup>3</sup> /d

Analizando los datos de la tabla se puede notar que hay una mayor reducción de DQO en el sistema sin el controlador, de aproximadamente 4% más sobre el sistema controlado. Pero ese sistema mantiene una concentración de microorganismos de 5.5% más de lo requerido, lo que repercute en los gastos por los sistemas de bombeo y aireación porque se está recirculando un 14 % más caudal de lo necesario. Si hay más biomasa de que el necesario si necesita proporcionar más aire en menos tiempo.

Al fin y al cabo los SSV son los consumidores de oxígeno y, por lo tanto, la determinación ajustada de su concentración en el reactor repercute directamente en la cantidad de oxígeno utilizado en el proceso, que a su vez se traduce en la energía usada en la aireación y en el bombeo del caudal de recirculación.

### Variación en el caudal de entrada

Se procedió a evaluar el desempeño del sistema sin el controlador, para el caso de una disminución del caudal de entrada de 1000 m<sup>3</sup>/d a 5000 m<sup>3</sup>/d.

Se generan las gráficas que se muestran en el anexo VI, con el comportamiento de los parámetros. La tabla 3.6 recoge los valores de los parámetros, en el tiempo t = 70 días, de la planta sin y con el controlador.

Tabla 3.6. Comparación de los parámetros del sistema sin y con controlador

Planta	DQO en el reactor	SSV en el reactor	SSV en el sedimentador	OD en el reactor	Caudal de reciclaje
Sin controlador	10.5 mg/L	1090 mg/L	2340 mg/L	5.85 mg/L	5000 m <sup>3</sup> /d
Con controlador	14.87 mg/L	792.8 mg/L	2485 mg/L	6.116 mg/L	1892 m <sup>3</sup> /d

Los valores reflejados en la tabla 3.6 indican una mayor eficiencia (29.3 %) en la remoción del sustrato por el sistema sin control, a precio de una recirculación del caudal de 60 % más de lo necesario lo que repercute en los gastos por el bombeo. También se nota que el sistema no controlado mantiene aproximadamente una concentración de 37% superior al requerido lo que va a repercutir en los gastos por el sistema de aireación. De cierta manera podemos decir que se está gastando 97% más energía (60% por el bombeo y 37% por el sistema de aireación) de lo necesario para lograr un efluente que cumpla con las normas vigentes.

La eficiencia y consumo de energía en la operación de los sistemas de aireación y bombeo dependen del tipo del aireador (difusores o aireadores mecánicos), de la potencia de la bomba, el tiempo de funcionamiento de estos sistemas.

Los costos de inversión (gastos) van a estar dado por la compra de la licencia de MATLAB que incluya los *toolboxes*, Simulink, en fin, las funciones necesarias para el trabajo. El valor es de 2480 CUC. Se tiene en cuenta el costo que se requiere en la obtención de una PC, monitor, un mouse óptico, un teclado y un UPS que es de 648 CUC. También el salario del trabajador que se estima en 430 CUC. Todos estos valores provocan que el gasto total de la inversión sea de 3558 CUC según Díaz (2009).

No teniendo los datos de una planta real se hace difícil contabilizar la cifra anual de ahorro o beneficio generado por la optimización de la operación de la planta con el sistema de control propuesto pero se estima en cientos de CUC anuales y un corto tiempo de retorno de la inversión.

De acuerdo a este análisis se puede concluir que el ajuste de la concentración de la biomasa en el reactor puede traer grandes beneficios y ahorros por el sistema de aireación y bombeo.

### **3.5 Conclusiones Parciales**

En el presente capítulo se recogió los valores obtenidos en la identificación y el ajuste del controlador propuesto. Posteriormente se realizaron varias pruebas en diferentes condiciones de operación, observándose que el controlador es efectivo y es capaz de rechazar los disturbios que podrían aparecer en el afluente dentro de un rango aceptable de variación, aunque la respuesta se degradaba en la medida en que el sistema se alejaba del

---

punto de operación para el cual se había optimizado el controlador. El análisis económico demuestra los beneficios alcanzables con la implementación de un controlador neuronal en un proceso real.

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### Conclusiones

El trabajo realizado y presentado pretende ser una pequeña contribución en el desarrollo de estrategias de control para los procesos de tratamientos biológicos basadas en las redes neuronales. Las conclusiones a las que se ha llegado una vez que el control descrito ha demostrado su eficacia se detallan a continuación:

1. Para un buen diseño del sistema de tratamiento de aguas residuales hace falta la caracterización del afluente para determinar los procesos de tratamiento más adecuados.
2. El proceso biológico de lodos activados es un proceso complejo que necesita un buen sistema de control para una óptima operación.
3. El MPC se perfila como una estrategia de control eficaz aplicada en varias industrias.
4. Las RNA son técnicas versátiles capaces de aproximarse a cualquier sistema no lineal y pueden ser incorporadas en varios métodos y estrategias de modelación y control de procesos.
5. Los resultados de las simulaciones muestran un buen desempeño del lazo de control frente a las variaciones en la entrada del afluente (caudal y concentración).
6. La aplicación de la metodología propuesta en el proceso de control de un sistema de lodos activados permitiría disminuir los gastos generados por el sistema de aireación y bombeo.

**Recomendaciones**

1. Proponer el control de la biomasa tomando el caudal de purga ( $Q_w$ ) como variable manipulada y comparar las prestaciones con la estrategia propuesta en este trabajo.
2. Aplicar la metodología propuesta en un modelo de lodos activados sin restricciones de temperatura.
3. Usar la metodología aplicada en la identificación y ajuste del controlador con datos reales de un proceso piloto y/o a escala.
4. Proponer un sistema de control basado en las restantes estrategias disponibles en el *toolbox* para el mismo proceso y comparar los resultados.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agency, U. S. E. P. (2004). *Primer for municipal wastewater treatment systems*. O. o. W. Management. Washington.
- Akyurek, E. M., I. Yuceer, I. Atasoy y R. Berber (2009). "Comparison of control strategies for dissolved oxygen control in activated sludge wastewater treatment process", *Computer Aided Chemical Engineering*, **26**: 1197-1201.
- Amaya, W. F., Ó. A. Cañón y Ó. F. Avilés (2004). "Control de pH para planta de tratamiento de aguas residuales", *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, **14**: 86-95.
- Bai, M. D., H. G. Han y J. F. Qiao (2009). "Fuzzy control for wastewater treatment based on genetic algorithm", *Control Engineering of China*, **16**: 46-48.
- Baruch, I. S., P. Georgieva, J. Barrera-Cortes y S. F. Azevedo (2005). "Adaptive recurrent neural network control of biological wastewater treatment", *International Journal of Intelligent Systems*, **20**: 173-193.
- Benelmir, O. y S. Filali (2007). "Modelling and neural networks of bioreactors in wastewater treatment process", *Int. Journal on Science and Techniques of Automatic control*, **1**(11): 109-120.
- Bruns, R. E., K. P. Oliveira-Esquerre y M. Mori (2002). "Simulation of an industrial wastewater treatment plant using ANN and principal component analysis", *Brazilian Journal of Chemical Engineering*, **19**: 365-370.
- Caraman, S., M. Sbarciog y M. Barbu (2007). "Predictive control of a wastewater treatment process", *International Journal of Computers, Communications & Control*, **II**: 132-142.
- Clara, N. (2008). "Neural networks complemented with genetic algorithms and fuzzy systems for predicting nitrogenous effluent variables in wastewater treatment plants", *WSEAS TRANSACTIONS on SYSTEMS* **7**(6).
- Corriou, J. P. y M. N. Pons (2004). "Model predictive control of wastewater treatment plants: Application to the BSM1 benchmark", *Computer Aided Chemical Engineering*, **18**: 625-630.
- Cristea, V. M. y P. S. Agachi (2006). "Nonlinear model predictive control of the wastewater treatment plant", *Computer Aided Chemical Engineering*, **21**: 1365-1370.

- Cristea, V. M., C. Pop y P. S. Agachi (2009). "Artificial neural networks modelling of PID and model predictive controlled waste water treatment plant based on the benchmark simulation model No.1", *Computer Aided Chemical Engineering*, **26**: 1183-1188.
- Chamizo, J. C. P. (2003). *Control de una planta de tratamiento de aguas residuales mediante redes neuronales*. Tesis Doctoral, Universidad de Extremadura.
- Chen, J. C. y N. B. Chang (2007). "Mining the fuzzy control rules of aeration in a submerged biofilm wastewater treatment process", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **20**(7): 959-969.
- Dellana, S. A. y D. West (2009). "Predictive modelling for wastewater applications: Linear and nonlinear approaches", *Environmental Modelling & Software*, **24**: 96-106.
- Dias, A. M. A. y E. C. Ferreira (2009). Computational intelligence techniques for supervision and diagnosis of biological wastewater treatment systems *Computational Intelligence Techniques for Bioprocess Modelling, Supervision and Control*, Springer Berlin / Heidelberg.
- Díaz, F. A. (2009). *Desarrollo de un simulador de una planta de lodos activados*. Trabajo de Diploma, Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Cuba.
- Dogan, E., A. Ates, E. C. Yilmaz y B. Eren (2008). "Application of artificial neural networks to estimate wastewater treatment plant inlet biochemical oxygen demand", *Environmental Progress*, **27**(4): 439 - 446.
- El-Din, A. G., D. W. Smith y M. G. El-Din (2004). "Application of artificial neural networks in wastewater treatment", *Journal of Environmental Engineering and Science*, **3**: S81-S95.
- Fernández-Alba, A. R., P. L. García, R. R. García, M. D. Valiño, S. V. Fernández y J. M. S. García. (2006). *Tratamiento avanzado de aguas residuales industriales. Informe de Vigilancia Tecnológica No.2*, Círculo de Innovación en Tecnologías Medioambientales y Energía (CITME), Universidad de Alcalá, Madrid, España.
- Fiter, M., J. Colprim, A. Freixó y I. Rodríguez-Roda (2006). "Control basado en lógica difusa para los sólidos en suspensión. Desarrollo e implementación en la EDAR Granollers", *Ingeniería Química*.
- Fu, G., D. Butler y S. T. Fhu (2008). "Multiple objective optimal control of integrated urban wastewater systems", *Environmental Modelling & Software* **23**: 225-234.
- Fu, G., C. Makropoulos y D. Butler (2009). "Simulation of urban wastewater systems using artificial neural networks: embedding areas in integrated catchment modelling", *Journal of Hydroinformatics*.
- García, D. A. (2005). *Aplicación de métodos estadísticos multivariantes para la modelación y la monitorización de un reactor discontinuo secuencial para el tratamiento de aguas residuales*. Tesis Doctoral, Universidad Politécnica de Valencia, España.

- Grieu, S., A. Traoré, M. Polit y J. Colprim (2005). "Prediction of parameters characterizing the state of a pollution removal biologic process", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **18**(5).
- Hamed, M. M., M. G. Khalafallah y E. A. Hassanien (2004). "Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks", *Enviromental Modelling & Software*, **19**(10): 919-928.
- Hanbay, D., I. Turkoglu y Y. Demir (2008). "Prediction of wastewater treatment plant performance based on wavelet packet decomposition and neural networks", *Expert Systems with Applications*, **34**(2): 1038-1043.
- Hore, H., S. Dutta, S. Datta y C. Bhattacharjee (2008). "Application of an artificial neural network in wastewater quality monitoring: prediction of water quality index", *International Journal of Nuclear Desalination* **3**(2): 160-174.
- INRH (2008). *Organización y Funciones del Grupo Empresarial de Acueducto y Alcantarillado*. Villa Clara.
- J.Rossiter (2005). *Model-Based Predictive Control: a practical approach* CRC Press, London.
- Jaramillo-Mor, M. A., J.C.P.Chamizo, E. M. D. Salazar y M. G. D. Valle (2007). Sliding mode control of a wastewater plant with neural networks and genetic algorithms, 12th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence: Current topics in Artificial Intelligence, Salamanca, Spain: 120-129.
- Jiang., R., H. Zhu y Y. Chang. (2009). Application of BP neural network approach for cost estimation of wastewater treatment plants: A case study of Taiwan region. Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing **01**: 250-253.
- Kruger, C. y R. Tzoneva (2007). Neural networks for prediction of wastewater treatment plant influent disturbances. *AFRICON 2007*.
- Luccarini, L., G. L. Bragadin, G. Colombini, M. Mancini, P. Mello, M. Montali y D. Sottara (2010). "Formal verification of wastewater treatment processes using events detected from continuous signals by means of artificial neural networks. Case study: SBR plant", *Enviromental Modelling & Software*, **25**(5): 648-660.
- Machado, V. C. y F. J. L. Sancho (2009). *Desarrollo y aplicación de estrategias de control avanzado en procesos biológicos de tratamiento de efluentes contaminados*, Universidad Autónoma De Barcelona.
- Martínez, S. y M. Rodríguez (2005). *Tratamiento de aguas residuales con MATLAB*. 1ra Edición, REVERTE, México.
- Méndez, M. C. (2009). *Modelización estadística con redes neuronales. Aplicaciones a la hidrología, aerobiología y modelización de procesos*. Tesis Doctoral, Universidad Da Coruña, España.
- Mingzhi, H., Y. Ma, W. Jinqun y W. Yan (2009). "Simulation of a paper mill wastewater treatment using a fuzzy neural network", *Expert Systems with Applications*, **36**(3): 5064-5070.

- Normalización, O. N. (1999). NC 27: 1999. Vertimiento de aguas residuales a las aguas terrestres y al alcantarillado. Especificaciones. O. N. d. Normalización. La Habana, Cuba, .
- Normalización, O. N. (2007). NC 521: 2007. Vertimiento de aguas residuales a la zona costera y aguas marinas - Especificaciones. O. N. d. Normalización. La Habana, Cuba.
- Osorio, J. J. Q. (2004). *Herramienta para Redes Neuronales en Tiempo Real*. Trabajo de Diploma, Universidad del Quindío.
- Peng, Y., Z. Wang y S. Wang (2005). "Study of control strategy and simulation in anoxic-oxic nitrogen removal process", *Journal of Environmental Sciences*, **17**: 425-428.
- Pérez, J. E. L. (2009). "La problemática del agua y el tratamiento de las aguas residuales industriales", *VIRTUALPRO*, **86**.
- Pinas, L. M. (2009). *Tratamiento de aguas residuales utilizando MATLAB*. Trabajo de Diploma, Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Cuba.
- Pires, O. C. P. (2007). *Sistemas Inteligentes para Monitorização e Controlo de Processos Integrados de Tratamento Biológico de Efluentes* Tesis Doctoral, Universidade do Minho, Portugal.
- Rabuñal, J. R. y J. Dorado (2006). *Artificial Neural Network in Real-life applications*, London.
- Ráduly, B., K. V. Gernaey, A. G. Capodaglio, P. S. Mikkelsen y M. Henze (2007). "Artificial neural networks for rapid WWTP performance evaluation: Methodology and case study", *Environmental Modelling & Software*, **22**(8): 1208-1216.
- Ramírez, M. F. (2007). *Estudio del proceso de tratamiento químico-físico de coagulación-floculación en residuales líquidos*. Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas, Cuba.
- Robenson, A., S. R. A. Shukor y N. Aziz (2009). "Development of process inverse neural network model to determine the required alum dosage at segama water treatment plant sabah, Malaysia", *Computer Aided Chemical Engineering*, **27**: 525-530.
- Saint-Gerons, A. I. y J. M. Adrados (2004). Desarrollo de una red neuronal para estimar el oxígeno disuelto en el agua a partir de instrumentación de E.D.A.R. XXV Jornadas de Automática. Ciudad Real.
- Sarabia, Y. R., X. C. Bermúdez, R. J. F. Martínez, Z. H. Rodríguez, A. M. C. Moya y M. M. G. Lorenzo (2005). CBR-ANN hybrid model to optimize the sequence of wastewater treatments, Proc. of the Second International ICSC Symposium on Information Technologies in Environmental Engineering, Shaker Verlag: 711-720.
- Serrano, J., B. Tortosa y C. Terry (2006). Protección ambiental y producción + limpia. **Primera parte**.
- Shen, W., X. Chen y J. P. Corriou (2008). "Application of model predictive control to the BSM1 benchmark of wastewater treatment process", *Computers & Chemical Engineering*, **32**(12): 2849-2856.

- Shen, W., X. Chen, M. N. Pons y J. P. Corriou (2009). "Model predictive control for wastewater treatment process with feedforward compensation", *Chemical Engineering Journal*, **155**: 161-174.
- Wahab, N. A., M. R. Katebi y J. Balderub (2007). Multivariable PID control design for wastewater systems, 15th Mediterranean Conference on Control & Automation, Athens-Greece.
- Yu, R. F., H. W. Chen, W. P. Cheng y Y. C. Shen (2008). "Dynamic control of disinfection for wastewater reuse applying ORP/pH monitoring and artificial neural networks", *Resources, Conservation and Recycling*, **52**: 1015-1021.
- Zhang, P., M. Yuan y H. Wang (2008). "Improvement of nitrogen removal and reduction of operating costs in an activated sludge process with feedforward-cascade control strategy", *Biochemical Engineering Journal*, **41**(1): 53-58.

## ANEXOS

### Anexo I Principales tipos de procesos biológicos

PROCESOS AEROBIOS	CULTIVO EN SUSPENSIÓN	FANGOS ACTIVADOS	CONVENCIONAL	FLUJO PISTÓN	
				MEZCLA COMPLETA	
				ALIMENTACIÓN ESCALONADA	
				CONTACTO-ESTABILIZACIÓN	
				AIREACIÓN PROLONGADA	
				CANALES DE OXIDACIÓN	
				DOBLE ETAPA	
				OXÍGENO PURO	
			NITRIFICACIÓN		
			LAGUNAS AEROBIAS	AIREADAS	
			SIN AIREAR		
		ESTABILIZACIÓN AEROBIA DE FANGOS			
	CULTIVOS FIJOS	LECHOS BACTERIANOS	ALTA CARGA		
			BAJA CARGA		
		SISTEMAS BIOLÓGICOS ROTATIVOS (SBR, BIODISCOS))			
		REACTORES DE LECHO COMPACTO			
	CULTIVOS MIXTOS (SOPORTES EN SUSPENSIÓN)	REACTORES DE LECHO MOVIL			
PROCESOS ANÓXICOS	DESNITRIFICACIÓN CON CULTIVO EN SUSPENSIÓN				
	DESNITRIFICACIÓN CON CULTIVO FIJO				
	DESNITRIFICACIÓN CON CULTIVO MIXTO				
PROCESOS ANAEROBIOS	CULTIVO EN SUSPENSIÓN	DIGESTIÓN ANAEROBIA			
	CULTIVO FIJO	LAGUNAS AEROBIAS			
		FILTROS ANAEROBIOS			
PROCESOS AEROBIOS-ANAEROBIOS	NITRIFICACIÓN -DESNITRIFICACIÓN				
	LAGUNAS FACULTATIVAS				
	LAGUNAS DE MADURACIÓN				
	LAGUNAS ANAEROBIAS FACULTATIVAS				

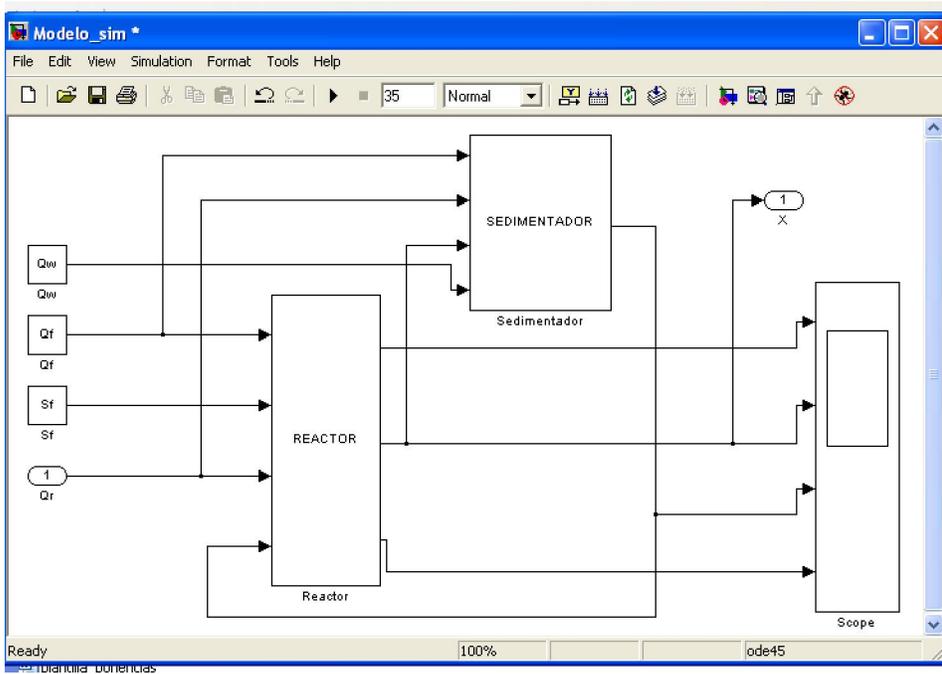
## Anexo II Fichero .m con los valores de los parámetros

```

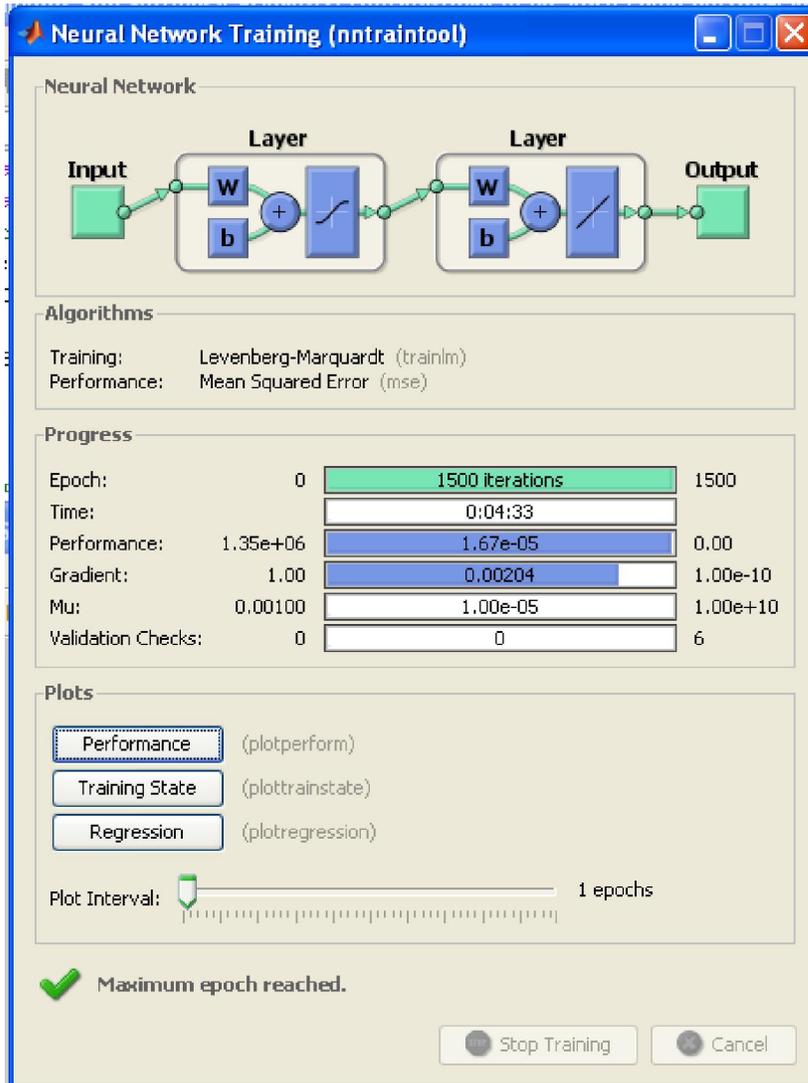
1 - close all
2 - clear all
3 - %Condiciones iniciales
4 - S0=668; % (mg/L) =concentracion inicial en el reactor
5 - X0= 1000; % (mg/L) =concentracion inicial (SSV) en el reactor
6 - CO2O = 2; % (mg/L) =concentracion inicial (O2) en el reactor
7 - Xr0 = 6500; % (mg/L) =concentracion inicial (SSV) en el sedimentador
8
9
10 % parametros cineticos
11
12 - Umax=1.97; % (d-1)
13 - b=0.259; % (d-1) coeficiente de respiracion endogena
14 - Y=0.33; % coeficiente de rendimiento=mg(SSV) producidos/mg (DQO) consumidos
15 - Ka=137.3; % mg/L (coeficiente de afinidad)
16 - Yo=0.915; % Yo=a/Y (coeficiente de rendimiento de oxigeno):
17 % mg(SSV) producidos/mg(O2) consumidos
18 - Kd=0.0601; % (d-1) coeficiente de muerte
19
20 % Condiciones de operacion
21 - Sf=668; % mg/L (concentracion del efluente a tratar)
22 - CO2f=0.3; % mg/L (concentracion de O2 en el efluente)
23 - Car=7.02; % mg/L (concentracion de saturacion de O2 en el agua residual)
24 - KLa=420; % d-1 (coeficiente de transferencia de O2)
25 - Qf=10000; % m3/d (caudal de agua residual o afluente a tratar)
26 - Qw=300; % m3/d (caudal de desecho de los fondos del sedimentador)
27 % Qr varia entre 500-10000m3/d (caudal de reciclaje)
28 - V=7000; % m3 (volumen de operacion del reactor)
29 - Vs=250; % m3 (volumen del sedimentador)
30

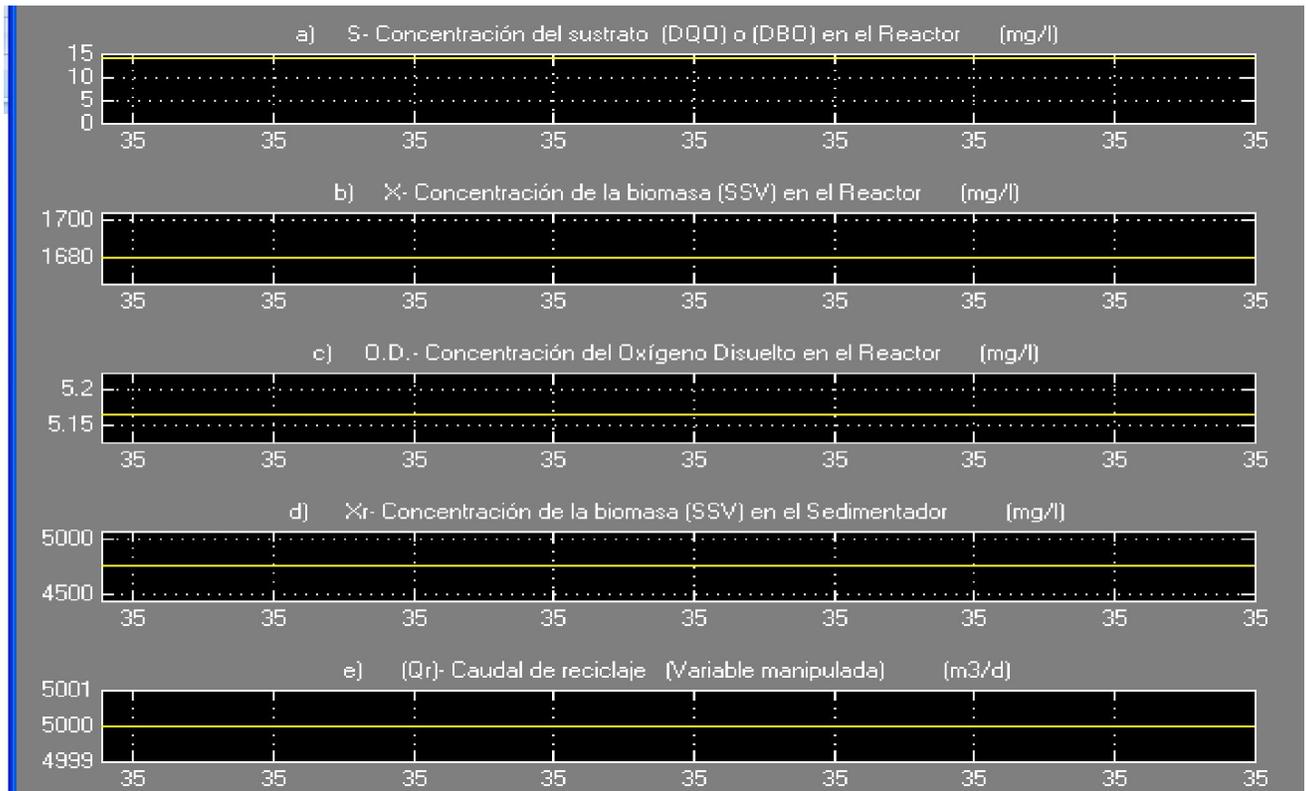
```

## Anexo III Modelo implementado en Simulink



## Anexo IV Ventana de los resultados del entrenamiento



**Anexo V Comportamiento del sistema sin controlador para carga máxima**

**Anexo VI Efecto de la variación de  $Q_f$  en el sistema sin controlador**