



Universitat de Girona

ESTUDIO DE LA APLICACIÓN DE SISTEMAS
BASADOS EN EL CONOCIMIENTO A LA
OPERACIÓN DE UNA PLANTA DE TRATAMIENTO
DE RESIDUOS SÓLIDOS URBANOS POR
VALORIZACIÓN ENERGÉTICA

Xavier LLAURÓ FÁBREGAS

ISBN: 84-688-1294-3
Dipòsit legal: GI-92-2003



Universitat
de Girona

**DEPARTAMENT D'ENGINYERIA QUÍMICA AGRARIA I TECNOLOGIES
AGROALIMENTÀRIES**

**ESTUDIO DE LA APLICACION DE SISTEMAS BASADOS EN
EL CONOCIMIENTO A LA OPERACION DE UNA PLANTA DE
TRATAMIENTO DE RESIDUOS SOLIDOS URBANOS POR
VALORIZACION ENERGETICA**

Xavier Llauro Fábregas

Memòria presentada per optar al grau de
Doctor Enginyer Industrial per la
Universitat de Girona

Girona

1999

MANEL POCH ESPALLARGAS, Professor d'Enginyeria Química de la Universitat de Girona,

CERTIFICA:

que la present Memòria titulada *Estudio de la aplicación de sistemas basados en el conocimiento a la operación de una planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos por valorización energética*, ha estat realitzada sota la seva direcció per Xavier Llauro Fábregas, Enginyer Industrial per la Universitat Politècnica de Catalunya, i constitueix la seva Memòria per optar al grau de Doctor Enginyer Industrial per la Universitat de Girona, en el programa de Doctorat "Tecnologies del Medi Ambient" d'aquesta Universitat.

I perquè consti, signa la present certificació

Girona, Juliol de 1999.

Manel Poch Espallargas

INDICE

INDICE

Prefacio	vii
0. Resumen	3
1. Los residuos sólidos urbanos	9
1.1 Problemática global de los residuos	9
1.2 Alternativas para la gestión de los residuos sólidos urbanos.....	11
1.3 La situación internacional.....	13
1.4 La situación en España.....	17
1.5 La incineración de RSU. Estado actual	19
1.6 Caracterización de los residuos	21
2. Objetivos	29
3. Descripción del proceso	33
3.1 Planta incineradora	33
3.2 Elementos de la planta.....	34
3.2.1 Recepción, almacenamiento	34
3.2.2 Horno de incineración.....	34
3.2.3 Sistema de aire de combustión	38
3.2.4 Sistema de humos	38
3.3 Sistemas de depuración de gases de combustión	40
3.4 Evacuación de cenizas y escorias	45
4. La planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos de Girona	49
4.1 Datos generales	49
4.2 Descripción de la planta.....	49
4.2.1 Alimentación	49
4.2.2 Horno.....	49
4.2.3 Sistema de recuperación de energía	53
4.2.4 Depuración y evacuación de gases	54
4.2.5 Instrumentación.....	54
4.3 Sistema de control actual y sus limitaciones	56
4.3.1 Controles de combustión y proceso.....	56
4.3.2 Puntos de consigna y alarmas.....	58
4.3.3 Limitaciones del sistema de control.....	59
5. Técnicas utilizadas	63
5.1 Sistemas basados en el conocimiento.....	63
5.1.1 Aplicabilidad de un sistema basado en el conocimiento del operador	65
5.1.2 Supervisión basada en el conocimiento	66
5.1.3 Representación del conocimiento.....	68
5.2 El razonamiento en los sistemas inteligentes	69
5.2.1 Redes neuronales	69
5.2.2 Sistemas expertos	70

5.2.3 Lógica difusa	71
5.2.4 Comparación de los diferentes métodos de razonamiento.....	71
5.3 Propiedades de las redes neuronales	74
5.3.1 Análisis de series temporales de temperatura mediante redes neuronales	76
5.4 Análisis de datos. Análisis de componentes principales	78
5.5 Sistemas de clasificación	84
5.6 Modelos	86
5.6.1 Tipos de modelo.....	86
5.6.2 Los modelos cualitativos	88
5.6.3 Modelo cualitativo de un proceso.....	90
5.7 Características de los sistemas expertos	92
5.7.1 Estructura de control.....	94
5.8 Herramientas de análisis. Sistemas CASSD	95
5.8.1 Abstractores	96
5.8.1.1 Descripción de los bloques	97
5.8.2 ALCMEN.....	101
5.8.2.1 Descripción de los bloques de ALCMEN	102
5.8.2.2 Relación entre la tendencia cualitativa de la temperatura y las acciones del operador	104
5.8.3 CEES.....	109
5.8.3.1 Descripción de los bloques de CEES.....	110
5.8.3.2 Aplicación al proceso de combustión de residuos sólidos urbanos	111
6. Resultados	119
6.1 Introducción.....	119
6.2 Análisis de datos	120
6.2.1 Clasificación de una señal de temperatura.....	120
6.2.2 Clasificación de los estados de operación	128
6.3 Modelización.....	132
6.3.1 Modelo de combustión. Generalidades	132
6.3.2 Modelo estático.....	134
6.3.3 Modelo analítico. Balances de materia y energía	136
6.3.3.1 Balance de materia.....	136
6.3.3.2 Balance de energía	137
6.3.3.2.1 Estado estacionario	138
6.3.3.2.2 Régimen transitorio.....	141
6.3.4 Análisis del horno de incineración de RSU	142
6.3.4.1 Cálculo estado estacionario	143
6.3.4.2 Superficie de llama.....	145
6.3.4.3 Modelo dinámico.....	147
6.3.4.4 Modelo MATLAB.....	149
6.3.4.5 Respuesta dinámica del proceso.....	153
6.3.4.5.1 Linealización del término de radiación.....	153
6.3.4.5.2 Modelo lineal.....	154
6.4 Relaciones cualitativas entre las variables	159
6.4.1 Modelo cualitativo basado en las relaciones entre variables	159
6.4.2 Modelo cualitativo a partir de ecuaciones analíticas	161
6.4.2.1 Validación del modelo	166
6.5 Desarrollo de la base de conocimiento	169
6.5.1 Generación de reglas	169
7. Sistema de control de una planta de tratamiento de residuos sólidos	177

7.1 Sistemas de soporte a la combustión	177
7.2 Configuración del sistema de control	180
7.2.1 Desarrollo del sistema de control	180
7.2.2 Sistema propuesto	183
7.3 Control de la temperatura del horno	188
7.3.1 Descripción del sistema experto.....	189
8. Conclusiones	195
9. Bibliografía	201
Anexo	
Clasificación de los RSU	209

PREFACIO

Este trabajo se ha desarrollado en el marco del Programa de Doctorado de Tecnologías del Medio Ambiente de la UdG, aunque en realidad se empezó a gestar ya en el año 1985 a raíz de mi asistencia a un curso de doctorado de la UPC sobre la aplicación de la Inteligencia Artificial a la construcción de sistemas expertos impartido por Alberto Sanfeliu. Entonces yo trabajaba en temas relacionados con la seguridad de las centrales nucleares y un tema de actualidad, como consecuencia del accidente de TMI, era la mejora de los sistemas para la vigilancia y el diagnóstico del estado de la planta y el desarrollo de sistemas de apoyo a los operadores de las centrales nucleares en situaciones de emergencia mediante el empleo de técnicas de Inteligencia Artificial. En aquella época había muchas dudas sobre la fiabilidad de estos sistemas, ya que una predicción incorrecta podía dar lugar a un resultado catastrófico, por lo que sólo se usaban como consultores para el personal de la sala de control

La situación no ha cambiado mucho en la actualidad, sigue habiendo desconfianza acerca de la capacidad de los sistemas expertos, y aunque existen aplicaciones de sistemas expertos en campos muy diversos, hay pocas aplicaciones de sistemas on-line.

En un campo muy distinto a una central nuclear, como es una planta de tratamiento de residuos, también es necesario disponer de un sistema de ayuda a los operadores, ya que los sistemas de control convencionales son incapaces de reaccionar ante las inevitables fluctuaciones locales y la falta de homogeneidad de los residuos, que comportan una variación de su poder calorífico y de sus propiedades de ignición. Es prácticamente imposible evitar las variaciones en el proceso de combustión, y estas variaciones comportan un aumento de las emisiones de contaminantes. Un sistema de soporte a la combustión puede mejorar el control de la combustión, y minimizar las emisiones de contaminantes. En este caso al no ser la actuación del sistema ni mucho menos tan crítica como en una central nuclear es de esperar que este tipo de aplicaciones tengan una buena aceptación.

Agradecimientos

Cuando se vislumbra el final del camino que conduce a la presentación de una tesis doctoral, uno se para a pensar y constata que no habría podido llegar hasta este punto sin el concurso de una serie de personas que han contribuido de una forma u otra a su realización. Sirvan estas breves líneas para expresar mi reconocimiento a todas ellas.

En primer lugar quiero agradecer la ayuda prestada durante todo el largo proceso de gestación por el director de la tesis, Manel Poch, que ha aportado sus orientaciones, comentarios y experiencia. También quiero dar las gracias a todas las demás personas que de una forma u otra han colaborado en el desarrollo de esta tesis, especialmente al grupo de José Luís de la Rosa, Unitat d'Enginyeria de Sistemes i

Automàtica, y en particular a Joaquim Meléndez y a Joan Colomer, que han desarrollado algunas de las herramientas informáticas que he utilizado, así como a Antoni Ligeza del Instituto de Automática AGH de la Universidad de Kraków, por el curso de doctorado que impartió durante su estancia en Girona y que contribuyó a poner en orden muchas ideas sobre los sistemas basados en el conocimiento. Igualmente quiero agradecer a Ulises Cortés y a Juan Manuel Gimeno su contribución en el tema de la clasificación de los estados de operación.

Esta tesis no habría sido posible sin el apoyo del director de la planta incineradora de Girona, Alfred Viñas, y de los operadores. Quiero dejar constancia de mi gratitud por la confianza que me han otorgado al permitirme acceder a los datos de operación de la planta.

Por último, pero no por ello menos importante, agradecer a mi familia la paciencia que han demostrado durante todo el período en que he dedicado una parte importante de mi tiempo a trabajar en la tesis, a veces en detrimento de otros menesteres.

RESUMEN

0. RESUMEN

Una de las actuaciones posibles para la gestión de los residuos sólidos urbanos es la valorización energética, es decir la incineración con recuperación de energía. Sin embargo es muy importante controlar adecuadamente el proceso de incineración para evitar en lo posible la liberación de sustancias contaminantes a la atmosfera que puedan ocasionar problemas de contaminación industrial.

Conseguir que tanto el proceso de incineración como el tratamiento de los gases se realice en condiciones óptimas presupone tener un buen conocimiento de las dependencias entre las variables de proceso. Se precisan métodos adecuados de medida de las variables más importantes y tratar los valores medidos con modelos adecuados para transformarlos en magnitudes de mando. Un modelo clásico para el control parece poco prometedor en este caso debido a la complejidad de los procesos, la falta de descripción cuantitativa y la necesidad de hacer los cálculos en tiempo real. Esto sólo se puede conseguir con la ayuda de las modernas técnicas de proceso de datos y métodos informáticos, tales como el empleo de técnicas de simulación, modelos matemáticos, sistemas basados en el conocimiento e interfaces inteligentes. En [Ono, 1989] se describe un sistema de control basado en la lógica difusa aplicado al campo de la incineración de residuos urbanos. En el centro de investigación FZK de Karlsruhe se están desarrollando aplicaciones que combinan la lógica difusa con las redes neuronales [Jaeschke, Keller, 1994] para el control de la planta piloto de incineración de residuos *TAMARA*.

En esta tesis se plantea la aplicación de un método de adquisición de conocimiento para el control de sistemas complejos inspirado en el comportamiento humano. Cuando nos encontramos ante una situación desconocida al principio no sabemos como actuar, salvo por la extrapolación de experiencias anteriores que puedan ser útiles. Aplicando procedimientos de prueba y error, refuerzo de hipótesis, etc, vamos adquiriendo y refinando el conocimiento, y elaborando un modelo mental. Podemos diseñar un método análogo, que pueda ser implementado en un sistema informático, mediante el empleo de técnicas de Inteligencia Artificial.

Así, en un proceso complejo muchas veces disponemos de un conjunto de datos del proceso que a priori no nos dan información suficientemente estructurada para que nos sea útil. Para la adquisición de conocimiento pasamos por una serie de etapas:

- Hacemos una primera selección de cuales son las variables que nos interesa conocer.
- Estado del sistema. En primer lugar podemos empezar por aplicar técnicas de clasificación (aprendizaje no supervisado) para agrupar los datos y obtener una representación del estado de la planta. Es posible establecer una clasificación, pero normalmente casi todos los datos están en una sola clase, que corresponde a la operación normal. Hecho esto y para refinar el conocimiento utilizamos métodos

estadísticos clásicos para buscar correlaciones entre variables (análisis de componentes principales) y así poder simplificar y reducir la lista de variables.

- Análisis de las señales. Para analizar y clasificar las señales (por ejemplo la temperatura del horno) es posible utilizar métodos capaces de describir mejor el comportamiento no lineal del sistema, como las redes neuronales. Otro paso más consiste en establecer relaciones causales entre las variables. Para ello nos sirven de ayuda los modelos analíticos

- Como resultado final del proceso se pasa al diseño del sistema basado en el conocimiento.

El objetivo principal es aplicar el método al caso concreto del control de una planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos por valorización energética.

En primer lugar, en el capítulo 1 *Los residuos sólidos urbanos*, se trata el problema global de la gestión de los residuos, dando una visión general de las diferentes alternativas existentes, y de la situación nacional e internacional en la actualidad. Se analiza con mayor detalle la problemática de la incineración de los residuos, poniendo especial interés en aquellas características de los residuos que tienen mayor importancia de cara al proceso de combustión.

En el capítulo 3, *Descripción del proceso*, se hace una descripción general del proceso de incineración y de los distintos elementos de una planta incineradora: desde la recepción y almacenamiento de los residuos, pasando por los distintos tipos de hornos y las exigencias de los códigos de buena práctica de combustión, el sistema de aire de combustión y el sistema de humos. Se presentan también los distintos sistemas de depuración de los gases de combustión, y finalmente el sistema de evacuación de cenizas y escorias.

El capítulo 4, *La planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos de Girona*, describe los principales sistemas de la planta incineradora de Girona: la alimentación de residuos, el tipo de horno, el sistema de recuperación de energía, y el sistema de depuración de los gases de combustión. Se describe también el sistema de control, la operación, los datos de funcionamiento de la planta, la instrumentación y las variables que son de interés para el control del proceso de combustión.

En el capítulo 5, *Técnicas utilizadas*, se proporciona una visión global de los sistemas basados en el conocimiento y de los sistemas expertos. Se explican las diferentes técnicas utilizadas: redes neuronales, sistemas de clasificación, modelos cualitativos, y sistemas expertos, ilustradas con algunos ejemplos de aplicación.

Con respecto a los sistemas basados en el conocimiento se analizan en primer lugar las condiciones para su aplicabilidad, y las formas de representación del conocimiento. A continuación se describen las distintas formas de razonamiento: redes neuronales, sistemas expertos y lógica difusa, y se realiza una comparación entre ellas. Se presenta una aplicación de las redes neuronales al análisis de series temporales de temperatura.

Se trata también la problemática del análisis de los datos de operación mediante técnicas estadísticas y el empleo de técnicas de clasificación. Otro apartado está dedicado a los distintos tipos de modelos, incluyendo una discusión de los modelos cualitativos.

Se describe el sistema de diseño asistido por ordenador para el diseño de sistemas de supervisión CASSD que se utiliza en esta tesis, y las herramientas de análisis para obtener información cualitativa del comportamiento del proceso: Abstractores y ALCMEN. Se incluye un ejemplo de aplicación de estas técnicas para hallar las relaciones entre la temperatura y las acciones del operador. Finalmente se analizan las principales características de los sistemas expertos en general, y del sistema experto CEES 2.0 que también forma parte del sistema CASSD que se ha utilizado.

El capítulo 6, *Resultados*, muestra los resultados obtenidos mediante la aplicación de las diferentes técnicas, redes neuronales, clasificación, el desarrollo de la modelización del proceso de combustión, y la generación de reglas. Dentro del apartado de análisis de datos se emplea una red neuronal para la clasificación de una señal de temperatura. También se describe la utilización del método LINNEO+ para la clasificación de los estados de operación de la planta.

En el apartado dedicado a la modelización se desarrolla un modelo de combustión que sirve de base para analizar el comportamiento del horno en régimen estacionario y dinámico. Se define un parámetro, la superficie de llama, relacionado con la extensión del fuego en la parrilla. Mediante un modelo linealizado se analiza la respuesta dinámica del proceso de incineración.

Luego se pasa a la definición de relaciones cualitativas entre las variables que se utilizan en la elaboración de un modelo cualitativo. A continuación se desarrolla un nuevo modelo cualitativo, tomando como base el modelo dinámico analítico. Finalmente se aborda el desarrollo de la base de conocimiento del sistema experto, mediante la generación de reglas

En el capítulo 7, *Sistema de control de una planta incineradora*, se analizan los objetivos de un sistema de control de una planta incineradora, su diseño e implementación. Se describen los objetivos básicos del sistema de control de la combustión, su configuración y la implementación en Matlab/Simulink utilizando las distintas herramientas que se han desarrollado en el capítulo anterior.

Por último para mostrar como pueden aplicarse los distintos métodos desarrollados en esta tesis se construye un sistema experto para mantener constante la temperatura del horno actuando sobre la alimentación de residuos.

Finalmente en el capítulo 8, *Conclusiones*, se presentan las conclusiones y resultados de esta tesis.

LOS RESIDUOS SOLIDOS URBANOS

1. LOS RESIDUOS SOLIDOS URBANOS

1.1 PROBLEMATICA GLOBAL DE LOS RESIDUOS

Todos los productos que se fabrican, comercializan y consumen acaban convirtiéndose, al menos en parte, en residuos. Como el consumo es imparable y creciente, la producción de residuos es cada vez más importante y su eliminación es un problema candente que compromete seriamente el desarrollo sostenible de nuestra sociedad. Durante siglos se han ido arrojando los residuos producidos en vertederos sin tener conciencia del problema porque los residuos no eran tan agresivos para la naturaleza y porque su cantidad era relativamente pequeña y asumible. Actualmente el problema se agrava porque producimos cantidades ingentes de residuos, y con características cada vez más contaminantes.

La problemática de la eliminación de los residuos es compleja y no existe una única solución que pueda aplicarse a todos los casos. Las diferentes líneas de actuación se orientan hacia la potenciación de la reducción en origen de los mismos, la recuperación para su reutilización o reciclaje y la eliminación segura de lo no recuperable. El reciclado o transformación en productos útiles, en algunos casos, resulta económicamente inviable. En muchas ocasiones se aplica una tecnología, que consiste básicamente en encerrar y tapar los residuos, que soluciona los problemas inmediatos pero mantiene el problema latente, al no eliminarlos definitivamente. En otros casos se puede acudir a la eliminación por algún proceso que produce a su vez residuos, como la incineración. Frente a este panorama, el papel de la ingeniería es crear o mejorar las “tecnologías limpias” aplicadas a la destrucción, no-producción o reducción y a la transformación de los residuos de forma respetuosa con el medio ambiente.

En cuanto a los *residuos sólidos urbanos*¹ (RSU), tomando como referencia una gran ciudad de nuestro país como Barcelona, la producción media por habitante y día en el año 1997 ha sido de 1.27 kg. En lo referente a su composición, el 45.2% de los residuos son productos combustibles (plásticos, papel, cartón, trapos, gomas, madera, etc.), el 38.7% son productos fermentables (entre otros los residuos vegetales y de cocina) y el 16.1% son inertes (metales, latas, vidrio, escombros, tierras, etc.) o de otro tipo. La participación de los materiales ligeros (papel, cartón, plástico) supone un porcentaje cada vez más elevado.

En la Unión Europea en 1990 se incineraba un 21 % de los 131 millones de toneladas de residuos producidas, en 545 plantas incineradoras. Esta solución también está muy

¹Apenas el 5% de los residuos generados llegan a la bolsa de basura doméstica. En España la definición de residuos sólidos urbanos incluye los residuos municipales y algunos otros procedentes de pequeños proyectos de construcción y de obras de demolición.

La OCDE define los residuos municipales como los que recogen los propios municipios o son recogidos para ellos, y comprenden los residuos domésticos, voluminosos y comerciales y otros similares procedentes de estos mismos lugares. Las definiciones de residuos municipales pueden variar de uno a otro país.

extendida en otros países como Estados Unidos y Japón. En Estados Unidos se producen anualmente alrededor de 210 millones de toneladas de RSU. De esta cantidad se recicla el 17 %, se envía a vertederos el 67 % y se incinera el 16 % restante. Un total de 32 millones de toneladas al año son incineradas en 151 plantas de incineración de las que 125 poseen sistemas de recuperación energética. La incineración es ampliamente utilizada en Japón donde se incineran el sesenta por ciento de las basuras totales producidas.

Los *residuos de tipo industrial*, especialmente los tóxicos y persistentes (recalcitrantes), generalmente son mezclas complejas de sustancias con diversas propiedades físico-químicas. El nivel de producción de residuos industriales en Cataluña es similar al habitual de los países de la OCDE, 100 kg por persona y año. De entre los tratamientos posibles, podemos citar los de tipo térmico de incineración, en diferentes modelos de horno (rotativo, parrilla móvil, en lecho fluidizado), o la inertización por plasma. La capacidad de eliminación de residuos peligrosos es insuficiente, se estima que la capacidad actual sólo puede absorber el 20% de los residuos peligrosos que no se eliminan in situ dentro de las mismas fábricas que los producen. A corto plazo, la estrategia del gobierno central es establecer depósitos seguros para el almacenamiento temporal de residuos peligrosos en tanto se cree la capacidad adecuada de eliminación. Los objetivos del Plan Nacional de Residuos Peligrosos para los años 1995 al 2000 son reducir en el 40% la generación de residuos, reutilizar o reciclar otro 20%, desarrollar almacenamientos suprarregionales hasta el año 2000 y disponer de instalaciones de eliminación para los residuos peligrosos en el año 2000.

La gestión de residuos industriales no peligrosos no ha sido estudiada adecuadamente a nivel nacional. En Cataluña se está trabajando para establecer especificaciones técnicas que permitan utilizar en la construcción residuos como, asfalto, neumáticos usados, ceniza y lodos.

Capítulo aparte merecen los *residuos radiactivos*. La generación de energía en centrales nucleares y el empleo de radionucleidos en la industria, la sanidad y en investigación producen residuos radiactivos que es necesario gestionar para confinarlos evitando su liberación a la biosfera en condiciones que produzcan daño a las personas y al medio ambiente. Actualmente se dispone de la tecnología necesaria para la gestión de los residuos de baja y media actividad, por ejemplo en España está en funcionamiento la instalación de almacenamiento de El Cabril que cubre las necesidades de las centrales nucleares en operación, cifradas en 200.000 m³. En el caso de los residuos de alta actividad, con un volumen estimado en nuestro país de 12.000 m³, la solución generalmente aceptada consiste en el almacenamiento geológico profundo en formaciones muy estables, como las minas de sal. Sin embargo, mientras se decide la ubicación definitiva se almacenan en superficie, bien en seco o bajo agua. La gestión de estos residuos exige todavía una amplia labor de investigación y desarrollo, tanto en la solución principal como en las complementarias de reducción de volumen y actividad.

1.2 ALTERNATIVAS PARA LA GESTION DE LOS RESIDUOS SOLIDOS URBANOS

El Programa de Acción Medioambiental de la Unión Europea establece el siguiente orden de prioridades en materia de gestión de residuos:

- prevención
- reutilización
- reciclaje
- valorización energética
- vertido controlado

Muchas veces se pone el énfasis en las tres primeras actuaciones, las llamadas 3R (reducir, reutilizar, reciclar), en perjuicio de las dos últimas, que son igualmente válidas. Es indudable que el primer paso en la política de gestión de los residuos debe ser la prevención o reducción en origen, y que para cumplir con sus objetivos es fundamental contar con la participación de los productores y de los consumidores, olvidando de una vez por todas la vieja filosofía de usar y tirar. La reutilización y el reciclaje tienen objetivos muy concretos en los que hay que poner el máximo esfuerzo, pero tienen también limitaciones indudables. Por la propia naturaleza de los residuos, por las posibilidades de reuso, y por las limitaciones sanitarias y económicas, sólo una parte de los RSU puede ser reutilizada y reciclada.

Hay que recurrir pues a otras soluciones complementarias técnicamente aceptables. Así la valorización energética, que no es otra cosa que la incineración con recuperación de energía y el almacenamiento de la fracción final en vertederos controlados son actuaciones totalmente válidas. En los países de nuestro entorno existen modernas instalaciones de incineración, incluso ubicadas dentro del casco urbano de ciudades, plantas que están sujetas a los más severos controles ambientales. Igualmente cuando tras todas las actuaciones técnica y económicamente razonables nos encontramos con unos residuos finales a los que hay que dar acogida segura, los vertederos son la mejor solución final. Evidentemente se requieren emplazamientos y diseños adecuados para que sean seguros, y al final de su vida y tras su clausura definitiva puedan tener una adecuada integración en el territorio.

El desarrollo sostenible lo tenemos, tras una política de prevención, en la incineración con recuperación energética y en los vertederos controlados. El proyecto de nueva directiva de la Unión Europea sobre vertederos [COM 97/105, 1997], ya aprobado por el Parlamento Europeo y cuya ratificación se espera que tenga lugar en 1999, impondrá serias limitaciones para reducir la cantidad de residuos orgánicos en los vertederos. En el año 2002 en la UE se prevé que los residuos combustibles que no puedan reciclarse tendrán que incinerarse, para producir energía, ya que no se podrán llevar a un vertedero.

GESTION DE LOS RESIDUOS SOLIDOS URBANOS



Figura 1.1 Jerarquía de prioridades medioambientales

Los RSU, por sus características físico-químicas, pueden ser eliminados en los tres grandes sistemas de eliminación: vertedero controlado, reciclaje - compostaje, e incineración.

Vertederos

El método principal de eliminación de residuos municipales es por enterramiento. El método más antiguo y sencillo es verter los residuos en lugares alejados de las zonas urbanas, de forma más o menos controlada. Se han desarrollado diversas tecnologías, que básicamente consisten en extender la basura en capas, compactarla y recubrirla con tierra. Los vertederos controlados son imprescindibles como pulmón y eliminación de los rechazos de los otros sistemas.

Reciclaje - compostaje

Los términos reciclaje-compostaje se utilizan para designar numerosas operaciones y distintos procesos de tratamiento de los residuos encaminados a la obtención de algún tipo de material que, una vez transformado, pueda ser reutilizado.

El compostaje es la fermentación aerobia de la fracción orgánica de los residuos en condiciones controladas de temperatura, humedad y aireación, para producir compost. En una planta de compostaje se obtienen además materiales recuperados: plásticos, papel y cartón, vidrio, metales. Tiene un papel muy importante en la política de gestión de los RSU, ya que es el método que presenta mayor potencial de reducción de vertidos. El compostaje, al centrarse en la parte fermentable de los residuos, contribuye a resolver uno de los mayores problemas de los vertederos, la generación de gases, lixiviados y olores. Para una instalación de compostaje es fundamental tener un sistema de recogida selectiva que permita la separación en origen de la materia orgánica para evitar la contaminación del abono orgánico producido por vidrio, plásticos y metales pesados. La venta del producto obtenido no es fácil, por una parte está sujeta a una fuerte estacionalidad, y si el abono es de mala calidad, debido a que está contaminado, es muy difícil que pueda comercializarse con éxito.

Incineración

Las plantas incineradoras son instalaciones en las que se genera un proceso de combustión controlada que finaliza una vez que toda la fracción combustible de los RSU se transforma en material inerte, calor y gases. Mediante la incineración se elimina el 80% de los residuos, y el 20% restante es escoria que se envía al vertedero. En los años setenta se construyeron muchas plantas incineradoras en Europa y Norteamérica, pero la tendencia cambió cuando se descubrieron los posibles efectos de las emisiones de contaminantes a través de los humos.

Hay que tener en cuenta que las plantas de incineración de residuos sólidos urbanos pueden ser una fuente importante de contaminación atmosférica si el proceso de combustión no se controla adecuadamente. Los más peligrosos de estos contaminantes son las dioxinas y los furanos. La sensibilización de la sociedad fuerza a la Administración a adoptar sistemas de tratamiento de las basuras cada vez más eficaces y compatibles con el sostenimiento de un nivel de calidad razonable del medio ambiente. Actualmente en las plantas incineradoras se instalan equipos de control de emisiones y sistemas especiales de tratamiento de gases para reducir las emisiones a la atmósfera. Gracias al empleo de esta tecnología, complementada con una mejora

del control de la combustión se considera que la incineración es una alternativa viable para la eliminación de los residuos.

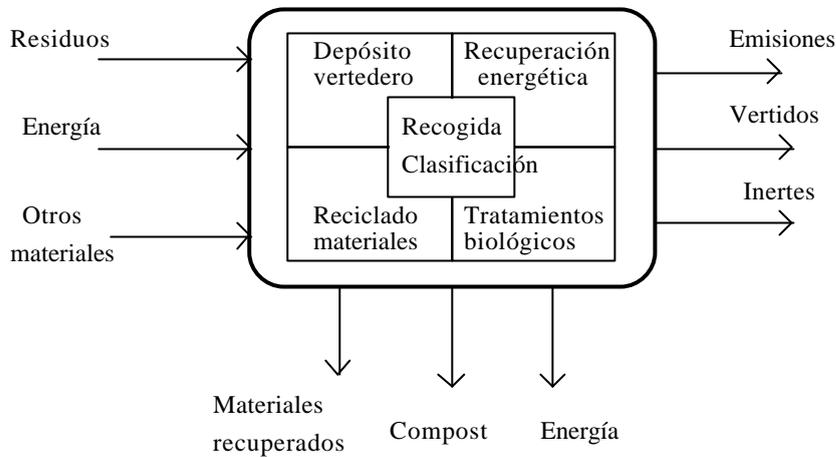


Figura 1.2 Gestión de los residuos sólidos

1.3 LA SITUACION INTERNACIONAL

Se presentan a continuación una serie de datos para analizar la situación de varios países industrializados de Europa, América del Norte y Japón respecto a la gestión de los residuos sólidos urbanos.

Tasas de generación

La producción de residuos en Estados Unidos es una de las más elevadas del mundo, con 2 kg/hab/día. España tiene una producción similar a Alemania, Reino Unido y Suiza, alrededor de 1 kg/hab/día. En cifras absolutas China, a pesar de tener una producción de 0.78 kg/hab/día, debido a su elevada población genera más de 300 millones de toneladas al año.

Alemania	360	Islandia	660
Austria	430	Italia	470
Bélgica	470	Japón	410
Canada	630	Luxemburgo	530
Corea	390	México	320
Chequia	230	Noruega	620
Dinamarca	520	OCDE	510
EEUU	730	OCDE-Europa	440
España	370	Polonia	290
Finlandia	410	Portugal	350
Francia	560	Reino Unido	350
Grecia	310	Suecia	440
Holanda	540	Suiza	380

Hungría	420	Turquía	390
---------	-----	---------	-----

Tabla 1.1 Producción de RSU (kg/hab/año), [OCDE, 1997]

Composición de los RSU

	Papel	Plástico	Vidrio	Metal	Mat. orgánica	Textiles	Otros
Alemania	18	5	9	3	44		20
Austria	22	10	8	5	30	2	23
Bélgica	30	4	8	4	45		9
Bulgaria	9	7	4	5	37		38
Dinamarca	29	5	4	13	28		21
España	20	7	8	4	49		10
Finlandia	51	5	6	2	29	2	5
Francia	31	10	12	6	25	4	12
Grecia	22	11	4	4	49		11
Holanda	25	8	5	4	52	2	5
Irlanda	34	15	5	4	24	3	15
Islandia	37	9	5	6	15		28
Italia	23	7	6	3	47		14
Noruega	31	6	6	5	30		23
Polonia	10	10	12	8	38		22
Portugal	23	4	3	4	60		6
Reino Unido	35	11	9	7	20	2	16
Suecia	44	7	8	2	30		9
Suiza	31	15	8	6	30	3	7
Turquía	37	19	9	7	19		18

Tabla 1.2 Composición típica de los RSU [White, 1995]

La composición de los residuos es muy variable, depende de unos factores principales (hábitos alimentarios, grado de desarrollo, situación económica) y de otros secundarios, como los hábitos sociológicos o la legislación sobre residuos y embalajes.

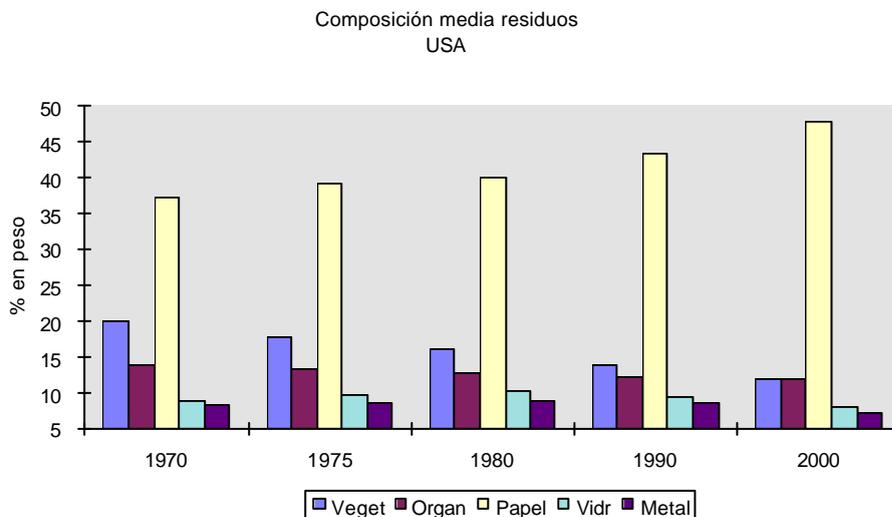


Figura 1.3 Evolución de la composición media de los RSU en Estados Unidos

Incineración

Los países con un nivel de vida más elevado son aquellos que poseen un mayor porcentaje de incineración. Actualmente en la incineración España ocupa uno de los últimos lugares de aquellos países que poseen plantas de incineración. este bajo nivel debe compararse con el alto porcentaje de RSU derivados a vertederos (controlados o no).

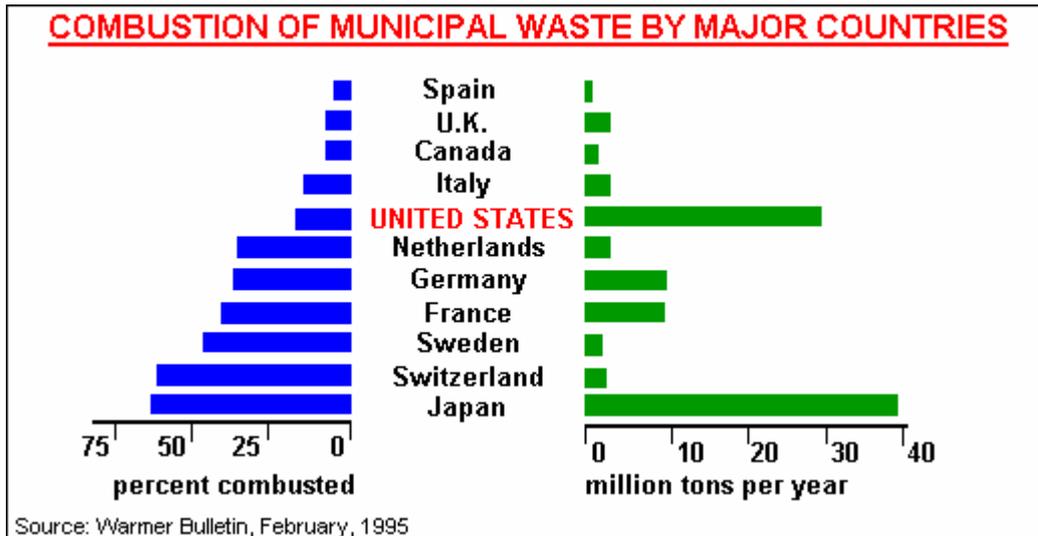


Figura 1.4 Incineración de RSU [Warmer Bulletin, 1995]

Vertedero

El porcentaje de residuos enviados a vertedero es inverso al de la incineración.

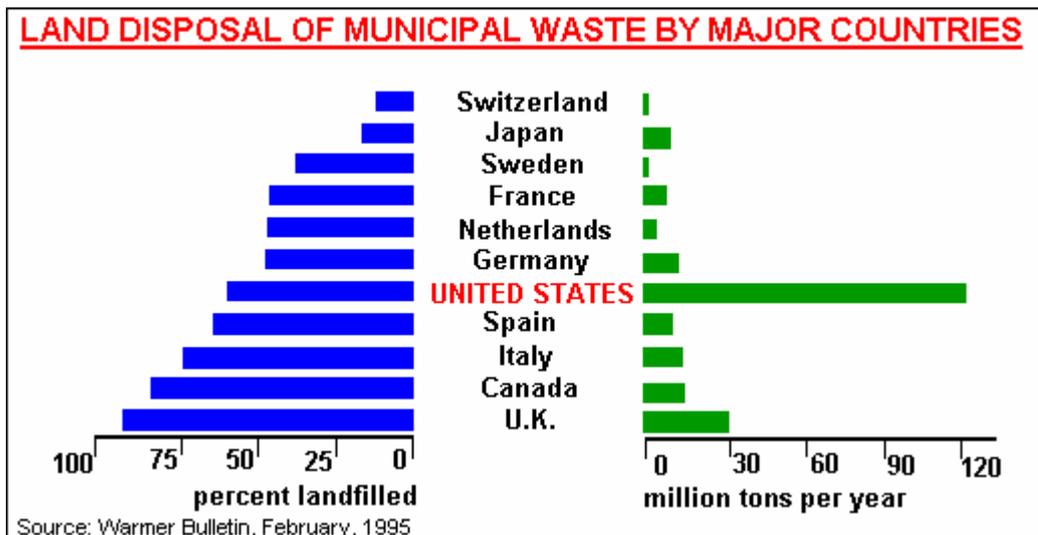


Figura 1.5 Deposición en vertedero [Warmer Bulletin, 1995]

Reciclaje

Estados Unidos es el país que más recicla, seguido de Suiza y Japón. España está en un nivel intermedio. Los países que menos reciclan son Italia, Francia y Reino Unido. La incineración es una opción complementaria al reciclaje, así los países más avanzados en reciclaje son precisamente los que incineran en mayor proporción la fracción que no se recicla.



Figura 1.6 Reciclaje [Warmer Bulletin, 1995]

Compostaje

En compostaje España ocupa la primera posición, seguida a bastante distancia por Francia. Canadá y Reino Unido no utilizan el compostaje.

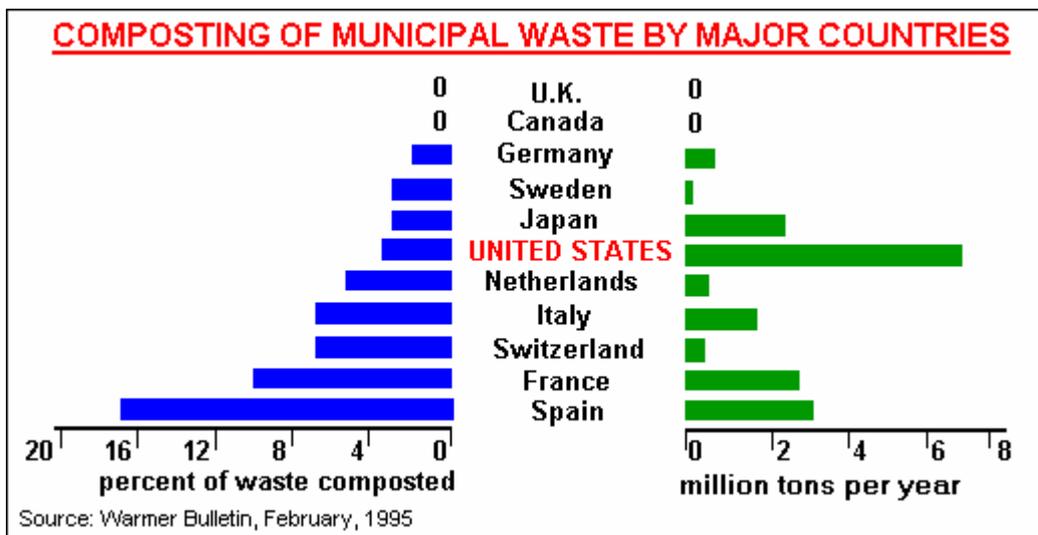


Figura 1.7 Compostaje [Warmer Bulletin, 1995]

1.4 LA SITUACION EN ESPAÑA

La gestión de los residuos a nivel nacional está regulada por la reciente Ley de Residuos de 1998, transposición de la Directiva Comunitaria 91/156 por la que se

modifica la Directiva 75/442. Esta ley por una parte abandona la denominación de residuos generales y peligrosos y establece una norma común para los residuos, por otra parte prevé la elaboración de un Plan Nacional de Residuos. La ley deroga la antigua Ley de Residuos Sólidos Urbanos de 1975 y la Ley de Residuos Tóxicos y Peligrosos de 1986. La Llei 6/93 reguladora de los residuos marca la pauta para la gestión de los residuos en Cataluña. Este conjunto de leyes establecen los objetivos de la gestión de los residuos.

Atendiendo a los datos de la Dirección General de Calidad y Evaluación Ambiental del Ministerio de Medio Ambiente la gestión de los RSU en España se hace en su mayoría por enterramiento, así el año 1996 el 64% se descargó en vertederos controlados y el 12% en vertederos no controlados. Otro 16% del total se trató en instalaciones de compostaje y un 5% se incineró. La recogida selectiva de vidrio y papel representa un 3%.

Sistemas de tratamiento de los RSU en España, 1996

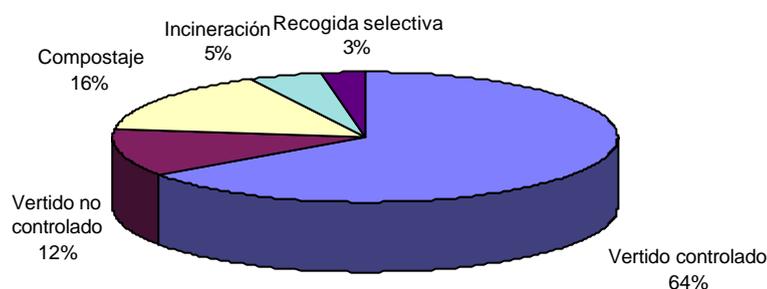


Figura 1.8 Sistemas de tratamiento de los RSU

Según datos del MMA [MMA, 1998] el año 1996 en España había 193 vertederos controlados, y 22 instalaciones de compostaje que procesaron 2.4 millones de toneladas de residuos, produjeron 358 mil toneladas de compost y clasificaron 89.000 toneladas de materiales reciclables, como papel/cartón, vidrio y metal. Se recogieron 220.000 toneladas de vidrio doméstico y 235.000 toneladas de vidrio industrial, alcanzándose en total el 35% del consumo de vidrio en España. La proporción de reciclaje de papel y cartón alcanzó hasta el 41% en 1996.

Comunidad autónoma	Generación per cápita kg/año	Vertedero controlado %	Vertedero no controlado %	Compost %	Incineración %
Andalucía	313	4.7	79.8	13.0	--
Aragón	292	6.4	88.1	--	--
Asturias	365	0.3	97.2	--	--
Baleares	555	28.0	60.5	10.1	--
Canarias	464	6.7	84.5	5.9	2.2
Cantabria	365	4.7	88.8	--	3.1
Castilla-La Mancha	358	48.6	39.9	9.7	--
Castilla-León	401	29.5	68.0	--	--
Cataluña	458	0.6	67.7	5.6	22.8
Extremadura	391	22.4	76.7	--	--

Galicia	299	63.9	34.3	--	--
La Rioja	383	0.5	91.1	--	--
Madrid	472	0.5	70.3	26.9	--
Murcia	372	29.5	8.9	57.9	--
Navarra	401	--	80.8	8.9	2.0
País Vasco	365	2.2	85.5	--	4.3
Valencia	365	3.9	28.6	64.3	--
España	388	11.6	65.3	15.6	4.6

Tabla 1.3 Gestión de los residuos sólidos urbanos en España, 1996 [MMA, 1998]

El año 1996 había 21 plantas incineradoras, de las que siete estaban provistas de sistemas de recuperación de energía. La mitad de las incineradoras son de tipo moderno y pueden trabajar las 24 horas del día, las otras que son más pequeñas y menos complejas, apenas superan las 3000 toneladas de tratamiento al año. En España se incineraron 705 mil toneladas de residuos, equivalentes al 4.6% del total de RSU generados. Cataluña con 5 plantas, incineró 639 mil toneladas.

La generación media de residuos en España ascendió a 388 kg/hab/año en 1996 y difiere ampliamente entre las distintas comunidades autónomas, alcanzando los niveles más elevados en Baleares y Canarias, en las cuales la actividad turística es elevada, en Madrid y Cataluña; en las restantes comunidades la cifra de producción fue de 300 a 400 kg per cápita.

1.5 LA INCINERACION DE RSU. ESTADO ACTUAL

En el año 1999 en España existen 8 incineradoras con recuperación de energía, cinco situadas en Cataluña (Sant Adrià del Besós, Montcada i Reixach, Girona, Tarragona y Mataró), Valdemingómez en Madrid, Son Reus en Mallorca, y Melilla. Mientras, en Francia hay 260, en Italia 84, y en toda Europa 620.

Hay una veintena de propuestas de construcción de incineradoras tanto de residuos sólidos urbanos como de residuos industriales, muchas de las cuales en estos momentos están paralizadas. En Cataluña existe el proyecto de una gran planta incineradora para el Area Metropolitana de Barcelona, con una capacidad de tratamiento de 350.000 toneladas/año, aunque en el vigente Programa Metropolitano de Gestión de Residuos Municipales su construcción queda en suspenso a la espera de su necesidad en función de los resultados de la recogida selectiva. Hay tres plantas incineradoras en avanzado estado de construcción, que son las de La Plana, Ceuta y Zabalgardi.

Las plantas de tratamiento de RSU con aprovechamiento energético generan vapor y energía eléctrica a partir de los RSU, (350 a 400 kWh por tonelada de RSU), que pueden considerarse por tanto como una fuente de energía renovable, contribuyendo al ahorro de energía primaria convencional. A finales de 1990 la potencia instalada en España era de 27,2 MW, con una producción de 139,3 GWh/año y una capacidad de incineración de 482.500 t/año. La potencia instalada en 1997 según los datos del IDAE [IDAE, 1998] es de 93,7 MW, con una producción anual media de electricidad por

incineración de RSU de 525 Gwh/año y una capacidad de incineración con recuperación de energía de 1.382.000 t/año.

Los gases de combustión procedentes de una planta incineradora contienen numerosos contaminantes, que están sujetos a severas limitaciones. Los límites de emisión para esta actividad están fijados por la normativa comunitaria, DC 89/369/CEE , 89/429/CEE, estatal RD 1088/92 y autonómica (D 323/1994 de la Generalitat de Catalunya).

Valores límite de emisión.

La legislación sobre las emisiones de contaminantes a la atmósfera va evolucionando de forma gradual haciéndose cada vez más restrictiva. En el campo de la incineración de residuos, además de las leyes y decretos generales sobre contaminación ambiental, es de aplicación la siguiente normativa específica:

D. 75/442/CEE Resúduos urbanos y resúduos en general Directivas de la CE para incineradoras de residuos sólidos urbanos nuevas 89/369, y existentes 89/429 [89/369/CEE, 1989]. Directiva sobre incineración de residuos peligrosos de 16 de diciembre 1994. Transposición: D. 323/1994, de 4 de noviembre, Generalitat de Catalunya [323/1994, 1994].

Se indican en la tabla 1.4 los valores límite de emisión según el D. 323/94, comparándolos con los de la reglamentación alemana BImSchV [17 BImSchV, 1990] que es la normativa más severa de la UE.

Contaminante mg/Nm ³ (1)	D. 323/94 RSU	D. 323/94 ESPECIALES	17 BImSchV
Partículas totales	200-30 (2)	10	10
HCl	250-50 (2)	10	10
HF	4-2 (2)	1	1
SO₂	300	50	50
NO_x (ppm NO₂)	300	300	200 mg/Nm ³
CO	100	50	50
C orgánico	20	10	10
PCDD/PCDF (ng/m³)	0.1	0.1	0.1
Metales pesados			
Pb+Cr+Cu+Mn	5		
Ni+As	1		
Cd+Hg	0.2		
Cd+Tl		0.05	0.05
Hg		0.05	0.05
Sb+As+Pb+Cr+Co+		0.5	0.5
Cu+Mn+Ni+V+Sn			

(1) Referido a 11% O₂, 9% CO₂, gas seco.

(2) Los valores límite varían según la capacidad de la planta.

Tabla 1.4 Valores límite de emisión

	Unidades	1986: TA-Luft	1990: 17. BImSchV		
			Valor medio diario	Valor medio-30 min.	Media durante muestreo
CO	mg/mN3	100	50	100 1)	-----
Partículas tot.	mg/mN3	30	10	30	-----
SO2 + SO3	mg/mN3	100	50	200 2)	-----
NO + NO2	mg/mN3	500	200	400 3)	-----
HCl	mg/mN3	50	10	60	-----
HF	mg/mN3	2	1	4	-----
C tot.	mg/mN3	20	10	20	-----
Cd + Tl + Hg	µg/mN3	200	-----	-----	-----
Cd + Tl	µg/mN3	-----	-----	-----	50
Hg	µg/mN3	-----	-----	-----	50
PCDD/PCDF	ng TE/mN3	-----	-----	-----	0,1

1) Valor medio horario

2) Como SO2

3) Como NO2

Tabla 1.5 Evolución de la normativa alemana

En la tabla 1.5 se aprecia como se van reduciendo progresivamente los límites de emisión tomando como ejemplo la normativa alemana. La Comisión Europea ha adoptado una propuesta de Directiva para restringir los límites de emisión de dioxinas y metales pesados de las incineradoras tomando como referencia las normas más estrictas de los países miembros [COM 98/558, 1998].

1.6 CARACTERIZACION DE LOS RESIDUOS

Los residuos sólidos urbanos son heterogéneos, de características y composición variable. Dependen, entre otros factores, de la propia evolución del nivel de vida, y principalmente de la aparición de plásticos, embalajes y materiales consumibles.

Clasificación de los residuos

Podemos clasificar los residuos en tres grandes grupos

Inertes : cenizas y tierras, cristal, envases metálicos, huesos...

Fermentables: restos vegetales, pescado, pan...

Combustibles: plásticos, papel, cartón, madera, trapos, cuero, gomas, pajas...

Composición

El conocimiento de la composición de los residuos es muy importante de cara a obtener algunos parámetros de funcionamiento importantes, como el poder calorífico o el volumen de aire de combustión. Sin embargo la gran heterogeneidad de los residuos y su variabilidad hacen que sea difícil establecer la composición de los que se producen en una zona determinada. De todas formas existen numerosos estudios sobre los residuos sólidos que permiten establecer los márgenes dentro de los que se mueven los distintos componentes. Se incluyen como referencia la tabla 1.2 con datos correspondientes a diversos países de nuestro entorno, y la figura 1.10, que muestra la evolución de la composición media para el Area Metropolitana de Barcelona.

La composición de los RSU es muy variable, depende de diversos factores como son:

- el nivel de vida
- la estación del año
- el clima
- la zona de procedencia
- la situación económica
- los hábitos culturales

En la bibliografía existe abundante información acerca de la composición de los RSU [Darcey, 1987], [Tchobanoglous, 1994], de la que podemos extraer los siguientes datos que tienen un interés particular para la incineración: el contenido en humedad es muy variable, oscila entre el 30 y el 70% en peso. El contenido en volátiles también es por tanto variable. Los inertes, que generan las escorias de la combustión, representan alrededor de un 20%, y la chatarra un 3%.

Considerando los valores correspondientes a los países occidentales industrializados, la fracción combustible varía entre un 24 - 44 % en peso, el contenido en humedad entre el 20.5 y el 48.5 en peso, y los inertes entre el 17 y el 46 % en peso. Los datos de la composición media se representan en la figura 1.9.

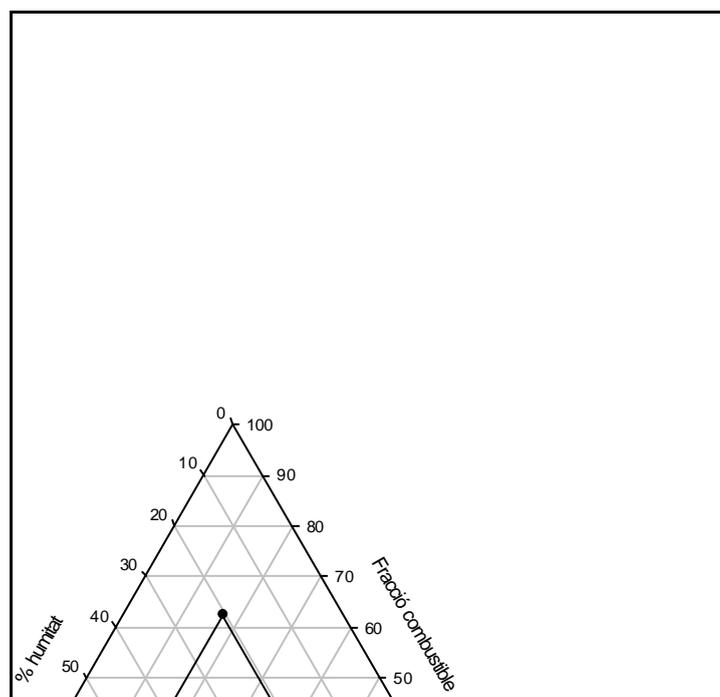


Figura 1.9 Composición de los residuos sólidos urbanos en los países occidentales

También pueden obtenerse datos sobre la composición química promedio de los residuos, considerando la composición elemental de las distintas fracciones, tal como se muestra en la tabla 1.6, que recoge datos de referencia para Estados Unidos y Cataluña.

% PESO	USA Media	Regió I, 1982 CMBBarcelona
H₂O	23.2	55
C	27.5	18.6
H	3.7	2.5
O	20.6	12
N	0.45	0.8
Cl	0.5	0.9
S	0.83	0.08
inerte	23.4	9.2
P	--	0.32
K	--	0.6
PCS	2683 kcal/kg	1972 kcal/kg

Tabla 1.6 Análisis elemental de los RSU [Ralea, 1987], [Tillman, 1991]

Densidad

La densidad de los RSU varía entre 120 y 250 kg/m³. La densidad es inversamente proporcional al nivel de vida. También varía entre invierno (180 kg/m³) y verano (120 kg/m³). Analizando la media ponderada de las contribuciones de los distintos componentes la densidad resultante debería ser mucho más elevada, lo que significa que el porcentaje de huecos es alto.

Material	Densidad kg/m³	PCI kcal/kg
Grasas animales	963	9456
Periódicos	112	4440
Revistas	562	2928
Serrín	193	4728
Trapos	241	4700
Polietileno	803	16152
Espuma de poliuretano	32	7248
Cuero	321	4032
Papel	700 -1200	3300
Madera	900	3800
Plásticos	1170 -1700	4800
PVC rígido	1170 -1700	4800

Tabla 1.7 Densidad y poder calorífico de los componentes de los RSU [Viñas, 1987]

Capacidad energética de los RSU

El valor de la capacidad energética es un dato fundamental para el diseño de la instalación. El poder calorífico depende de la composición de los residuos. Antes de la primera guerra mundial el Poder Calorífico Inferior medio se elevaba a 2000 kcal/kg debido al gran contenido de coque y restos de carbón. Como consecuencia de la crisis de los años 30 su valor disminuyó hasta 800 kcal/kg, debido a que se tuvo que buscar la utilización máxima de los combustibles. Actualmente el poder calorífico aumenta, facilitando la incineración de los residuos, al no ser precisa la utilización de combustible auxiliar [Aran, 1984]. Los residuos pueden quemarse sin necesidad de utilizar combustible auxiliar siempre que su composición esté dentro de los siguientes límites:

humedad	≤ 50%
cenizas	≤ 50%
combustibles	≥ 25%

Estimación del poder calorífico

El poder calorífico de los residuos varía entre 1100 - 2500 kcal/kg. Es muy variable, siendo necesario diferenciar entre las variaciones a corto y largo plazo. En la tabla 1.8 se muestran valores típicos del poder calorífico de los distintos grupos de materiales que intervienen en la composición de los residuos sólidos urbanos.

Material	% en peso	PCS Típico kcal/kg	PCS seco sin cenizas kcal/kg	PCS según es desechado kcal/kg
Papel	15	4500	4470	3778
Cartón	7.5	4000	4361	3913
Plástico	10	9000	8889	7833
Madera	2.5	4000	4078	3572
Textiles	2.5	5000	4611	4167
Gomas-cuero	2.5	6000	7000	6222
TOTAL	40	2250		

Tabla 1.8 Capacidad energética de los RSU [Niessen, 1995], [Tchobanoglous, 1994]

A medio y largo plazo el poder calorífico puede variar en función de la recuperación de papel y cartón, y la recogida selectiva de vidrio. El contenido de papel tiene tendencia a aumentar por efecto de la aplicación de la Ley de envases y residuos de envases, en detrimento de los plásticos. El porcentaje de materia orgánica tiende a bajar debido al cambio de los hábitos de consumo.

En la figura 1.10 puede observarse la evolución de la composición de los residuos del Area Metropolitana de Barcelona según las previsiones del Programa Metropolitano de Gestión de Residuos.

Composición RSU Area Metropolitana de Barcelona

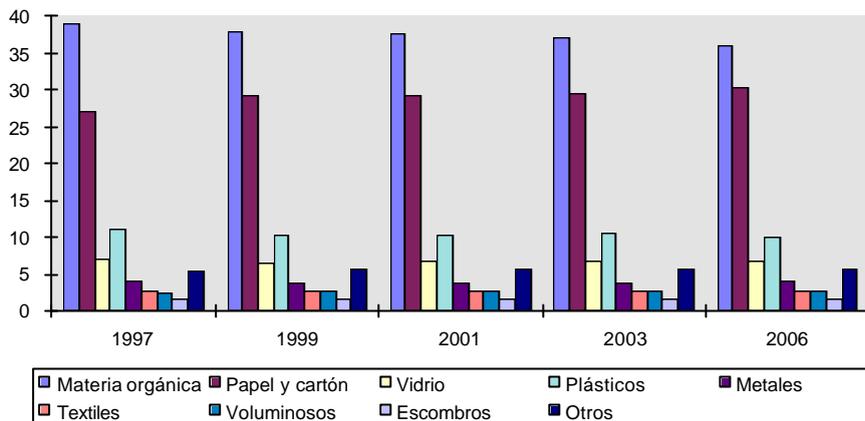


Figura 1.10 Composición de los RSU del Area Metropolitana de Barcelona [PMGRM, 1998]

El diseño de las plantas incineradoras de RSU debe permitir que sean flexibles frente a las variaciones del PCI.

Utilizando la tabla 1.9 que nos proporciona la composición química a partir de los distintos tipos de componentes podemos obtener el análisis elemental de un residuo y calcular el calor de combustión.

% en peso	C	H	O	N	S	Cl ₂	cenizas	H ₂ O
Papel mezcla	43.4	5.8	44.3	0.25	0.20	0.25	6.0	10.2
Cartón corrugado	43.7	5.7	44.9	0.09	0.21		5.34	5.2
Plástico Poliestireno	87.1	8.4	3.96	0.21	0.02	0.05 0.08	0.45	0.2
Madera	49.4	6.1	43.7	0.1	0.1	0.05	0.6	12.0
Textiles	46.1	6.4	41.8	2.18	0.20	0.02	3.17	15.3
Gomas	77.6	10.	--	--	2.0		10.0	1.2

Tabla 1.9 Composición química de los componentes combustibles de los RSU [Niessen, 1995]

Utilizando los datos de la tabla 1.6, correspondientes a los valores de referencia para la composición elemental de la Región I de Cataluña, se ha efectuado la estimación del calor de combustión empleando el método de Dulong, Chang y Boie. Los tres métodos proporcionan resultados muy similares. La media del PCS, calculada para el residuo al quemar, es de 1972 kcal/kg. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 1.10.

Conociendo el análisis elemental de los residuos puede calcularse el volumen de aire teórico con la fórmula

$$Airemínimo = 8.8766[C] + 26.4433[H_2] + 3.3248[S] - 3.3319[O_2] \quad Nm^3/kg \text{ de RSU}$$

Si no se dispone de estos datos pueden usarse gráficos que establecen correlaciones entre el PCI y el contenido de humedad de los residuos con el volumen de aire necesario para la combustión estequiométrica.

MATERIALRSU Región I - 1982

MAF Moisture and Ash Free
Seco sin cenizas

COMPOSICION - BASE HUMEDA

% C	% H	% O	% N	% S	% Cl	% P	% CaCO ₃
18,60%	2,50%	12,00%	0,80%	0,08%	0,90%	0,32%	0,00%
% Al(OH) ₃	% Al	% Fe(OH) ₃	% Fe	% Cenizas	% H ₂ O	Total %	
0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	9,80%	55,00%	100,00%	

Método (kcal/kg)	Al quemar	MAF	Base seca
DuLong	1964,7	5581,6	4366,0
Chang	1989,2	5651,0	4420,3
Boie	1966,9	5587,9	4371,0
Media	1973,6	5606,8	4385,8

Análisis - base seca

% C	41,3333%	% Al(OH) ₃	0,0000%
% H	5,5556%	% Al	0,0000%
% O	26,6667%	% Fe(OH) ₃	0,0000%
% N	1,7778%	% Fe	0,0000%
% S	0,1778%	% Ash	21,7778%
% Cl	2,0000%	% H ₂ O	0,0000%
% P	0,7111%		
% CaCO ₃	0,0000%	Total %	100,00%

TABLA 1.10 ESTIMACION DEL CALOR DE COMBUSTION

OBJETIVOS

2. OBJETIVOS

A pesar de los grandes avances registrados en las últimas décadas en el campo de la automatización y control de procesos todavía existen muchos procesos que, por diversos motivos, dependen de la intervención del operador. Este es el caso cuando es difícil obtener un modelo matemático del proceso, o no se dispone de valores de alguno de los parámetros necesarios, o las características de la entrada no se pueden controlar. Todas estas características se dan en el proceso de incineración de residuos sólidos urbanos, cuyo control depende en gran medida de la experiencia del operador. La dificultad de aplicar las técnicas clásicas de control, en este u otros casos, sugiere la idea de utilizar las técnicas basadas en el conocimiento.

El objeto de esta tesis es pues contribuir al desarrollo de la aplicación de los sistemas basados en el conocimiento a procesos complejos, en particular al control del proceso de combustión de una planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos por valorización energética.

En primer lugar se pretende estudiar y caracterizar la planta de tratamiento de residuos sólidos urbanos por valorización energética de Girona

Una parte importante del trabajo se dedicará a la aplicación de diferentes técnicas de adquisición de conocimiento para la elaboración de modelos que permitan verificar y validar el buen funcionamiento de las técnicas utilizadas. El conocimiento se obtendrá por una parte utilizando distintas técnicas de adquisición y procesamiento de datos, y por otra y muy importante a través de conversaciones con los expertos.

Se verificará la capacidad de las técnicas utilizadas para desarrollar un sistema de control basado en el conocimiento. Para ello se definirá la estructura del sistema de control de la combustión, y se realizará una propuesta de arquitectura funcional. Para la implantación del sistema se utilizará el entorno Matlab/Simulink y herramientas de diseño asistido por ordenador para el diseño de sistemas de supervisión CASSD. El conocimiento del sistema se integrará en un sistema experto, habiéndose escogido como motor de inferencia para el desarrollo del sistema experto el shell CEES 2.0.

DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

3.- DESCRIPCION DEL PROCESO

3.1.- Planta incineradora.

El proceso que se realiza en una planta incineradora de RSU consta básicamente de las siguientes fases:

- recepción y almacenamiento de los RSU
- incineración
- circuito de aire de combustión
- circuito de humos resultantes de la combustión
- evacuación de cenizas y escorias

El proceso es similar en todas las instalaciones. Normalmente las grandes diferencias existentes entre las plantas se observan en las tecnologías empleadas en la combustión y en el proceso de tratamiento de humos. La forma de enfriar los humos establece una primera clasificación entre plantas con recuperación de energía y plantas sin recuperación de energía. Actualmente, dada la necesidad de valorizar los residuos, todas las plantas que se construyen tienen sistemas de recuperación de energía.

La tecnología de incineración que está más desarrollada es la del horno de parrillas. Según un estudio sobre las instalaciones existentes o en construcción en USA [Darcey, 1987], y otro más reciente de [U.S. EPA, 1993], el sistema más empleado es la incineración en masa¹, seguido de la incineración modular con aire empobrecido (empleo de un 40% del aire necesario para la combustión en primera etapa). Una cuarta parte de las instalaciones emplean el sistema de preparación previa del combustible, CDR (en inglés RDF "Refuse derived fuel"). Sólo un 4% de las instalaciones existentes utiliza otras técnicas como la pirólisis o la gasificación en lecho fluido, especialmente en Suecia y Japón que son los países que tienen mayor número de plantas de lecho fluido. En España se prevé la instalación de una planta incineradora en La Coruña que será una de las mayores del mundo con una capacidad para tratar 600.000 toneladas al año de CDR. La pirólisis no se ha desarrollado a escala industrial debido a problemas tecnológicos, actualmente se encuentra en período de pruebas una planta en Alemania. La producción de CDR no cumplió las expectativas generadas a principios de los años 80 de obtener una energía no problemática, con bajos niveles de emisión.

Sistema de combustión	Existentes (196)	En proyecto (122)
Parrilla móvil	41%	58%
Gasificación y postcombustión	31%	18%
Preparación previa de combustible	24%	24%
Pirólisis o lecho fluido	4%	--

Tabla 3.1. Sistemas de combustión empleados en USA.

3.2.- Elementos de la planta

¹La incineración se denomina incineración en masa si se incineran residuos mezclados y no procesados, en una parrilla.

3.2.1. Recepción, almacenamiento.

Las plantas incineradoras de RSU tienen un foso de recepción en un recinto que se mantiene a depresión para evitar los malos olores. El aire aspirado del foso se envía a la cámara de combustión.

Normalmente se almacenan en el foso los residuos correspondientes a la producción de varios días. Los residuos son depositados en una tolva de alimentación de la línea de incineración mediante pinzas manejadas por medio de gruas-puente. Dado que la calidad de los residuos es extremadamente importante para la combustión, pues afecta a parámetros críticos como el poder calorífico y la humedad, el operador de la grúa es un elemento clave de la planta, ya que hace una clasificación previa apilando los residuos en distintas zonas, y al cargar la tolva puede seleccionar los residuos adecuados para lograr una alimentación más uniforme. De todas formas es difícil conseguir una calidad uniforme.

3.2.2. Horno de incineración.

Es un horno diseñado para quemar combustible con poder calorífico variable, dentro de un cierto rango que va desde los residuos en masa a un combustible del tipo CDR de 2800 kcal/kg. El régimen de funcionamiento del horno es continuo, lo que implica la necesidad de disponer de un buen sistema de mantenimiento para evitar averías. La velocidad de desplazamiento de los residuos se puede regular en función de sus características y su calidad.

Tipos de hornos :

- de parrillas
- de lecho fluido
- rotativos

Horno de parrillas. Se emplean normalmente para la incineración de RSU en masa. Las parrillas tienen la función de mover los residuos dentro de la cámara de combustión. Además sirven para conseguir una buena mezcla de los residuos con el aire de combustión. En estos hornos el aire de combustión penetra en la cámara de combustión por la parte inferior a través de la parrilla

Figura 3. 1 Horno de parrillas

Horno de lecho fluido. Típicamente se emplean para la combustión de combustibles fósiles o residuos no urbanos (p. ej. astillas de madera). No se emplea normalmente para la incineración de residuos urbanos ya que estos tienen que ser procesados previamente. Este método se basa en la transmisión de calor entre un material inerte, normalmente arena de sílice y el combustible. El sistema consta de un cilindro vertical de acero revestido de material refractario, un lecho de arena, una rejilla de apoyo, toberas para inyección de aire a presión y quemadores. Mediante la inyección de aire se fluidifica el lecho de arena. A través de quemadores que utilizan combustible auxiliar se calienta la arena hasta la temperatura de operación y se inicia la carga de los residuos. Los residuos se incineran, y a partir de este momento se corta el suministro de combustible auxiliar.

Figura 3.2 Horno de lecho fluido

Horno rotativo. Es un sistema antiguo que se sigue empleando debido a su flexibilidad para la incineración de residuos muy heterogéneos. Consta de un cilindro horizontal revestido de refractario, que gira alrededor de su eje a unas diez revoluciones por minuto. Este tipo de horno permite variar la velocidad de rotación y el tiempo de permanencia del combustible, con lo que puede controlarse la combustión. La existencia de movimiento implica limitaciones de tamaño y una mayor complejidad que otros sistemas, razón por la que se ha limitado su desarrollo a pequeñas plantas.

Figura 3.3 Horno rotativo

En las plantas con recuperación de energía el calor producido en el horno se transfiere a la caldera. Los gases calientes resultado de la combustión ceden calor a la caldera de recuperación para generar vapor que puede ser utilizado para accionar una turbina y generar electricidad.

Control de la incineración. Temperatura de los gases de combustión.

Debido a la naturaleza heterogénea de los RSU es imposible realizar una combustión estequiométrica. Los códigos de buena práctica², por ejemplo [17. BImSchV, 1990] en los que se inspira la normativa, exigen que la combustión se efectúe con un exceso de aire, para dar un 6% O₂ como mínimo, a una temperatura entre 850 - 1100 °C. Para minimizar la contaminación se requiere un tiempo de residencia de los gases en el horno de 2 segundos a una temperatura de 850°C. La normativa requiere también instalar un quemador auxiliar para mantener la temperatura en la cámara de combustión por encima de 850 °C en las condiciones más desfavorables de funcionamiento (puesta en marcha, parada...). Esta temperatura es necesaria para asegurar la eliminación de los contaminantes y la combustión total de gases orgánicos que producirían malos olores.

Las altas temperaturas producen altos rendimientos de destrucción y eliminación, pero por otra parte pueden causar problemas, tales como la vitrificación de las escorias o el daño al material refractario. También se produce un aumento de la volatilización de los metales pesados como el plomo, zinc, cadmio y cromo. Por tanto la temperatura debe mantenerse constante para lograr un equilibrio entre el rendimiento requerido y evitar daños causados por altas temperaturas o problemas de las emisiones. Se han ido perfeccionando sistemas para mantener la temperatura, como la recirculación de los gases de combustión, la introducción de aire caliente o la utilización de quemadores auxiliares.

3.2.3. Sistema de aire de combustión

² La buena práctica de combustión comprende los procedimientos de diseño, operación y mantenimiento de las plantas incineradoras que junto con las técnicas de tratamiento de gases adecuadas permiten incrementar el rendimiento de la combustión y minimizar las emisiones de compuestos orgánicos contaminantes.

La combustión de los residuos se efectúa con un gran exceso de aire (variable según los diferentes tipos de horno, $\lambda = 1.6 - 2.0$) para disminuir el CO y los inquemados. Sin embargo para disminuir la emisión de contaminantes interesa mantener el mínimo exceso de aire y obtener elevadas temperaturas de combustión. Se introduce aire de combustión primario en la zona de gasificación, y se genera turbulencia en las otras zonas del horno mediante el aire secundario.

En una planta típica el aire primario, entre el 60 - 75% del total, se inyecta por la parte inferior de la parrilla y debe ser regulado para evitar inquemados. Se suministra aire secundario para oxidar los gases ricos en combustible a través de toberas situadas en las paredes laterales de la cámara de combustión. El aire secundario controla la altura de llama y la temperatura de la cámara de combustión

3.2.4. Sistema de humos

En función de las características de los residuos y de las condiciones en que se efectúa la combustión los gases generados en la combustión contienen, además de los componentes normales (O_2 , N_2 , CO_2) los siguientes contaminantes

Monóxido de carbono : El CO se genera en la combustión incompleta. Si los niveles de CO son elevados es señal de que los gases no han estado durante el tiempo suficiente a temperatura elevada en presencia de oxígeno para oxidar el CO a CO_2 . Cuando se queman los residuos se genera CO_2 , CO, H_2 y compuestos hidrocarbonados inquemados. El exceso de aire reacciona con los gases para convertir el CO y el H_2 en CO_2 y H_2O . Si se añade mucho aire en la zona de combustión disminuirá la temperatura local del gas y se retardarán las reacciones de oxidación. Si falta aire se escapan mayor cantidad de inquemados, y parte de estos compuestos se convertirán en CDD/CDF. La concentración de CO es un buen indicador del rendimiento de la combustión, y es un criterio importante para indicar la presencia de inestabilidades y perturbaciones del proceso de combustión. Las emisiones de CO pueden reducirse mejorando el proceso de combustión.

Oxidos de nitrógeno NO_x : Los óxidos de nitrógeno se generan en todos los procesos de combustión. El compuesto dominante es el óxido nítrico NO, pero también se forma NO_2 y N_2O . Las emisiones de NO_x dependen de la temperatura de la combustión, y del exceso de aire. Para minimizarlas hay que controlar bien el proceso de combustión.

Gases ácidos HCl, SO_2 : Las concentraciones de HCl y SO_2 están directamente relacionadas con el contenido de Cl y S de los residuos. Se considera que la presencia de gases ácidos es independiente de las condiciones de la combustión. La incineración de PVC genera HCl que en parte queda neutralizado por las partículas alcalinas (cenizas, escoria). El nivel de SO_2 depende de la presencia de neumáticos, caucho, goma, que contienen mucho S.

Partículas : La emisión de partículas depende de las características de los residuos, del diseño del horno, y de las condiciones de operación (relación aire primario/secundario).

Metales (Cd, Pb, Hg, As, Ni, Cr) : Los metales están presentes en el papel, madera, latas, baterías, etc. Los metales se emiten en forma de partículas (As, Cd, Cr, Pb) o como gases volátiles (Hg). Las emisiones dependen de la composición de los residuos y son independientes del tipo de horno.

Compuestos orgánicos tóxicos (CDD/CDF) : Diversos compuestos orgánicos están presentes en los residuos o se forman durante los procesos de combustión y post-combustión. Pueden estar en fase vapor o condensados o absorbidos en las partículas. La emisión de dioxinas puede disminuirse optimizando el proceso de combustión, pero incluso con una incineración completa no se consigue eliminar las dioxinas. Debido al efecto *de-novo* durante el enfriamiento de los humos se observa una formación de dioxinas/furanos que se ve favorecida por un alto contenido de partículas, por la presencia de cloruros metálicos y alcalinos, y por concentraciones elevadas de CO. La temperatura de operación del electrofiltro es un parámetro que afecta a las emisiones de dioxinas. La formación de CDD/CDF en el electrofiltro es directamente proporcional a la temperatura de entrada, y tiene su máximo a unos 300 °C.

Para reducir la emisión de dioxinas pueden emplearse dos tipos de medidas

Medidas primarias:

Reducir CO y residuos inquemados mejorando la combustión

Reducir la concentración de partículas en los humos mejorando la configuración del horno

Eliminar el empleo de electrofiltros

Medidas secundarias:

Convertidor catalítico (el problema es la presencia de mercurio y sustancias volátiles)

Eliminación con carbón activado o coque

Estos procesos permiten lograr el límite de 0.1 mg TE/m³ en los gases de escape.

[Waste Management, Bernd Bilitewski, Georg Härdtle, Klaus Marek, Springer, 1994].

La EPA [U.S. EPA, 1993], proporciona los siguientes factores de emisión para estimar los niveles de emisión a largo plazo de las incineradoras de RSU, en kg de contaminante generado por tonelada de residuo quemado :

Contaminante	kg/Mg de residuo quemado
Partículas	1.26E+01
As	2.14E-03
Cd	5.45E-03
Cr	4.49E-03
Hg	2.40E-03
Ni	3.93E-03
Pb	1.07E-01
SO ₂	1.73E+00
HCl	3.20E+00
CDD/CDF	8.35E-07
NO _x	1.83E+00
CO	2.32E-01

Tabla 3.2. Factores de emisión, para incineración de RSU en masa según EPA

Control de emisiones

Para el seguimiento de la instalación y poder conocer los niveles de emisión de contaminantes debe disponerse de instrumentación para medir: la temperatura de la cámara de combustión, el contenido de O_2 ; la presión, temperatura, y vapor de agua de los gases de salida. También se requiere la implantación de sistemas de medición en continuo de la emisión de partículas totales y CO .

3.3. Sistemas de depuración de gases de combustión

Para minimizar el impacto sobre el medio ambiente, y debido a las crecientes exigencias y limitaciones de la normativa, las instalaciones de incineración necesitan sistemas de depuración de los gases de combustión adecuados, ya que las prácticas de buena combustión por si solas y los electrofiltros utilizados anteriormente no son suficientes. Para tratar el caudal de gases generado, alrededor de $6-7 \text{ Nm}^3/\text{kg}$ de residuo, se dispone de una serie de tecnologías convencionales que se basan en el empleo de sistemas de depuración que pueden ser de tipo húmedo, semiseco o seco.

Método húmedo

Se instala una unidad de eliminación de partículas de polvo (filtros de mangas, precipitadores electrostáticos). Luego se efectúa un lavado de los gases ácidos inyectando en el flujo de gas una solución acuosa de hidróxidos de calcio o sodio para eliminar el HCl y el SO_2 .

En instalaciones grandes puede recuperarse el HCl si en lugar de neutralizarlo se utiliza un proceso de rectificación con ayuda de una solución de $CaCl_2$.

Método seco

Se rocía cal seca pulverizada e hidratada en una cámara de mezcla. Los gases ácidos reaccionan con la cal y el producto se recoge en un filtro (de mangas o electrostático). En la figura 3.4. se muestra un esquema del método. Una alternativa consiste en inyectar bicarbonato sódico en lugar de cal.

Para aumentar la eficiencia de este proceso es muy importante poder reducir la temperatura de los gases.

Entre las ventajas que presenta el método seco, podemos citar que hay una menor pérdida de carga que con el método húmedo, el producto seco no es corrosivo, y la temperatura es inferior al punto de rocío.

Figura 3.4 Sistemas de depuración de gases de combustión. Método seco. Método semiseco.

Método semiseco

Se ha adaptado un método desarrollado para la desulfuración de plantas de combustión de carbón. Se diferencia del método seco en que el reactivo se inyecta en el seno de la corriente de gases en forma de lechada de hidróxido cálcico, $Ca(OH)_2$, pulverizado en forma de finas gotas, que reacciona con los compuestos ácidos y precipita las partículas de polvo de mayor tamaño.

El método seco tiene una elevada eficiencia para la eliminación de gases ácidos, no genera vertidos de aguas residuales y tiene un bajo coste de mantenimiento.

Estos sistemas permiten eliminar un 90% de los contaminantes ácidos, partículas y metales pesados. Sin embargo como los límites de emisión exigidos por la normativa

son cada vez más estrictos pueden no ser suficientes para eliminar otros compuestos como el mercurio, las dioxinas y furanos, o los óxidos de nitrógeno [Narvaez, 1993].

- Mercurio

Más del 90% del mercurio existente en los gases de las plantas de incineración de basuras se encuentra en forma de HgCl_2 . El 10% restante es mercurio metálico. Para separarlo hay distintas técnicas que consisten en la inyección de carbón activado o de Na_2S en la corriente de gas, o en hacer pasar los gases a través de filtros de carbón activado. En el proceso de inyección de carbón activado el Hg es adsorbido en la partícula de carbono, mientras que con la inyección de Na_2S se produce una reacción y precipita HgS .

- Dioxinas y furanos

Forman una familia con un total de 210 isómeros. La máxima toxicidad corresponde al isómero TCDD.

En plantas de diseño reciente con emisiones de dioxinas comprendidas entre 1-5 ng/m^3 puede cumplirse con holgura el valor límite de emisión. Para la eliminación de estos compuestos puede utilizarse un sistema de depuración que trabaja a base del proceso semiseco. Consta de un absorbedor por atomización seguido por un electrofiltro o un filtro de mangas. Fig. 3.4.

Se mejora la eficiencia de la eliminación de dioxinas/furanos empleando Na_2S , un complejo de sales sódicas, y coque de lignito pulverizado, suspendido en agua y en lechada de cal. Desde el punto de vista económico el aditivo más apropiado es el Na_2S , pero hay que usar un sistema de alimentación totalmente cerrado para evitar olores molestos. El complejo de sales de Na es mucho más caro. La solución óptima es utilizar como absorbente el coque de lignito, es más caro pero sirve para eliminar las dioxinas.

Figura 3.5. Sistemas de depuración con coque de lignito.

- Técnicas de control de NO_x

En las plantas incineradoras las concentraciones máximas de NO_x están en el rango de 100 a 400 mg/Nm^3 . Los nuevos límites de la normativa mediambiental hacen indispensable la aplicación de medidas secundarias para reducir la cantidad de óxidos de nitrógeno. El control de las emisiones de NO_x puede efectuarse a través de técnicas de control de la combustión, o mediante sistemas de tratamiento adicionales. Los controles de combustión se basan en reducir el exceso de aire para disminuir el O_2 disponible en la zona de llama para reaccionar con el N_2 .

Existen dos procesos de tratamiento adicionales, la reducción catalítica selectiva (SCR), y la reducción no-catalítica selectiva (SNCR) que emplea agentes de reducción en la cámara de combustión. Ambos procesos usan amoníaco o sus derivados para reducir los óxidos de nitrógeno NO_x generados en la combustión [Mayer-Schwinning, 1991].

Con la reducción no-catalítica selectiva puede conseguirse una reducción de NO_x de un 45%, mientras que con la reducción catalítica puede obtenerse una reducción superior al 80%.

Figura 3.6. Sistemas de reducción catalítica.

3.4. Evacuación de cenizas y escorias.

Por cada tonelada de RSU se producen, en media (estas cifras pueden variar en función de la recogida selectiva):

200 kg de escoria

30 kg de chatarra

20-80 kg de cenizas

Los residuos de la combustión son las escorias, que se descargan en el extractor de escorias y se transportan mediante una cinta transportadora. Si la combustión ha sido completa las escorias pueden utilizarse como subproducto, en obra pública, o verterse sin riesgos en los vertederos.

Las cenizas son las materias residuales procedentes del tratamiento de gases y tienen que llevarse a un centro de tratamiento autorizado para su inertización. En Cataluña el vertedero de Castellolí acogerá 20.000 toneladas anuales de cenizas generadas en incineradoras de residuos municipales y fundiciones de metales.

Las escorias contienen metales pesados (plomo y zinc) en proporciones muy bajas respecto a las cenizas del filtrado de gases. Estos metales pesados se encuentran bajo una forma casi insoluble, encerrados dentro de una ganga vitrificada, siendo su potencial contaminante muy bajo. Los metales más tóxicos como el mercurio y el cadmio están prácticamente ausentes [Schachermayer, 1995].

Las materias residuales procedentes del tratamiento de gases se pueden eliminar de las formas siguientes:

- a) Lavando las cenizas volantes, mediante la acción de agentes aglomerantes y compactación.
- b) Mejorando la resistencia a la lixiviación de los metales pesados y cloruros mediante lavado alcalino y posterior solidificación con agentes aglomerantes.
- c) Mediante tratamiento térmico de las materias residuales con vistas a su comercialización como por ejemplo la vitrificación.

**LA PLANTA DE TRATAMIENTO DE RESIDUOS SOLIDOS
URBANOS DE GIRONA**

4. LA PLANTA DE TRATAMIENTO DE RESIDUOS SOLIDOS URBANOS DE GIRONA

4.1 DATOS GENERALES

La planta incineradora de Girona ubicada en Campdorà (Girona) está en funcionamiento desde el año 1984 para tratar los residuos urbanos de los municipios de Girona, Salt y Sarrià de Ter, y admite residuos industriales y de particulares que puedan aceptarse por sus características no peligrosas.

La comarca del Gironès con una población de 129.000 personas generó durante el año 1996 60.500 toneladas de RSU, lo que representa una media de 1.28 kg/hab/día. Se incineran unas 37.000 toneladas al año, con una producción de 9.300 Mwh.

4.2 DESCRIPCION DE LA PLANTA

4.2.1 Alimentación

Los residuos, llegados en camiones, se descargan en un foso de almacenamiento con una capacidad de 1.200 m³ equivalentes a tres días de recogida, desde donde se alimentan los hornos. La alimentación de residuos al horno se hace mediante un sistema de pistón hidráulico/tornillo. El caudal de alimentación puede controlarse actuando sobre el sistema hidráulico.

El operador puede modificar el modo de alimentación actuando sobre la velocidad y el recorrido de un pistón hidráulico.

- Velocidad : el pistón tiene 10 posiciones de velocidad, ajustables de manera continua
- Recorrido : es de aprox 1 m, ajustable manualmente mediante la posición de un interruptor fin de carrera

El tiempo de la carrera es de unos 30 segundos.

La carga mecánica de residuos vendrá limitada por la capacidad térmica del horno, que depende del PCI del residuo, y por el caudal de aire de combustión disponible.

4.2.2. Horno.

La planta incineradora de Girona tiene dos líneas de incineración con una capacidad nominal de 3 toneladas/hora cada una. La parrilla de tipo Martin de retroceso, figura 4.1, consta de dos cintas inclinadas, con escalones alternativamente fijos y móviles, dotadas de un movimiento de vaivén mediante un pistón hidráulico para facilitar el desplazamiento de las basuras.

La *parrilla* se divide en las siguientes zonas donde se lleva a efecto el proceso de combustión:

- secado, donde las basuras pierden buena parte de su humedad
- combustión, donde se inicia la combustión y se transforman las basuras en escorias

- extinción, donde las basuras ya han desaparecido por completo y tiene lugar la expulsión de las escorias

El fuego debe ir desde la parte superior hasta aproximadamente la mitad de la parrilla. Si desciende más abajo es señal de que el movimiento es demasiado rápido y aparecerán inquemados. Existe una posición óptima del fuego para que haya un buen secado y un tiempo de residencia en la parrilla suficiente para que el quemado sea completo. La duración de la combustión es de 1 a 8 minutos, y el tiempo de residencia de los gases es de 4 segundos.

Velocidad de la parrilla Es necesaria una sincronización entre la alimentación de residuos y el movimiento de la parrilla. Si la parrilla se mueve muy lentamente habrá pocos problemas de combustión, pero disminuirá la capacidad de producción. La parrilla es accionada por medio de un pistón hidráulico. El pistón tiene 10-12 posiciones, ajustables de manera continua.

Los residuos de combustión se conducen al exterior mediante una cinta transportadora. La velocidad del extractor de escorias es constante y no influye sobre la combustión.

Aire de combustión

La planta dispone de un ventilador de aire primario para cada horno que toma el aire del exterior y lo descarga, a través de una batería de calentamiento y un recalentador de intercambio de calor con los humos (que se utiliza cuando no funciona el ciclo de recuperación) para elevar su temperatura hasta 140°C - 160°C, al correspondiente conducto de aire de combustión donde se distribuye a la parrilla por la parte inferior.

Para conseguir una buena mezcla y la combustión total de los gases se insufla aire secundario procedente del foso de descarga de basuras por la parte superior de la cámara de combustión. El calor requerido para elevar la temperatura del aire secundario es aportado por un intercambiador que absorbe energía de los humos.

Control de la capacidad de combustión

La temperatura de humos de combustión está comprendida entre 950 °C y 1050 °C, efectuándose un paro automático de las parrillas y del sistema hidráulico de alimentación cuando superan esa temperatura. El caudal de humos es variable únicamente en función de la pérdida de carga del aire a través de la parrilla. Se utiliza una aportación de aire para dilución con el fin de disminuir la temperatura de humos cuando no funciona el sistema de recuperación de calor. La temperatura de salida al intercambiador calentador aire combustión debe ser como máximo 350 °C para llegar a la entrada del electrofiltro a 300 °C.

El caudal de aire de combustión se regula en función del punto de consigna establecido. Los motores de las soplantes son de velocidad constante. Para regular el aire de combustión puede actuarse manualmente sobre las válvulas.

El diagrama simplificado del proceso se muestra en la figura 4.2.

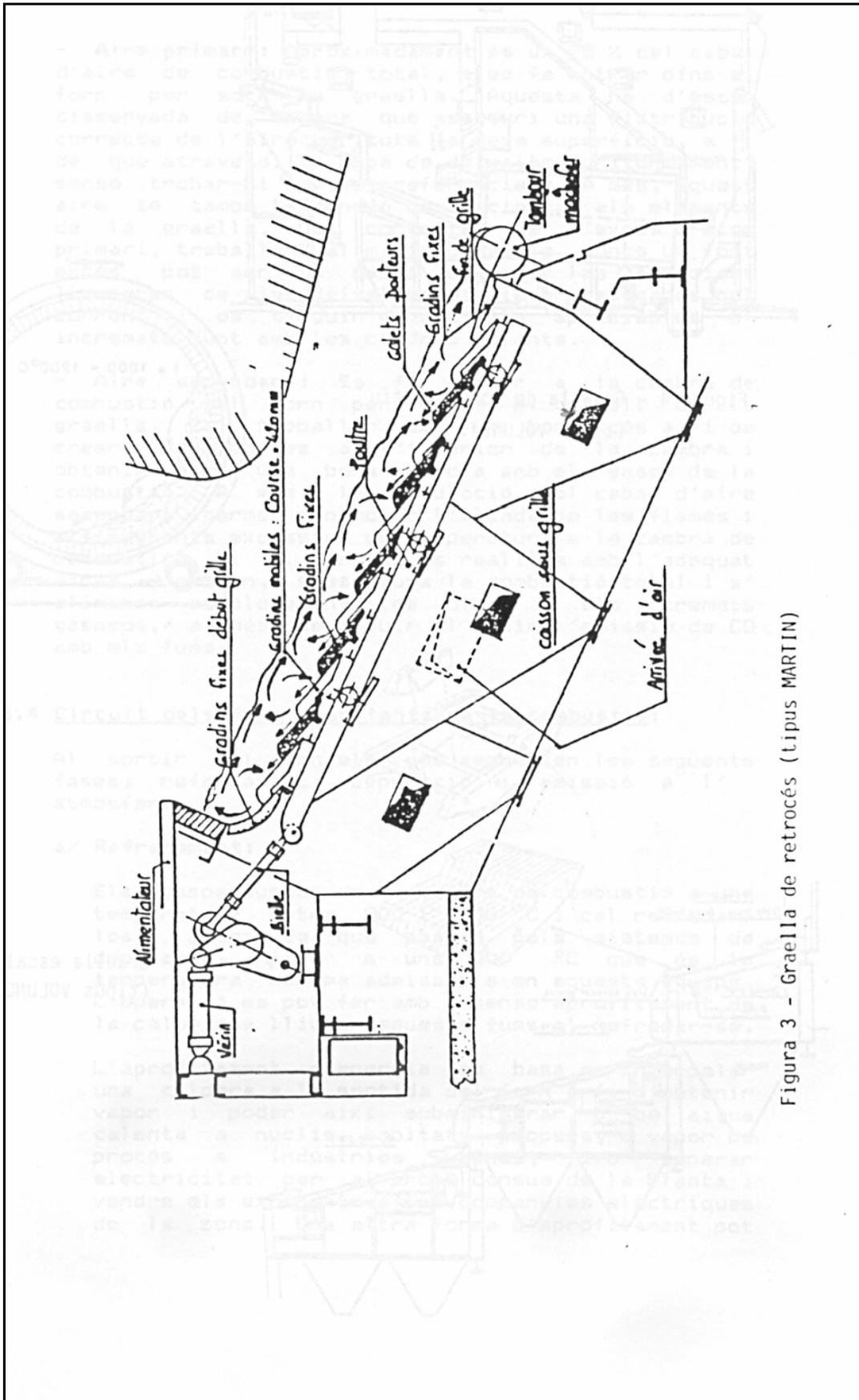


Figura 3 - Graella de retrocés (tipus MARTIN)

Figura 4.1 Parrilla de retroceso

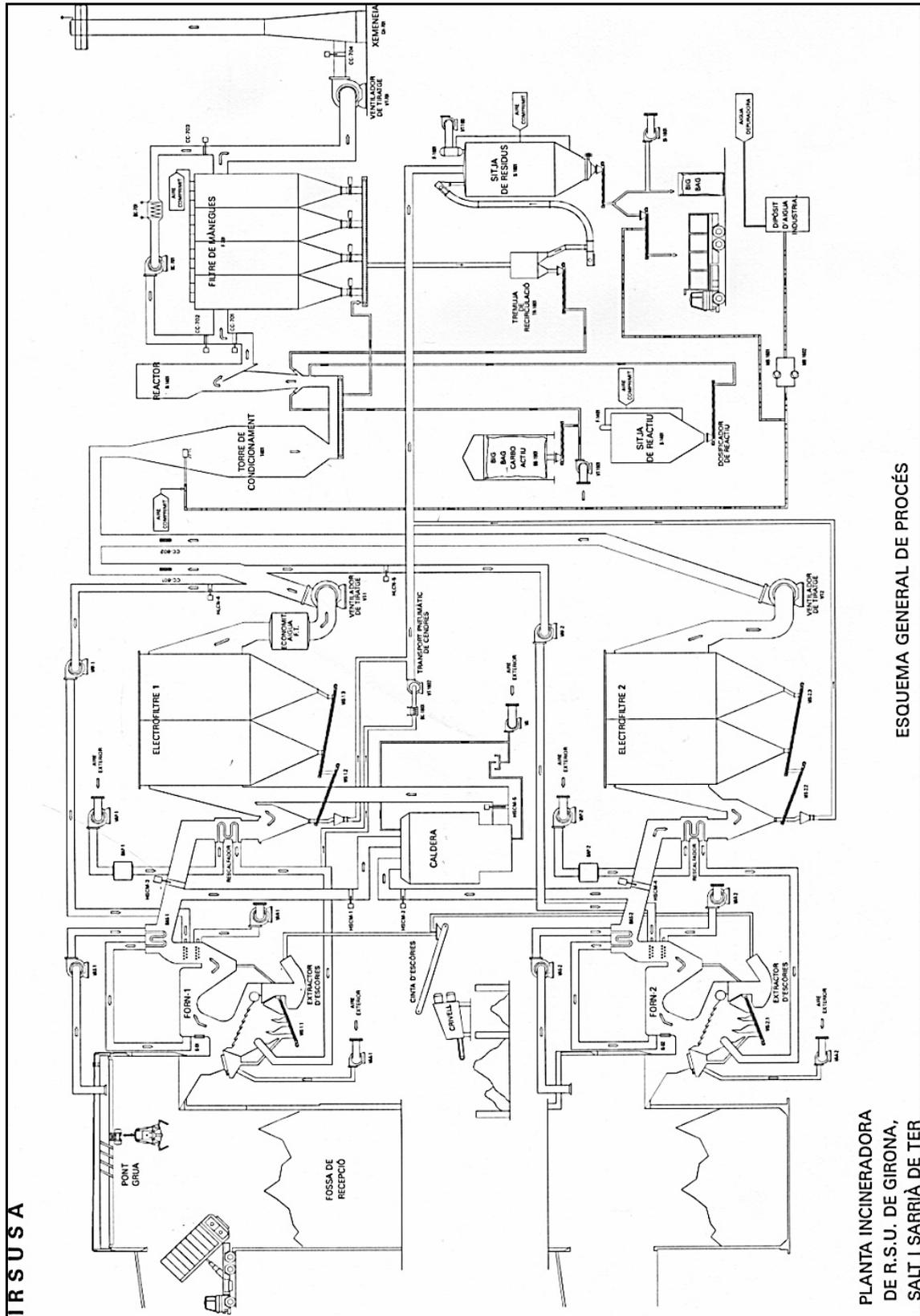


Figura 4.2 Diagrama de proceso

4.2.3 Sistema de recuperación de energía

Inicialmente la planta de Girona no disponía de caldera de recuperación. Posteriormente se instaló una caldera que utiliza un ciclo termodinámico especial, denominado SMR. Este ciclo emplea el fluido Santotherm VP1 de Monsanto y permite incrementar la eficiencia energética en más de un 25% respecto al ciclo convencional de vapor de agua. En la figura 4.3 se muestra el esquema del ciclo.

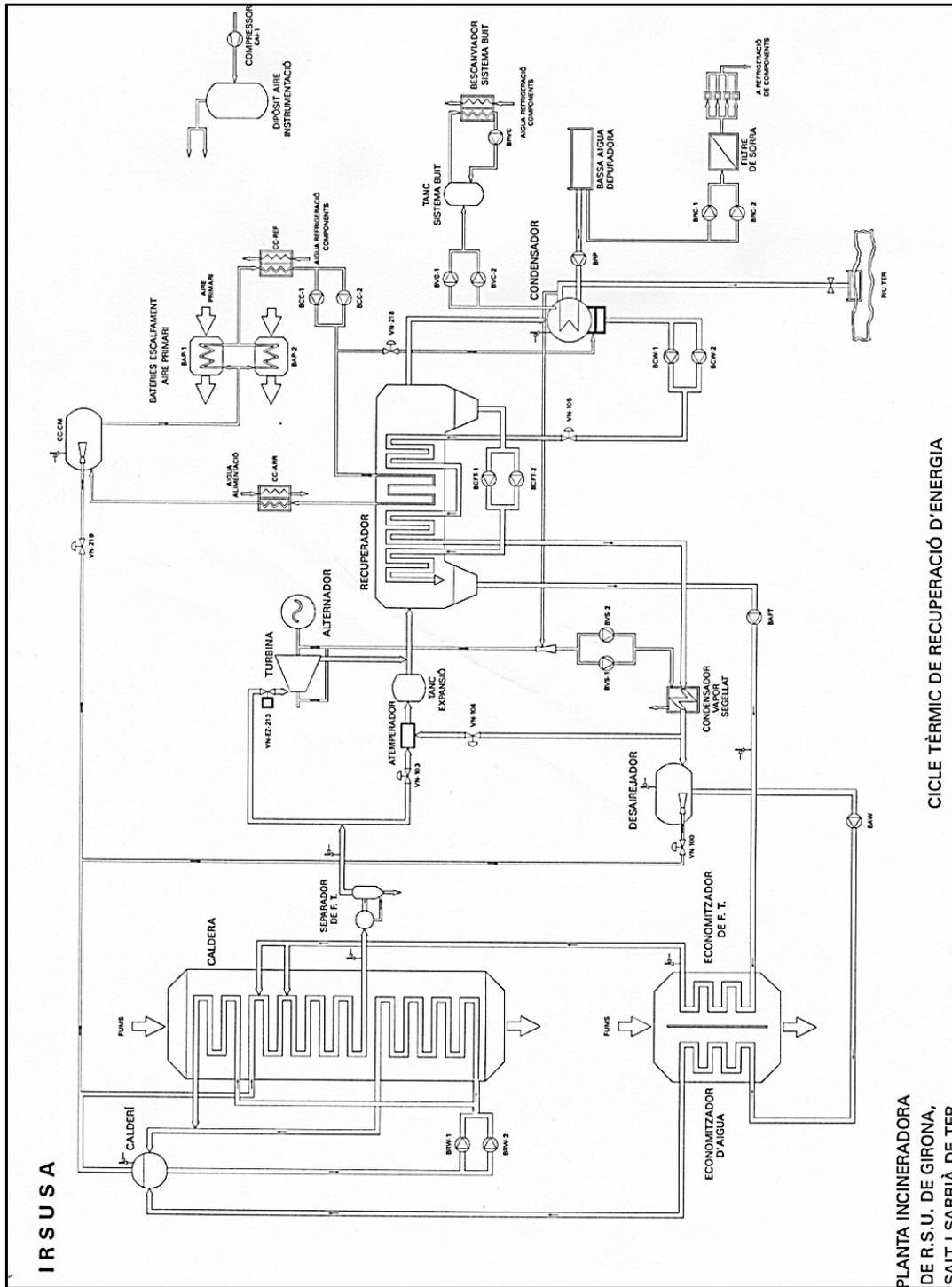


Figura 4.3 Esquema del ciclo de recuperación de energía

Dispone de una caldera de convección diseñada para una temperatura de humos comprendida entre 650 °C y 680 °C. Esta temperatura se consigue efectuando una recirculación de los humos cuyas tomas están situadas en la descarga del ventilador de tiro a la salida del electrofiltro. Los humos recirculados se inyectan en la salida del horno para diluir y enfriar los gases de combustión. La naturaleza agresiva de los productos de combustión limita la temperatura del vapor a 400 °C.

El vapor generado se envía a la turbina donde se expande para producir energía eléctrica. La potencia de la turbina es de 1.718 kW.

Turbina	
Potencia	1.718 kW
Revoluciones	6.800 rpm
P admisión	50 bar
T admisión	390 °C
P escape	0.08 bar

Tabla 4.1 Potencia generada por la turbina

Los tubos de la caldera se ensucian debido a las cenizas. Este fenómeno se detecta por la variación de la depresión en la caldera. A medida que se van ensuciando los tubos se modifica la temperatura de salida de humos por medio de la recirculación de aire, por lo que disminuye la potencia generada. Cada 30 días se efectúa la limpieza de los tubos mediante un sistema de bolas de granalla.

4.2.4 Depuración y evacuación de gases

A la salida de la caldera, los gases generados en la combustión circulan a través de un electrofiltro donde se eliminan las cenizas. A continuación por medio de un ventilador de tiro pueden recircularse en parte o pasar por un sistema de tratamiento en seco formado por una torre de acondicionamiento, un reactor, donde se dosifica cal (y que está preparado para añadir carbón activo), seguido de un filtro de mangas y finalmente un ventilador de tiro para expulsarlos por la chimenea.

Las cenizas que se recogen en el electrofiltro y en el filtro de mangas se envían a un silo de residuos en donde se ensacan para conducirlos a un vertedero.

Al igual que sucede en la caldera el electrofiltro se ensucia, y hay que limpiarlo periódicamente, aumentando el caudal de aire, esto provoca por lo tanto una variación de la temperatura.

4.2.5 Instrumentación

La planta dispone de la instrumentación necesaria para poder obtener información de las variables que son de interés para el control del proceso de combustión, que se indican en la tabla 4.2 y la figura 4.4. Un problema que se presenta es que las señales del proceso de incineración, del proceso de recuperación de calor y de la vigilancia de emisiones están en ordenadores diferentes, lo que complica su utilización en un sistema integrado.

Instrumentación	Variabes
Proceso de incineración TY2_1 TY7_1 PTY_1 TY3_1 TE_01_1 PTY_2 PY3_2 TE_02_1	Temperatura entrada electrofiltro Temperatura salida electrofiltro Depresión horno 1 Temperatura horno 1 Temperatura salida horno 1 Depresión horno 2 Temperatura horno 2 Temperatura salida horno 2
Caldera de recuperación	Temperatura aire combustión: primario secundario Temperatura salida de humos, Depresión caldera Presión admisión turbina Temperatura Potencia alternador
Control emisiones	El ordenador proporciona datos promediados cada 30 minutos: %O ₂ -húmedo mg/Nm ³ %O ₂ -seco mg/Nm ³ % CO Humedad Caudal

Tabla 4.2 Variables de proceso

La potencia generada en el alternador no es muy significativa porque viene afectada por el ensuciamiento de la caldera. La caldera se ensucia por efecto de las cenizas, y cuando la pérdida de presión aumenta por encima de un cierto valor se para la caldera para limpiarla. La duración del ciclo es de unos treinta días.

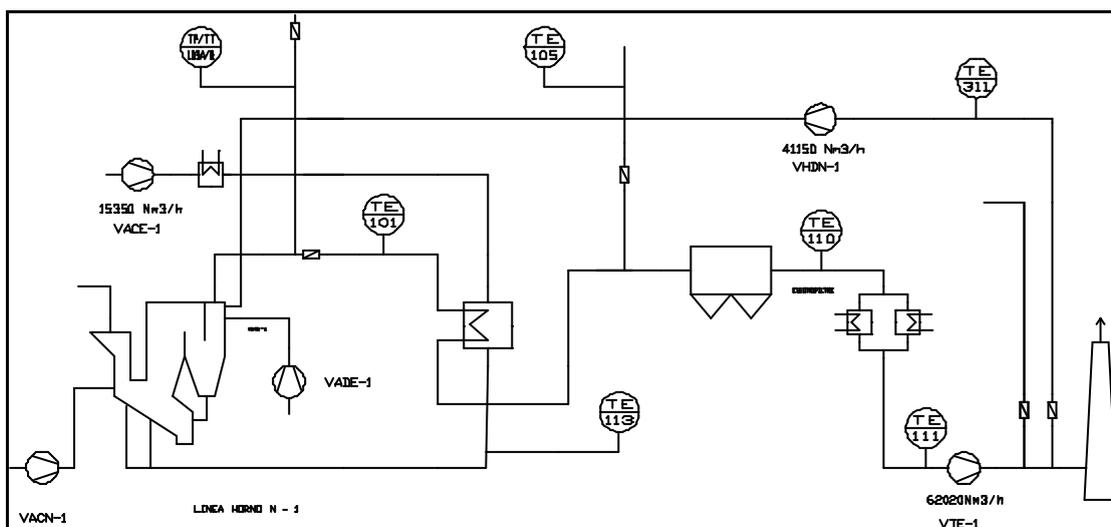


Figura 4.4 Esquema de situación de instrumentos

4.3 SISTEMA DE CONTROL ACTUAL Y SUS LIMITACIONES

El control de la planta se realiza mediante un ordenador que cumple las funciones de posicionamiento de los elementos de control, vigilancia y supervisión de alarmas. En el año 1998 se ha modernizado, incorporando un sistema SCADA, y un sistema para la vigilancia en continuo de las emisiones.

Los objetivos principales de un sistema de control convencional son:

- mantener la temperatura del horno en su valor de consigna
- evitar una mala combustión por falta de residuos
- evitar que se apague el fuego por sobrealimentación
- mantener estable la producción de vapor

El sistema de control de la planta consta de elementos de control de la combustión y del proceso, y de diversos enclavamientos de seguridad.

4.3.1 Controles de combustión y proceso

Se efectúa un control de la temperatura del gas de combustión a la salida del horno, para asegurar la destrucción de los contaminantes.

La temperatura del horno depende de la cantidad de residuos que se queman y de su poder calorífico, PCI, y del caudal de aire de enfriamiento. El operador debe optimizar el modo de funcionamiento del horno, en función de su experiencia y de la observación de los residuos y de la combustión.

Para intentar mantener la temperatura controlada de forma automática se actúa sobre la alimentación de residuos mediante un control todo-nada. El sistema de control tiene dos puntos de consigna, para parar o poner en marcha el sistema hidráulico que acciona simultáneamente la alimentación de residuos y la parrilla.

Al actuar simultáneamente hay efectos combinados, por ejemplo una activación de pequeña duración puede reavivar el fuego y la temperatura aumenta.

- Cuando la temperatura está bajando y cruza un valor de consigna se pone en marcha la alimentación
- Cuando la temperatura está subiendo y cruza un valor de consigna se para
- Si la temperatura está entre los dos puntos de consigna la alimentación se para cuando se supera un tiempo determinado (tiempo parada alimentación entre consignas, normalmente 30 segundos).

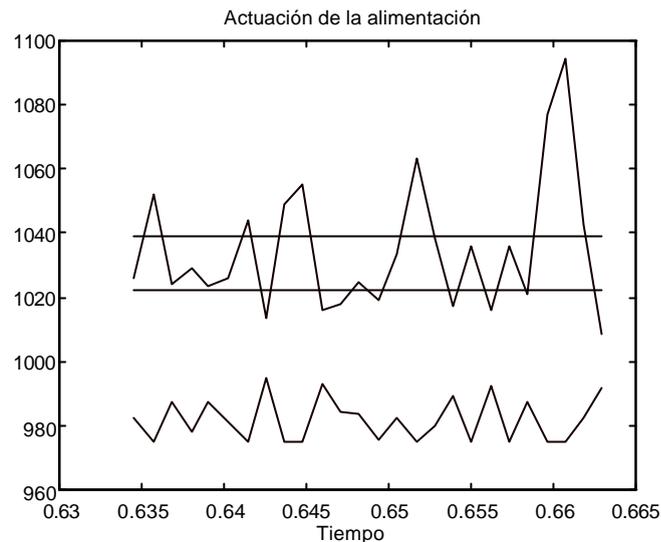


Figura 4.5 Alimentación de residuos

La figura 4.5 muestra en la parte superior la variación de la temperatura entre los valores de consigna, y en la parte inferior la actuación de la alimentación de residuos.

Mediante este sistema se consigue mantener la temperatura por encima del valor deseado, pero no se pueden evitar desviaciones por arriba tal como muestra la distribución de frecuencias de la temperatura del horno, figura 4.6.

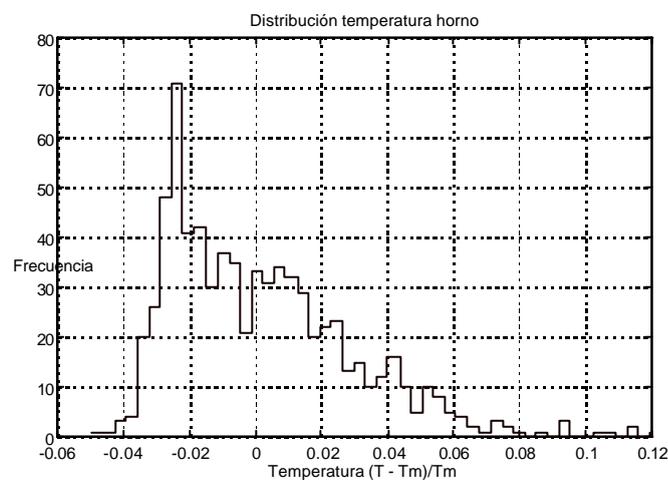


Figura 4.6 Distribución de frecuencias de la temperatura del horno

La depresión en la línea se mantiene en un valor de consigna de 2.5 mm cda actuando sobre el ventilador de tiro mediante un variador de velocidad. Como el tiro es forzado los caudales de aire se controlan mediante el ventilador de tiro. A través del ventilador de tiro se regula el aire de combustión mediante un controlador digital. El objetivo es disminuir al máximo el caudal de aire de dilución.

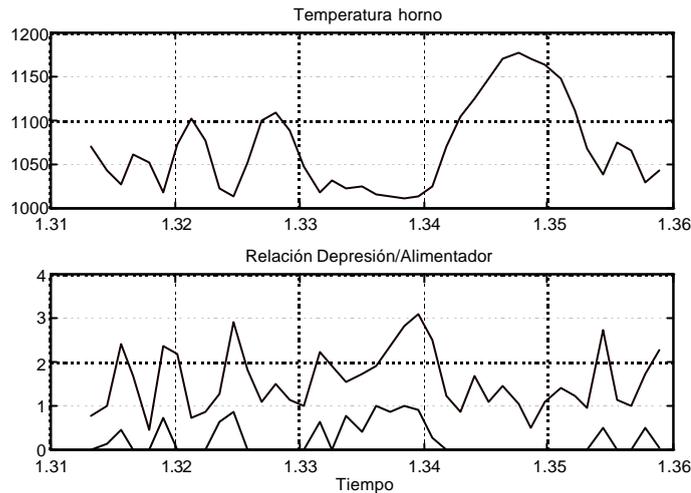


Figura 4.7 Relación entre la alimentación de residuos y la depresión

La depresión está relacionada con la pérdida de carga debida al espesor de residuos en la parrilla. Esta relación puede verse claramente en la figura 4.7.

En esta figura puede observarse también una situación en que el control convencional no funciona bien. Es una situación en que se produce una respuesta inversa, que consiste en la extinción de la llama acompañada de una sobrealimentación de residuos. Cuando estos residuos se queman se produce un pico de temperatura.

En cuanto al sistema de recuperación de calor, interesa mantener la temperatura de entrada de los gases de combustión a la caldera lo más uniforme posible, independientemente de la composición de los residuos que se están quemando.

4.3.2 Puntos de consigna y alarmas

El enclavamiento de seguridad más importante está diseñado para evitar que la temperatura del horno sobrepase un valor determinado. Si la temperatura del horno sobrepasa el valor de consigna 1 se para la alimentación de residuos. La alimentación de residuos se pone en marcha cuando la temperatura del horno es inferior al valor de consigna 2.

Otro enclavamiento sirve para proteger el intercambiador. Si la temperatura de entrada al recalentador de aire primario es superior a 400°C, se para el ventilador de tiro del horno 1.

Variable	Valor	Acción
Temperatura horno	consigna 1	Paro alimentación
Temperatura horno	consigna 2	Marcha alimentación
Depresión línea	2.5 mm cda	Variación velocidad ventilador de tiro
Temperatura entrada recalentador	400 °C	Paro ventilador tiro

Tabla 4.3 Puntos de consigna del proceso de incineración

Valores típicos de las temperaturas de consigna del horno son por ejemplo: Consigna 1: 1039 °C, Consigna 2: 1022 °C.

Estos valores se modifican según la calidad de los residuos o la situación de la planta.

Alarmas

En la tabla 4.4 se indican las alarmas relacionadas con el proceso de incineración.

Alarmas	Valores típicos
Temperatura horno	muy alta: 1120 alta : 1100 baja: 996 muy baja: 976
Depresión horno	-1 mm
Temperatura entrada electrofiltro	muy alta : 325 ° alta : 310 °
Limitación intensidad ventilador de tiro horno 1 VTIR1	% max salida variador velocidad : 100% Intensidad variador : 106 A

Tabla 4.4 Alarmas

4.3.3 Limitaciones del sistema de control

El sistema de control convencional no es capaz de reaccionar ante las inevitables irregularidades locales y las variaciones de la alimentación de residuos, debidas a la variación del poder calorífico y las propiedades de ignición. Además, entre la alimentación y la zona de combustión hay siempre una cantidad de residuos, por lo tanto no hay una relación directa entre el movimiento del alimentador y la posición del fuego. Por otra parte la carga que se introduce en la tolva puede tardar hasta una hora en llegar a la parrilla. Otro problema que se presenta a la hora de controlar es el hecho de que el horno tiene una inercia importante. Como consecuencia de todo lo anterior es prácticamente imposible evitar que haya variaciones en el proceso de combustión.

Otros controles posibles.

El diseño de un sistema de supervisión de la planta debe dar una respuesta satisfactoria a los siguientes objetivos:

Mantener la temperatura de los gases de combustión, quemando el máximo caudal de residuos.

Limitar el caudal de aire de enfriamiento, para mantener la concentración de O₂.

Mantener una relación óptima caudal de aire de combustión/residuos

Variar puntos de consigna : temperatura de los gases de combustión, concentración de O₂, relación caudal aire de combustión /residuos

Detectando las velocidades de cambio de las variables de proceso es posible actuar sobre el proceso de incineración evitando alteraciones perjudiciales. Como variables de control podrían emplearse:

- el caudal de vapor (durante la operación normal)
- el contenido de O₂ (durante los procesos de arranque y parada, disparo turbina,...)

La alimentación y la parrilla pueden controlarse en función de la desviación con respecto al caudal de vapor graduando la velocidad de desplazamiento del pistón hidráulico. El ajuste de la relación aire de combustión/residuos se puede efectuar teniendo en cuenta el exceso de aire con que se desea operar.

Para cumplir los objetivos propuestos se requiere por tanto desarrollar los siguientes controles:

- Control de la combustión. Su función es detectar y compensar las oscilaciones del proceso de incineración para que el caudal de vapor producido en la caldera de recuperación se mantenga constante.
- Control del O₂ a la salida del horno
- Control del caudal de aire de combustión

TECNICAS UTILIZADAS

5. TECNICAS UTILIZADAS

“The world is infinitely complex. Our knowledge of the world is finite, and therefore always incomplete. The marvel is that we function quite well in the world in spite of never fully understanding it”

B. Kuipers.

Si se quiere mejorar el control de un proceso complejo utilizando un sistema informático éste debe ser capaz de controlar el proceso por lo menos con el mismo nivel de competencia con que lo hacen los operadores expertos. Para controlar un proceso complejo, como es por ejemplo la combustión de los residuos sólidos urbanos, es necesario tener conocimiento sobre el proceso y disponer de un modelo adecuado para describir su comportamiento estático y dinámico. Un modelo analítico a menudo es muy difícil, injustificadamente laborioso o completamente imposible de obtener. Dada la gran complejidad del sistema, para la definición del modelo además del conocimiento detallado de todos los procesos que intervienen se recurre al empleo de diferentes herramientas informáticas, como las técnicas de simulación, y los sistemas basados en el conocimiento.

Las técnicas utilizadas van desde el análisis de series temporales de datos de proceso (por ejemplo la temperatura de la cámara de combustión) mediante redes neuronales, a las técnicas de clasificación no supervisada, y el empleo de un sistema basado en el conocimiento para calcular las acciones a efectuar sobre las variables manipuladas, la cantidad de residuos y el caudal de aire de combustión, para mantener una determinada temperatura de combustión o la concentración de oxígeno en los productos de la combustión. Muchas veces no es suficiente observar simplemente datos medidos a lo largo del tiempo, también hay que tener en cuenta las variaciones relativas entre valores consecutivos para poder describir adecuadamente las relaciones causales entre las variables

5.1 SISTEMAS BASADOS EN EL CONOCIMIENTO

Un sistema basado en el conocimiento es un sistema informático que utiliza el conocimiento y procedimientos de inferencia para resolver problemas que requieren pericia humana para su resolución.

Cuando no es posible modelizar un proceso con la exactitud suficiente, una alternativa consiste en sustituir el modelo matemático por los conocimientos del operador o de un grupo de operadores. El desarrollo actual de las técnicas de Inteligencia Artificial y de las herramientas informáticas que permiten simular ciertas facetas del razonamiento humano, abren la posibilidad de controlar y supervisar sistemas complejos de una forma que se inspira en el comportamiento de los operadores, es decir utilizando la experiencia y el conocimiento global.

Conocimiento	Fuente
General	Expertos Bibliografía
Específico	Operador Datos históricos

Tabla 5.1 Tipos de conocimiento

Cuando un operador se enfrenta a un sistema desconocido para él, inicialmente sólo posee conocimientos heurísticos (enfrentamiento a situaciones desconocidas, interpretación de datos empíricos), en el transcurso del tiempo se repiten observaciones (situaciones, causalidades) y se refuerzan las relaciones (hipótesis). Las relaciones constituyen un modelo mental. El modelo mental resultante está ligado a los conceptos heurísticos del individuo (prueba y error, generación de hipótesis, objetivos parciales) y permite que el hombre supervise y controle el sistema mejor que los sistemas convencionales, a pesar de los déficits de su modelo mental.

En el desarrollo del modelo pueden distinguirse las siguientes fases:

Definición del problema y los objetivos. Selección de las variables a observar en función del contexto (acotación del sistema).

Reconocimiento de las relaciones de causalidad (la variable A está relacionada con la variable B, generación de hipótesis a partir de los sucesos).

Relación temporal entre causa-efecto (al cabo de poco de variar A varía B).

Grado de influencia (si A aumenta un poco, B disminuye claramente).

Los operadores pueden controlar el proceso ya que sus estrategias de actuación se basan en relaciones causales. No consideran directamente parámetros físicos y generalmente son vagos o imprecisos (Si la temperatura del horno aumenta rápidamente, entonces enfriar mucho). Estas estrategias constituyen modelos mentales. El operador tiene una forma de proceder que se basa en el conocimiento mental vago (impreciso), pero estable, adquirido de forma heurística. Las técnicas modernas, que emplean el control difuso o las redes neuronales, intentan reproducir este comportamiento e introducir el conocimiento vago y heurístico en el control de procesos.

Surgen problemas porque los expertos no siempre pueden expresar y formular su conocimiento en forma de reglas. Incluso los expertos cualificados no saben siempre como se resuelve un problema, se apoyan en hipótesis que evalúan en el transcurso de la resolución del problema. Por otra parte los expertos olvidan frecuentemente mencionar muchos factores importantes, ya que los dan por supuestos.

Un sistema basado en el conocimiento presenta una serie de ventajas frente al operador humano:

- Está disponible permanentemente
- Puede estandarizarse
- Puede acumular conocimiento procedente de diferentes fuentes
- Es consistente

Sistema experto	Experto humano
<i>Siempre disponible</i>	No siempre disponible
Entrada simbólica	<i>Experiencia sensorial</i>
<i>Permanente</i>	Perecedero
Inconsciente	<i>Consciente</i>
<i>Fácil acceso</i>	Acceso difícil
Sin inspiración	<i>Innovador</i>
<i>Fácil de transferir</i>	Difícil de transferir
Necesita ser enseñado	<i>Adaptativo</i>
<i>Fácil de reproducir</i>	Difícil de reproducir
Dominio estrecho	<i>Enfoque amplio</i>
<i>Consistente</i>	Inconsistente
Conocimiento técnico	<i>Sentido común</i>
<i>Rápido</i>	Lento
Aprende con dificultad	<i>Capacidad de aprendizaje</i>

Tabla 5.2 Comparación entre un experto humano y un sistema experto

5.1.1 Aplicabilidad de un sistema basado en el conocimiento del operador

Un sistema basado en el conocimiento, aplicado al control de un proceso, puede ser una alternativa o un complemento de las técnicas convencionales de control cuando el modelo del proceso no es bien conocido, si la dependencia entre las variables de control es compleja, o si el conocimiento que se tiene del proceso es poco definido, aproximado o heurístico, es decir hay operadores expertos que saben como controlarlo.

La supervisión de procesos dinámicos basada en el conocimiento es un proceso continuo, que constituye una actividad de control de nivel superior, cuyo objetivo final es garantizar que todo funcione bien.

Consiste en recopilar los datos del proceso, transformarlos en conocimiento, procesar este conocimiento empleando diversos métodos de Inteligencia Artificial y aplicarlo para controlar el proceso con el fin de conseguir mejores prestaciones, seguridad, fiabilidad, y para obtener un mejor conocimiento del proceso. Uno de los objetivos de la supervisión es detectar malfuncionamientos y fallos y proponer acciones para contrarrestar estas situaciones.

Un sistema basado en el conocimiento difiere de los sistemas clásicos de control en que se modela la habilidad del operador en un terreno específico en vez del proceso en sí. Los sistemas de control basados en el conocimiento pertenecen al conjunto de los sistemas expertos. Uno de los grandes problemas existentes para su implantación es el proceso de adquisición del conocimiento del experto. Una vez se consigue adquirir estos conocimientos es posible controlar el proceso sin conocer los detalles del modelo.

En una planta incineradora de residuos conseguir mejorar la regularidad en el proceso de combustión es muy importante de cara a poder mantener las emisiones de contaminantes por debajo de los niveles que pueden resultar dañinos para el medio ambiente, respetando los límites impuestos por la normativa, y evitar la aparición de picos de contaminación. Para reducir la producción de contaminantes es necesario optimizar el proceso de combustión utilizando un sistema de control adecuado. El empleo de las técnicas convencionales de control en este caso es difícil, debido a que

el modelo del proceso no es bien conocido, la dependencia entre las variables es compleja, y el conocimiento que se tiene del proceso es poco definido. Todo ello, unido a la dificultad de controlar las características de la entrada, comporta que es un proceso que depende en gran medida de la experiencia del operador y que en la mayoría de las plantas la operación siga siendo en gran medida manual.

5.1.2 Supervisión basada en el conocimiento

La supervisión¹ es un intento de garantizar la calidad de la respuesta del sistema frente a cualquier situación que pueda presentarse. Un sistema de supervisión debe poder disponer de información sobre la operación del sistema en la forma de representación adecuada.

La supervisión basada en el conocimiento se caracteriza por la naturaleza de la información manejada por el supervisor y por la capacidad de generar conocimiento cualitativo sobre el proceso dinámico que permite formalizar la habilidad del operador, basada en el conocimiento experto que tiene del proceso.

Los tareas de control vigilancia y supervisión de procesos están divididas en diferentes niveles:

- Nivel 0 Instrumentación
- Nivel 1 Control
- Nivel 2 Vigilancia
- Nivel 3 Supervisión

La instrumentación se encarga de la adquisición de datos y parámetros del proceso con la precisión requerida. El sistema de control genera las acciones de control de acuerdo con los datos adquiridos, para satisfacer unos niveles preestablecidos de calidad de funcionamiento del sistema y garantizar la seguridad. Todos los procesos están afectados por el cambio- cambios en forma de perturbaciones. Estas perturbaciones, algunas directamente medibles y calculables, otras no, tienen diferentes orígenes. El sistema de vigilancia procesa información cuantitativa y cualitativa para detectar la existencia de perturbaciones y actuar en consecuencia. El sistema de supervisión trabaja básicamente con información cualitativa para establecer diagnósticos sobre la calidad y las causas del comportamiento del proceso, y generar acciones de corrección de acuerdo con el diagnóstico.

En un sistema de supervisión hay que considerar tres aspectos importantes:

- Capacidad de generación de conocimiento cualitativo a partir de datos cuantitativos o cualitativos
- Necesidad de actualización de la información procedente del proceso
- Existencia de limitaciones de tiempo para realizar la tarea

La supervisión ha de facilitar que el operador pueda detectar la ocurrencia de posibles anomalías conocidas y efectuar las acciones adecuadas para corregirlas. La supervisión de un proceso implica conocerlo bien, la experiencia es un factor determinante.

¹Se entiende por supervisión la monitorización de un sistema físico y la adopción de la acción adecuada para mantener la operación en caso de anomalía.

Anomalía: estado en que hay un funcionamiento anormal o irregular de la planta y que necesita ser contrarrestado para conseguir volver a un estado normal.

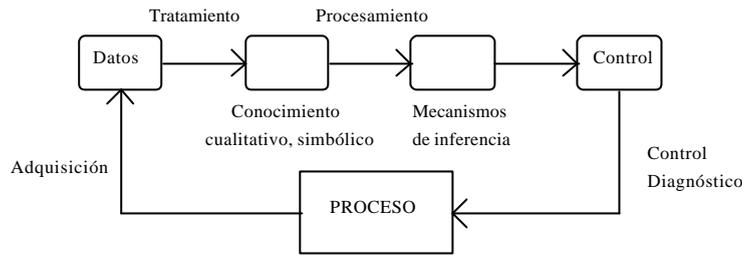


Fig. 5.1 Estructura general del sistema de supervisión

La función de la supervisión es observar las desviaciones entre el estado real y el deseado, valorar la eficacia de las acciones y reconocer a tiempo las perturbaciones que pueden impedir alcanzar los objetivos.

Por ejemplo: A partir de los balances de materia y energía y de la temperatura deseada de la cámara de combustión puede calcularse, para la combustión en estado estacionario, el caudal de residuos y de aire de combustión necesario e introducir los puntos de consigna automáticamente en la planta. El proceso de combustión se vigila para determinar si realmente se encuentra en un estado estacionario. También puede fijarse como objetivo prioritario un control, adicional al normal, para la reducción de la formación y liberación de contaminantes y el aumento de la eficiencia del proceso de tratamiento de gases producto de la combustión.

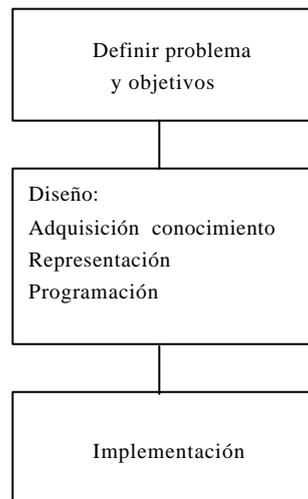


Figura 5.2 Proceso de desarrollo de un SBC

Una de las tareas básicas que hay que realizar para la aplicación de las técnicas de IA a sistemas complejos, como son las plantas de proceso, es la adquisición del conocimiento que muchas veces está disperso, es incompleto y mal estructurado. Sin embargo hasta que no se ha completado esta etapa es imposible seguir avanzando de forma eficiente en la definición de un sistema basado en el conocimiento.

La generación de conocimiento a partir de los datos del proceso implica transformar las señales, variables e indicadores de situaciones en valores simbólicos que puedan ser manipulados por los mecanismos de inferencia de la Inteligencia Artificial. En este contexto podemos distinguir claramente diferentes fases, que deben abordarse por separado utilizando diferentes metodologías:

Obtención de datos del proceso

Procesamiento y análisis de los datos mediante métodos estadísticos convencionales.

Análisis de series temporales.

Análisis de regresión multivariable.

Extracción del conocimiento. Partiendo de un conocimiento profundo del proceso debemos extraer el conocimiento que nos pueden proporcionar los sensores instalados en la planta.

Clasificación para inferir conocimiento a partir de las observaciones y estructurar la información.

Modelos para explicar las relaciones funcionales. Los modelos y los datos del proceso se utilizan para determinar la situación, y producir decisiones.

Una vez se tiene un mejor conocimiento del proceso es posible construir reglas, incorporando en ellas también la experiencia de los operadores de la planta.

Implementación. A partir de las reglas obtenidas en la fase de diseño la etapa siguiente es pasar a su implementación en un sistema de supervisión inteligente.

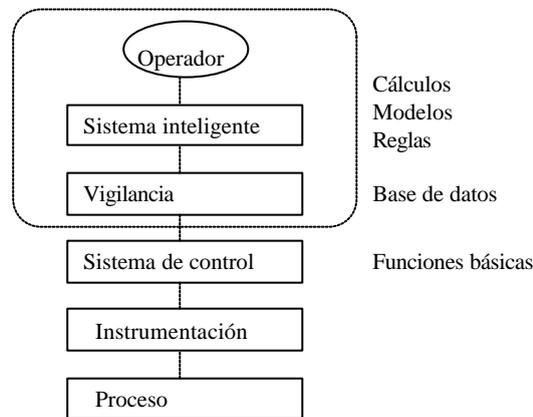


Figura 5.3. Sistema de supervisión basado en el conocimiento

5.1.3 Representación del conocimiento

La adquisición y validación de conocimiento es un proceso complicado. Todavía más complicado es implementar en un ordenador un sistema que tenga en cuenta el comportamiento de los sistemas dinámicos reales.

Las técnicas clásicas de programación no son adecuadas para tratar modelos heurísticos. Para ello es necesario acudir a los diferentes formalismos de representación del conocimiento de la Inteligencia Artificial, como son :

- lógica matemática
- reglas de producción
- objetos estructurados (redes semánticas, marcos, scripts)
- estructuras orientadas al objeto
- árboles de decisión

La lógica y las reglas son adecuadas para la representación causal, cuando se obtienen conclusiones a partir de unas premisas, mientras los objetos son adecuados para la clasificación y la herencia, para representar cuando un tipo de objeto es una

subclase o miembro de otra y como se propagan las propiedades a las subclases o miembros.

Un objetivo de las modernas técnicas de automatización es la integración de los nuevos métodos de control de procesos, que emplean las ideas de la Inteligencia Artificial para la representación del conocimiento mediante reglas, lógica difusa y algoritmos conexionistas, con los métodos convencionales que sólo manejan datos numéricos.

Para el tratamiento del conocimiento mediante ordenador se pueden considerar básicamente dos métodos:

Simbólico, sistema para manipular símbolos, que emplean los sistemas expertos. En un sistema experto se representa el conocimiento sobre hechos y procesos mediante símbolos abstractos.

La ventaja del método simbólico es que es explícito, es decir puede explicar el conocimiento

Conexionista, sistema para modelizar el cerebro, utilizado por las redes neuronales. Representan un modelo conductista, estímulo-respuesta, de aprendizaje por ajuste de parámetros mediante ejemplos. El conocimiento se representa en un nivel inferior de abstracción, por debajo de la representación simbólica.

Las principales ventajas de las redes neuronales residen en la capacidad de aprendizaje, y en la tolerancia a fallos

5.2 EL RAZONAMIENTO EN LOS SISTEMAS INTELIGENTES

5.2.1 Redes neuronales

Desde hace unos años la aplicación de las redes neuronales al control de procesos ha experimentado un gran impulso, por las posibilidades que proporciona su capacidad de aprendizaje. Una red neuronal aprende a dar una señal de salida determinada cada vez que se produzca una cierta combinación de señales de entrada. Su forma de aprender consiste en ajustar la influencia de las entradas o pesos, W , y los umbrales de salida b , hasta dar la respuesta correcta.

Las características fundamentales de una red neuronal pueden sintetizarse en los siguientes puntos:

Paralelismo en el tratamiento de la información

Alta tolerancia a los fallos, debido a que la información es distribuida a lo largo de la red el mal funcionamiento de un grupo de neuronas sólo repercute en una pérdida de precisión.

Estructuración como memoria asociativa, dando respuesta a información incompleta o con ruido

Capacidad de extracción de generalidades a partir de información en bruto

Capacidad para controlar sistemas en entornos con complejas restricciones no lineales.

Capacidad de reconocimiento de patrones en tiempo real

Las redes neuronales encuentran amplia aplicación en la modelización y predicción. Es uno de los campos donde los resultados obtenidos son más prometedores. Una red neuronal puede encontrar una relación entre varias entradas y una o más salidas. Es capaz además de predecir el futuro a partir del conocimiento del pasado más

inmediato, asumiendo que lo que ocurrió en el pasado es un buen indicador de lo que ocurrirá en el futuro.

Otra área de aplicación importante es el procesamiento de señales. Una red neuronal tiene capacidad de correlacionar la información procedente de multitud de sensores, puede filtrar el ruido aleatorio que acompaña a una señal, y es capaz de extraer generalidades para clasificar distintos tipos de señales.

Las redes neuronales en muchos casos hacen innecesario trasladar el conocimiento implícito a una forma explícita. Por contra una red neuronal generalmente no puede explicar porqué ha adoptado una clasificación, debido a que el conocimiento de una red neuronal es implícito y no se puede explicitar.

5.2.2 Sistemas expertos

Según la definición de Feigenbaum, un sistema experto es un programa inteligente que utiliza conocimiento y métodos de inferencia para resolver problemas lo suficientemente difíciles de modo que para resolverlos se necesita el empleo de experiencia humana en un grado significativo.

Se denomina experto a un sistema automático capaz de elaborar diagnósticos empleando un razonamiento deductivo, basado generalmente en reglas de conocimiento de modo semejante a como lo haría un experto humano. Con ello se pretende crear sistemas que ayuden a resolver problemas, por ejemplo ayudando al hombre en situaciones difíciles de cansancio o estrés, sumando las buenas cualidades de los humanos combinadas con la potencia de los ordenadores para superar las limitaciones.

Proceso secuencial	Proceso paralelo
Funciones lógicas Reglas Conceptos Cálculos	Funciones de forma Imágenes Representaciones Controles
Sistema experto Aprende de forma didáctica, con reglas Razonamiento cualitativo	Red neuronal Aprende de forma socrática, con ejemplos Razonamiento cuantitativo

Tabla 5.3 Estructura del razonamiento en Inteligencia Artificial

Un sistema experto necesita ser enseñado, pero puede asimilar gran cantidad de conocimientos, y nunca olvida el conocimiento. Un sistema experto puede crear su propia base de conocimiento, aunque esta es una tarea muy difícil. Uno de los objetivos que se persigue es conseguir que expertos, sin necesidad de que sepan programar, amplíen la base de conocimiento.

5.2.3 Lógica difusa

En los años 90 ha aumentado en gran medida el interés por el control basado en la lógica difusa (o borrosa). Dado que en general el conocimiento cualitativo y la vaguedad

aumentan a medida que aumenta el nivel de automatización, es interesante disponer de un sistema que pueda manejar este tipo de información. La lógica difusa permite enlazar una representación cualitativa del conocimiento con un método cuantitativo, proporciona una forma de cuantificar cualificadores del tipo “*aproximadamente*”, “*a menudo*”, “*raramente*”, “*varios*”, “*pocos*”, u otros como el “*color*” de la llama, la “*calidad*” de los residuos, utilizados normalmente por los operadores.

Un controlador difuso básicamente es un controlador predictivo basado en un conjunto de reglas generadas heurísticamente. Se han desarrollado muchas aplicaciones para procesos industriales, y concretamente en el campo del control del proceso de combustión de plantas incineradoras de residuos podemos citar los trabajos de [Ono, 1989] , y [Tanabe, 1994] .

El problema de la lógica difusa es la adquisición del conocimiento y las dificultades para “transportar” un sistema de una planta a otra. Como no existe un procedimiento de diseño sistemático muchas veces se utiliza el método de prueba y error. Además de las dificultades para la definición de las variables lingüísticas, y de la selección de los operadores adecuados, la portabilidad de los resultados es un problema esencial del control difuso. Si se quiere adaptar un controlador difuso desarrollado para una planta determinada, a una planta parecida se necesita un nuevo análisis del sistema para determinar los rangos de las variables lingüísticas y las funciones de pertenencia.

5.2.4 Comparación de los diferentes métodos de razonamiento

En la tabla 5.4 se muestra la clasificación de los sistemas de lógica difusa, los sistemas expertos y las redes neuronales, según el tipo de conocimiento, estructurado o no estructurado, y el tipo de información, simbólica o numérica.

<i>TIPO DE CONOCIMIENTO</i>	<i>INFORMACION SIMBOLICA</i>	<i>INFORMACION NUMERICA</i>
Estructurado	Sistema experto	Lógica difusa
No estructurado	-----	Red neuronal

Tabla 5.4 Clasificación de distintos sistemas de razonamiento

Comparación entre las redes neuronales y la lógica difusa:

Las redes neuronales se caracterizan por su capacidad de procesamiento paralelo de información, mientras que un programa de lógica borrosa depende de la arquitectura del ordenador. Una red neuronal tiene capacidad de elaborar datos no estructurados, unida a su capacidad de abstracción Las redes neuronales tienen capacidad de aprendizaje para descubrir relaciones en un sistema dinámico.

El proceso de aprendizaje permite la adaptación on-line de los coeficientes de ponderación de las entradas.

Una red neuronal presenta la ventaja de la simplificación de la portabilidad del conocimiento a otras plantas, mediante adaptación de los pesos.

Redes neuronales	Lógica difusa
Procesamiento paralelo	Procesamiento secuencial
Asocia entrada y salida	Inferencia lógica
Aprendizaje por ejemplos	Inferencia modus ponens
Conocimiento a posteriori	Conocimiento a priori

Clasificador nítido	Clasificador borroso
Tolerante a fallos por redundancia estructural	Tolerancia funcional inherentemente robusto

Tabla 5.5 Comparación entre las redes neuronales y la lógica difusa

Comparación entre los sistemas expertos y las redes neuronales

Todo sistema experto debe poder explicitar correctamente el razonamiento que emplea para resolver una situación, y explicar el cómo y el porqué se llega a una determinada conclusión. Por el contrario las redes neuronales no tienen estas características, pero presentan otras ventajas: tienen capacidad de autoaprendizaje (son capaces de adaptarse a la realidad en función de la experiencia acumulada) y autoorganización, son tolerantes a fallos, y pueden funcionar de forma eficiente en tiempo real

En la tabla 5.6. se comparan las principales características de los sistemas expertos y las redes neuronales, que como se puede observar tienen poco en común

SISTEMAS EXPERTOS	REDES NEURONALES
Sistema basado en reglas	Sistema basado en ejemplos
Dominio específico	Dominio libre
Necesita reglas	Encuentra reglas
Mucha programación	Poca programación
Difícil de mantener	Fácil de mantener
No tolerante a fallos	Robusta. Tolerante a fallos
Necesita un experto humano	Necesita una base de datos
Lógica rígida	Lógica difusa
Necesita reprogramación	Sistema adaptativo

Tabla 5.6 Comparación entre sistemas expertos y redes neuronales

Las ventajas y limitaciones de los sistemas expertos y las redes neuronales se presentan en la tabla 5.7.

	SISTEMA EXPERTO	RED NEURONAL
MUY EFICIENTE	Para aplicar un conjunto fijo de hechos, reglas y heurística (es decir conocimiento) a un dominio específico, que normalmente implica una representación matemática sencilla	Para organizar y detectar patrones de comportamiento de datos de entrada impredecibles o imprecisos, aprende con ejemplos, generaliza a situaciones nuevas
MENOS EFICIENTE	En procesar datos de sensores del mundo real, no predecible	En proporcionar soluciones en profundidad y comprender completamente cada problema, así como el razonamiento que se ha seguido para su resolución (es decir no tiene capacidad de explicación).

Tabla 5.7 Ventajas y limitaciones de los sistemas expertos y las redes neuronales

En el área del control de procesos se están desarrollando aplicaciones en las que se unen las distintas técnicas, así podemos hablar de sistemas expertos con lógica difusa y de redes neuronales expertas. Un sistema experto difuso posee un mecanismo de inferencia que utiliza el razonamiento difuso.

Una red experta combina las funciones de razonamiento cualitativo de un sistema experto y la capacidad cuantitativa de modelización de una red neuronal. El sistema experto incorpora el conocimiento mediante hechos, reglas y heurística. Un método para desarrollar una red experta es poner una red neuronal en serie con un clasificador y un sistema experto. Las respuestas numéricas de una red neuronal deben convertirse en datos difusos para el sistema experto. La red neuronal predice la respuesta de las variables que se desea conocer, que el clasificador transforma en categorías. Por último el sistema experto utiliza las categorías de datos difusos para tomar las decisiones necesarias.

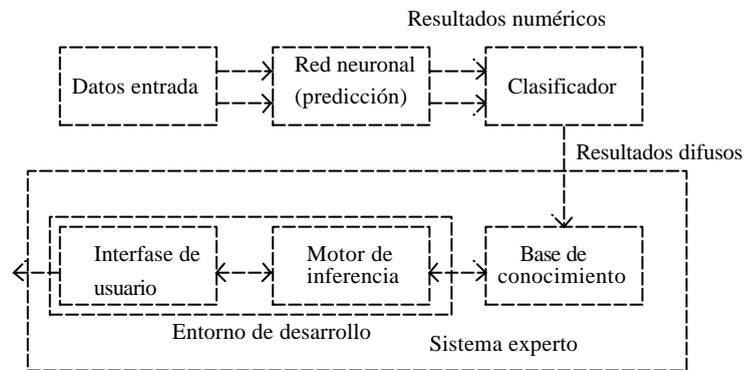


Figura 5.2 Ejemplo de red experta

5.3 PROPIEDADES DE LAS REDES NEURONALES

Neuronas

La unidad básica de procesamiento, denominada neurona, tiene funciones de entrada, de activación y de salida. Las conexiones (sinapsis) recogen las entradas x_i con un peso (o coeficiente de ponderación) determinado w_i , las suman y dan una salida siempre que la suma supere un cierto umbral T . Los pesos de cada conexión son las unidades de memoria y representan el estado de conocimiento de la neurona

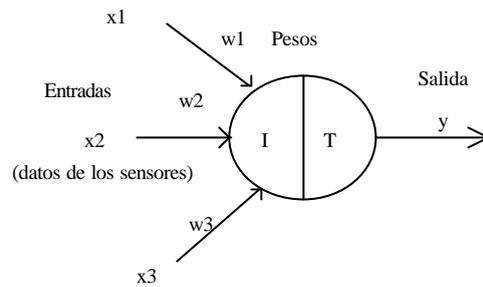


Figura 5.3 Estructura de una neurona

El modelo básico se basa en una simplificación de McCulloch y Pitts, del año 1943, que considera una neurona como un sumador con umbral, con varias entradas y una salida.

Los distintos tipos de neuronas se construyen empleando diferentes funciones para la suma de la entradas (producto escalar, suma ponderada, distancia de Hamming, etc), la activación y el cálculo de la salida. El comportamiento dinámico viene determinado por los procesos de suma, activación y transferencia. La función de transferencia generalmente es no lineal, dado que muchos problemas no pueden resolverse con funciones lineales. Normalmente son funciones escalón o sigmoideas. Como función de activación en la mayoría de los casos se emplea la identidad.

Estructura de la red

Para estructurar la red se unen neuronas con una misma función en un bloque, denominado capa. Las diferentes capas se ordenan secuencialmente y se unen entre sí adecuadamente. Cada capa es como un módulo de programa que cumple con una especificación determinada. Las capas intermedias entre la entrada y la salida se denominan capas ocultas.

Según el sentido del flujo de información se distingue entre:

Redes dirigidas hacia delante o *feed-forward*. Las entradas de una capa proceden únicamente de las salidas de la capa anterior, es decir las neuronas de una capa no tienen ninguna influencia sobre las de las capas anteriores.

Redes recurrentes o *feed-back*. En estas redes una neurona puede estar conectada con cualquier otra neurona de la red, lo que permite el tratamiento de la información en cualquier sentido. Estas redes normalmente no tienen estructura de capas.

Aprendizaje supervisado.

El algoritmo de retropropagación es adecuado como método de aprendizaje supervisado en redes multicapa. La idea básica consiste en la unión de una red neuronal basada en perceptrones con una función de transferencia no lineal y un método de búsqueda del gradiente. Este método se utiliza cuando quiere entrenarse una red con ejemplos para aproximar una función desconocida. La retropropagación es una generalización de la Regla Delta con muchas capas y un acoplamiento recurrente (*feed-forward*). Cada neurona tiene una función de transferencia de tipo sigmoideal con valores definidos en el intervalo $[0,1]$. Al ser un método de búsqueda del gradiente, durante el proceso de aprendizaje la red neuronal puede alcanzar un mínimo local.

Aprendizaje de Kohonen.

Está relacionado con el algoritmo de aprendizaje “*instar*” modificado según la regla de Hebb. Si se asignan puntos del espacio, coordenadas, a las neuronas se definen distancias y proximidades entre las neuronas. Permite representar una muestra multidimensional con menos dimensiones, manteniendo la topología de modo que muestras contiguas se representan por neuronas contiguas. La regla de aprendizaje de Kohonen originalmente sólo se aplicaba para el aprendizaje no supervisado. Sin embargo se han desarrollado modificaciones que también permiten su empleo en el aprendizaje supervisado.

Una red de Kohonen se puede utilizar para la simulación del comportamiento dinámico de un sistema, proporcionándole como ejemplos los comportamientos temporales del sistema a simular. Como vector de entrada se emplean los valores de los estados en los períodos precedentes $\mathbf{x}_{(tk, \dots, tk-1)}$, y los valores de las variables de mando y de las variables de entrada (aire de combustión, velocidad de la parrilla, masa de residuos) $\mathbf{s}_{(tk, \dots, tk-1)}$ y como vector de salida el próximo estado $\mathbf{x}_{(tk+1)}$. Al contrario que en el empleo clásico de las redes de Kohonen, según [Keller, 1993] para el estudio de sistemas dinámicos no se necesita una normalización de los vectores de entrada. La normalización representa todas las transformaciones del sistema con el mismo ángulo pero distinta longitud con el mismo punto en el círculo de radio unidad, y esto induce fallos.

Disponiendo de datos de la concentración de CO y O₂ en los productos de combustión se puede utilizar una red de Kohonen para predecir la temperatura del horno en función de estas variables, $\mathbf{f}(T, \text{CO}, \text{O}_2)$.

Aplicaciones de las redes neuronales al proceso de incineración de residuos

En los artículos de [Keller, 1993], [Keller, 1994] se describe el empleo de redes neuronales en la simulación del proceso de incineración de residuos. En sus investigaciones utilizan las redes neuronales para:

- Reconocer relaciones entre las variables de proceso, procesando imágenes de una cámara de vídeo del proceso de incineración para obtener información comprimida que se trata posteriormente.
- Clasificar los residuos según su calidad (poder calorífico/humedad). A partir de las imágenes de la cámara y de otros valores medidos, una red neuronal trata de clasificar los residuos en clases (en función del poder calorífico, y la humedad) de forma no supervisada. El resultado puede ser un vector de propiedades o sólo la pertenencia a una clase.
- Estimar parámetros no medibles. En base a los valores medidos y a la clasificación de los residuos, otra red neuronal calcula el conjunto de parámetros para un controlador (suministro local de aire de combustión en la zona de secado, o control del quemado)
- Control directo (control neuronal). El controlador puede ser convencional o basado en una red neuronal
- Adquisición del conocimiento del operador experto, mediante el aprendizaje de las secuencias de actuación
- Realizar un simulador para entrenamiento de los operadores, o para el diagnóstico de estados del sistema

Por ejemplo, para el diagnóstico se utiliza la relación entre la temperatura de la cámara de combustión y la concentración de CO y O₂, que puede representarse con la siguiente ecuación:

$$\text{TCC}_{(t+r)} = \mathbf{f}(\text{TCC}_{(t, \dots, t-n)}, \text{CO}_{(t, \dots, t-n)}, \text{O}_2_{(t, \dots, t-n)})$$

Esta relación la aprende una red neuronal utilizando valores medidos para obtener directamente la predicción del estado.

5.3.1 Análisis de series temporales de temperatura mediante redes neuronales

Para realizar una tarea compleja a veces se subdivide en bloques más sencillos. En muchas aplicaciones una red neuronal puede ser uno de estos bloques. A continuación se presenta un ejemplo concreto de aplicación de una red neuronal a la predicción de la evolución de una variable, la temperatura del horno de combustión de residuos [Llauró, 1999].

La composición de los residuos sólidos urbanos es heterogénea, muy variable y no se puede medir fácilmente. Dado que el comportamiento dinámico del proceso de combustión es mal conocido, un aspecto importante para el diseño del sistema de control es analizar las series temporales de datos de funcionamiento de que se dispone, para intentar encontrar tendencias o patrones de comportamiento que permitan prever la respuesta del proceso sin necesidad de modelo, y sin tener en cuenta, o prescindiendo, de la entrada. Para ello se pueden utilizar los métodos estadísticos clásicos de análisis de series temporales o bien métodos basados en redes neuronales.

Se ha realizado un análisis previo de la evolución de la temperatura del horno utilizando datos tomados de los registros de la temperatura del horno de combustión de la planta incineradora de Girona durante los primeros días del mes de enero de 1993, empleando una red neuronal lineal adaptativa según el algoritmo de Widrow-Hoff. El algoritmo de Widrow-Hoff corrige los parámetros utilizando el método de minimizar una función objetivo, suma de los errores cuadráticos. Para efectuar el análisis se han utilizado las herramientas de redes neuronales de que dispone el programa MATLAB/SIMULINK.

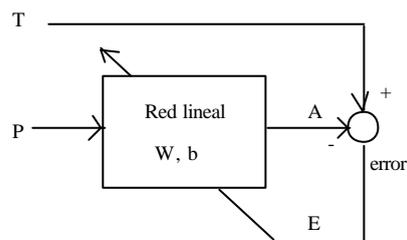


Figura 5.4 Modelo de red neuronal lineal adaptativa

La red neuronal empleada se entrena alimentándola con los datos reales, y es capaz de adaptarse a los cambios de comportamiento del modelo, ajustando los pesos y umbrales en función del error para predecir la temperatura en el próximo periodo de tiempo en función de los datos de los últimos n periodos anteriores.

La red tiene una sola capa, con una neurona lineal, de n entradas correspondientes al número de periodos anteriores considerados. Con estos datos se ha determinado que los mejores resultados se obtienen empleando $n = 4$ periodos anteriores y con una tasa de aprendizaje, $l_r = 0.4$. Posteriormente se han utilizado datos obtenidos directamente del ordenador. En las figuras 5.5 a 5.7 se muestran los resultados

obtenidos utilizando una serie de 384 valores de temperatura correspondientes a los días 16 y 17 de agosto de 1998.

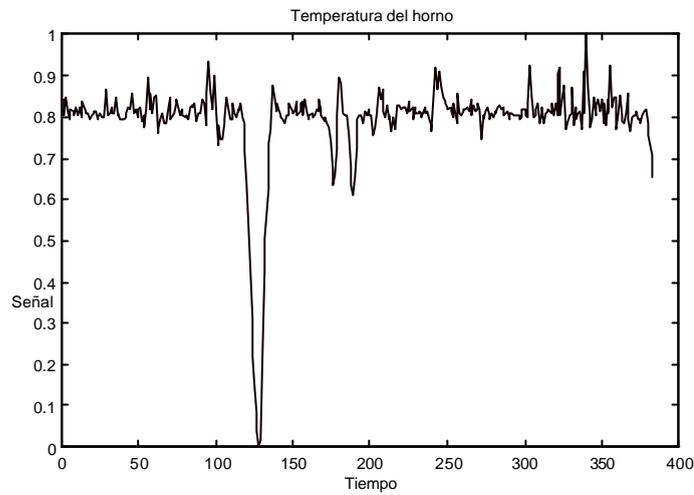


Figura 5.5 Temperatura del horno n° 2

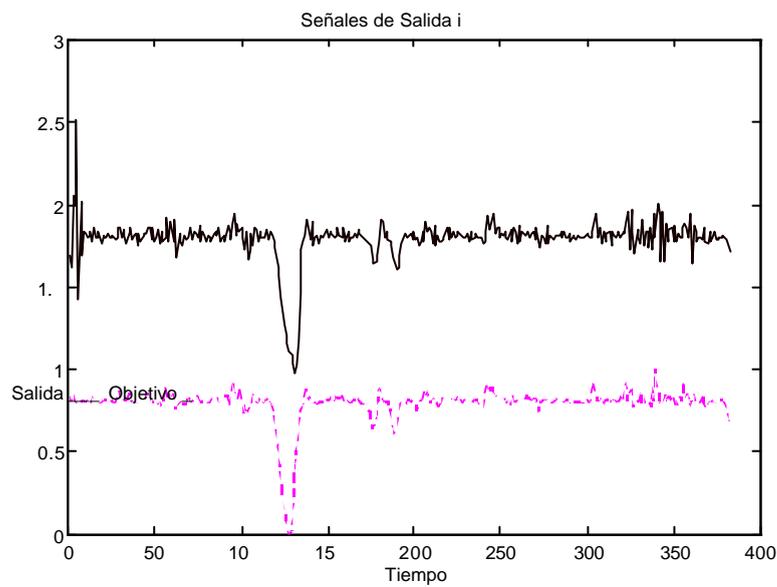


Figura 5.6 Comparación entre las señales de entrada y salida

Inicialmente necesita un tiempo para adaptarse, luego cuando aparece una perturbación se adapta rápidamente.

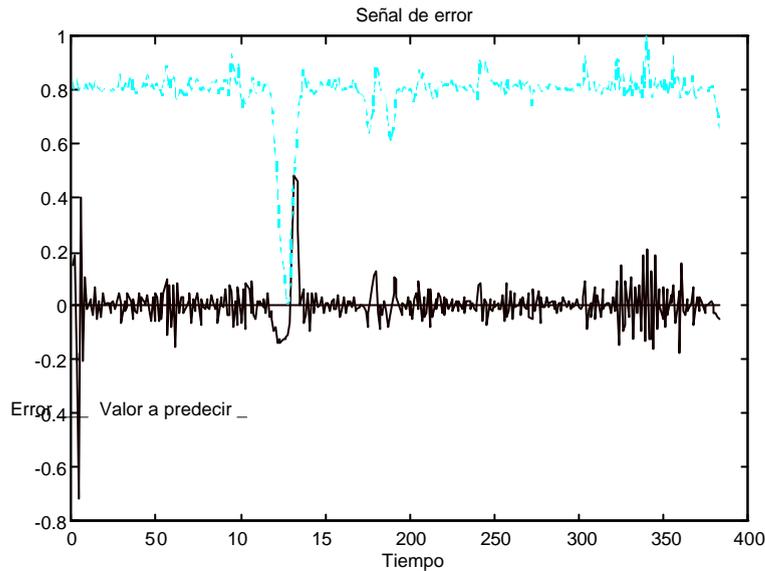


Figura 5.7 Señal de error

En la figura 5.5 se representa la temperatura del horno nº 2 normalizada, que se utiliza como señal de entrada. En la figura 5.6 se compara la señal de entrada con la salida generada por la red neuronal. La salida está decalada en una unidad para que no se superponga a la entrada. Finalmente en la figura 5.7 se muestra la entrada y la señal de error en tanto por ciento. Al principio, y aproximadamente hasta la mitad del período la señal de error es relativamente grande, pero a partir de aquí la red aprende y el error disminuye considerablemente.

Puede observarse que, a pesar de que en el periodo escogido hay grandes variaciones de temperatura, el comportamiento de la red es bastante bueno, lo cual confirma que este método es adecuado para tratar el presente caso.

5.4 ANALISIS DE DATOS. ANALISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

Cuando se dispone de muchos datos de entrada es interesante poder determinar los parámetros más significativos, es decir cuáles caracterizan en mayor medida el conjunto de datos de forma que los demás puedan eliminarse sin que ello signifique una pérdida de información significativa. Una de las técnicas disponibles es el análisis de componentes principales que permite encontrar redundancias entre los parámetros y reducir el conjunto de parámetros a considerar.

El análisis de componentes principales (PCA)

La técnica de análisis de componentes principales se emplea para hallar las relaciones existentes entre las variables de entrada, n , con objeto de explicar el comportamiento del sistema empleando el número mínimo de variables y con la mínima pérdida de información. Para ello se obtienen n componentes principales ortogonales, que son combinación lineal de las coordenadas originales. La dimensionalidad se reduce utilizando los p componentes principales, siendo $p < n$, que expliquen la mayor parte de la varianza de los datos.

Esta técnica se aplica a las variables del proceso de incineración que se indican en la tabla 5.8. La primera columna corresponde a la identificación del instrumento, la

segunda a la descripción de la variable. La tercera columna es simplemente una clave de uso interno en los programas de análisis.

TAG	Variable	Clave
TE103	HORNO 1 A CALDERA	V1
TE104	HORNO 2 A CALDERA	V2
TE101	ENTRADA CALENTADOR 1	V3
TE114	ENTRADA CALDERA	V4
TE115	CAMBIADOR AIRE COMBUSTION	V5
TE105	SALIDA CALDERA	V6
TE311	ASPIRACION VHDN-1	V7
TE312	ASPIRACION VHDN-2	V8
TE112	ENTRADA AIRE COMBUSTION	V9
TE113	AIRE COMBUSTION A HORNO 1	V10
TE304	AIRE COMBUSTION A HORNO 2	V11
TE203	VAPOR SALIDA CALDERA	V12
PT120	DEPRESION ENTRADA CALDERA	V13
DPT119	PERDIDA CARGA CALDERA	V14
TE110	SALIDA PRECIPITADOR 1	V15
TE111	ASPIRACION VTE-1 TIRO	V16
TE230	SALIDA TURBINA	V17
POACT	MW	V18

Tabla 5.8 Variables analizadas

Se ha efectuado un estudio con un conjunto de 293 valores de cada una de las variables obtenidos a partir de los listados del ordenador de proceso de la planta incineradora. En la figura 5.9, que muestra la dispersión de los datos de entrada, puede observarse que algunas variables presentan una gran variabilidad.

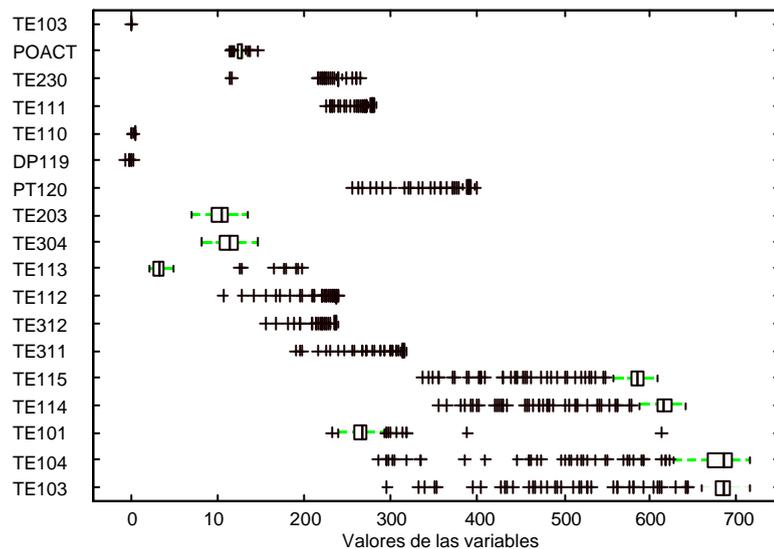


Figura 5.9 Dispersión de los valores de las variables analizadas

Apartir de estos datos se calcula la matriz de coeficientes de correlación entre las variables y los valores propios de la matriz de correlación :

$R = \text{corrcoef}(X')$, siendo X :

$X = [V1; V2; V3; V4; V5; V6; V7; V8; V9; V10; V11; V12; V13; V14; V15; V16; V17; V18]$;

$R \mathbf{v} = \mathbf{I} \mathbf{v}$, $\frac{\lambda_i}{\sum \lambda_i} 100$ nos da el tanto por ciento de varianza explicado por cada

Componente Principal.

El tanto por ciento de varianza explicado por cada componente principal se muestra gráficamente en el siguiente diagrama de Pareto:

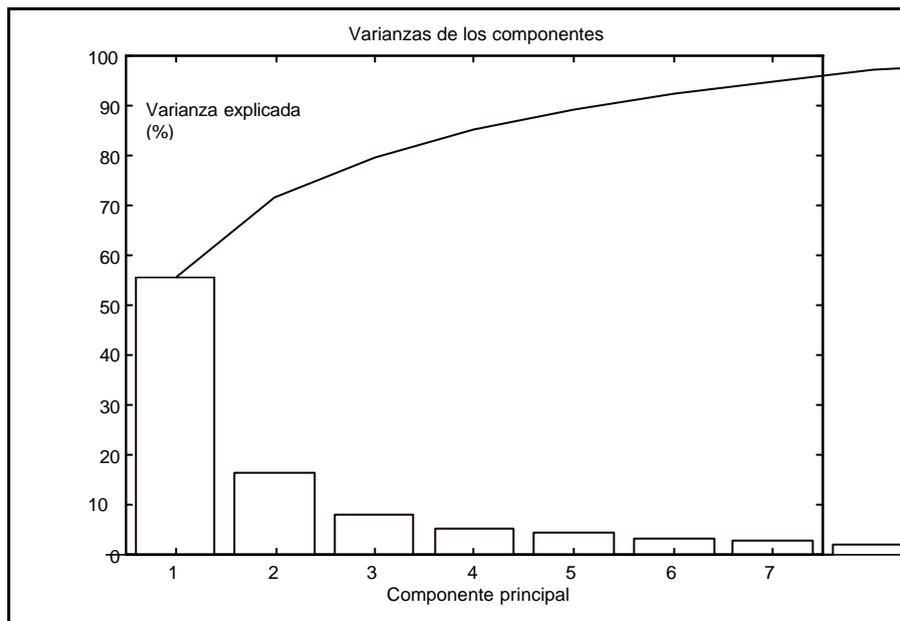


Figura 5.10 Diagrama de Pareto

Los dos primeros componentes principales explican más del 70% de la varianza del conjunto de datos (55.32% y 16.31% respectivamente), y los tres primeros componentes principales explican prácticamente el 80% de la variabilidad total.

Multiplicando las coordenadas de los vectores propios por la raíz cuadrada del valor propio, se obtienen los denominados *loadings* de los componentes principales. Las coordenadas de los puntos respecto a los componentes principales reciben el nombre de *scores*.

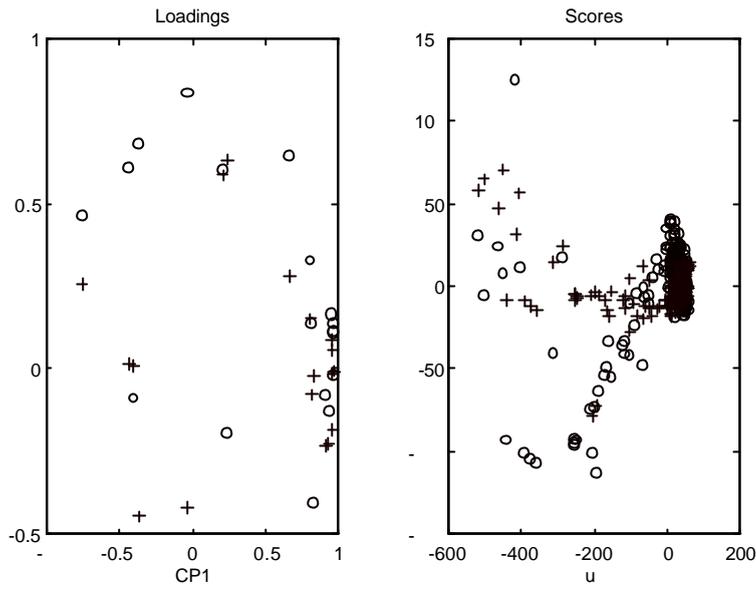


Figura 5.11 Loadings y scores

Los loadings y scores se representan en la figura 5.11. La figura de la izquierda es una representación gráfica de los loadings de las 18 variables en el plano formado por el primer y segundo componente principal ('o') y el primero y tercero ('+') respectivamente. En la figura de la derecha se muestran los datos proyectados en los dos primeros componentes principales ('o') y en el primero y tercero ('+').

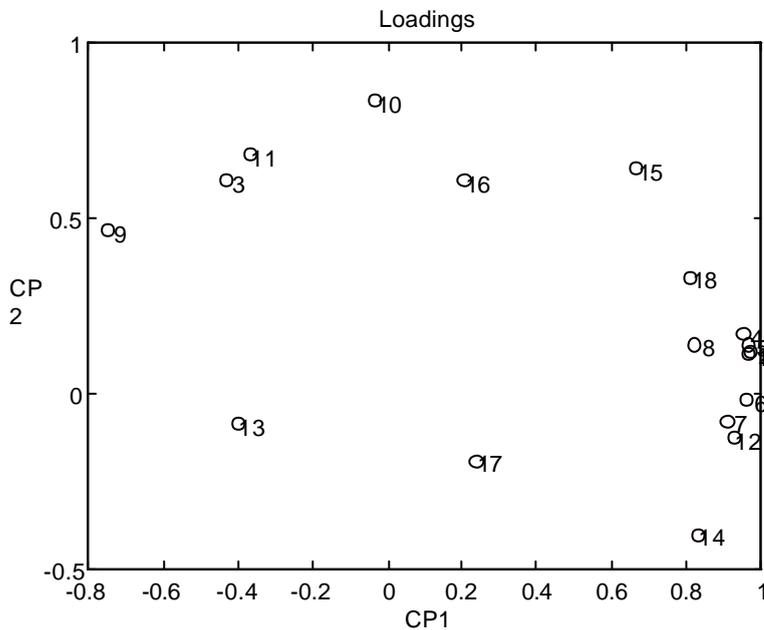


Figura 5.12 Relación entre las variables y los dos primeros componentes principales

En la figura 5.12 se muestra la relación entre las distintas variables, indicadas por la correspondiente clave, y los dos primeros componentes principales, para poner de manifiesto la correlación entre las variables. Se observa que existe una agrupación de

las variables 1, 2, 4, 5, 6, 7 y 12, que corresponden a: TE103, TE104, TE114, TE115, TE105, TE311 Y TE203.

Del análisis de la matriz de coeficientes de correlación entre las variables, que se muestra en la tabla 5.9, se deduce también la existencia de correlaciones significativas.

Si tomamos como criterio de selección un coeficiente de correlación ≥ 0.9 aparecen como fuertemente relacionadas entre sí las siguientes variables :

TE103: TE104, TE114, TE115, TE105

TE104: TE114, TE115, TE105

TE114: TE115

TE105: TE311, TE203

TE311: TE203

La representación gráfica de la evolución de estas variables corrobora el resultado obtenido aplicando puramente métodos de análisis estadístico, tal como puede observarse en la figura 5.12.

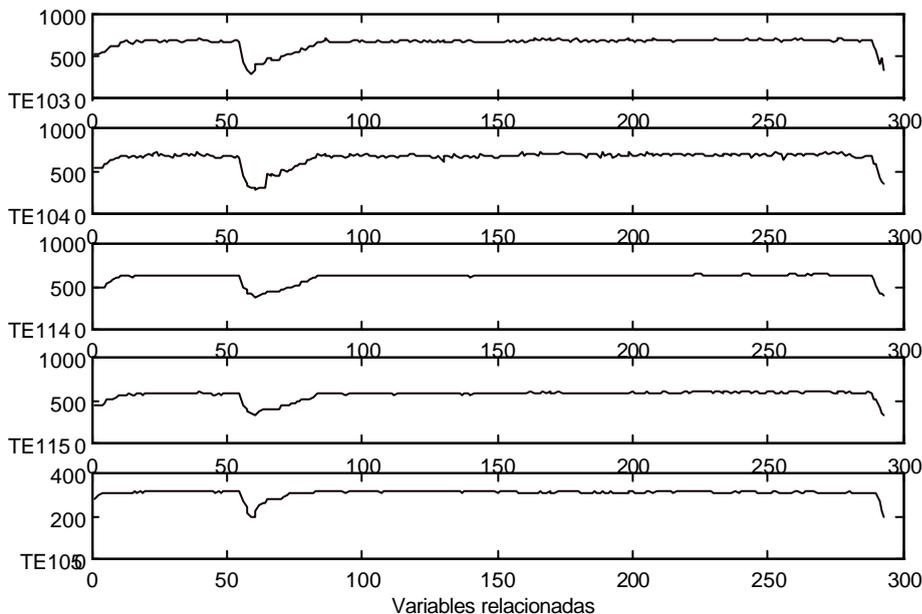


Figura 5.12 Evolución temporal de algunas variables relacionadas

Del análisis de correlación y componentes principales puede concluirse que las variables TE103, TE104, TE114, TE115, TE105, TE311 y TE203 explican en gran medida la varianza del conjunto de datos analizado, lo que permite reducir el número de variables a utilizar para caracterizar el comportamiento del sistema.

	TE103	TE104	TE101	TE114	TE115	TE105	TE311	TE312	TE112	TE113	TE304	TE203	PT120	DPT119	TE110	TE111	TE230
TE104	0,966	1,000															
TE101	-0,284	-0,312	1,000														
TE114	0,970	0,967	-0,320	1,000													
TE115	0,980	0,970	-0,344	0,996	1,000												
TE105	0,913	0,919	-0,407	0,874	0,895	1,000											
TE311	0,846	0,836	-0,447	0,785	0,817	0,951	1,000										
TE312	0,748	0,823	-0,219	0,745	0,743	0,826	0,774	1,000									
TE112	-0,693	-0,656	0,550	-0,584	-0,630	-0,798	-0,821	-0,482	1,000								
TE113	0,054	0,058	0,413	0,061	0,051	0,037	0,012	0,120	0,277	1,000							
TE304	-0,274	-0,294	0,383	-0,275	-0,277	-0,292	-0,271	-0,273	0,448	0,845	1,000						
TE203	0,865	0,877	-0,455	0,816	0,838	0,973	0,926	0,803	-0,820	-0,043	-0,334	1,000					
PT120	-0,337	-0,332	0,164	-0,324	-0,336	-0,402	-0,344	-0,292	0,299	-0,066	0,075	-0,420	1,000				
DPT119	0,772	0,763	-0,632	0,736	0,757	0,768	0,767	0,618	-0,778	-0,341	-0,513	0,804	-0,228	1,000			
TE110	0,696	0,724	0,084	0,772	0,750	0,592	0,496	0,656	-0,108	0,365	0,018	0,490	-0,288	0,271	1,000		
TE111	0,208	0,214	0,180	0,290	0,264	0,102	0,069	0,187	0,200	0,222	0,090	0,020	-0,207	-0,059	0,701	1,000	
TE230	0,193	0,191	-0,261	0,218	0,223	0,157	0,132	0,112	-0,163	-0,238	-0,297	0,129	-0,095	0,250	0,132	0,169	1,000
POACT	0,869	0,848	-0,141	0,889	0,888	0,692	0,642	0,597	-0,408	0,176	-0,133	0,605	-0,261	0,552	0,754	0,355	0,204

L 55,32 16,32 8,02 5,19 4,38 3,06 2,77 1,96 0,96 0,72 0,44 0,28 0,22 0,14 0,11 0,06 0,04 0,01

Tabla 5.9 Matriz de coeficientes de correlación entre las variables

5.5 SISTEMAS DE CLASIFICACION

A partir de un conjunto de datos de entrada no sólo nos interesa conocer un valor representativo de este conjunto, sino si existe más de un valor, es decir si podemos dividir el conjunto de estados del sistema en diferentes categorías o clases y decidir a qué clase pertenecen los datos. Para diagnosticar el estado en que se encuentra un sistema pueden emplearse los principios del reconocimiento de formas clásico (*Pattern Recognition*).

Una forma es un conjunto de parámetros medidos o procesados que definen un vector $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ en un espacio \hat{A}^n .

Se definen las clases $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ como áreas en el espacio, que se supone que son representativas de las condiciones típicas de operación de un sistema (que se encuentra en operación normal o defectuosa). Se utiliza un conjunto de formas, previamente recopiladas, denominado conjunto de aprendizaje W , para componer las distintas clases. La detección puede hacerse clasificando una forma observada en una clase w_i entre las c conocidas.

Para el diagnóstico del estado de un sistema son particularmente interesantes las opciones de rechazo, que permiten no clasificar una forma, dependiendo de su situación en el espacio. Puede distinguirse entre distintos tipos de rechazo:

- rechazo de ambigüedad, aplicado a formas que pueden asociarse a más de una clase, w_0
- rechazo por distancia, aplicado a formas que están lejos de todas las clases conocidas w_d

Las formas rechazadas se clasifican en las clases w_0, w_d .



Figura 5.13 Esquema de clasificación

En muchos casos es útil disponer de técnicas de aprendizaje no supervisado. De este modo el problema del diagnóstico puede resolverse con un mínimo conocimiento a priori, el de de una sola clase que se supone que representa las condiciones normales de operación.

Puede aplicarse un método de agrupación (*clustering*) a un conjunto de datos para definir c clases iniciales. Para poder agrupar los datos debe ser posible medir su similitud, y esto se consigue definiendo una *distancia*. Existen varias definiciones de

distancia, por ejemplo la euclídea o la basada en el coeficiente de correlación, que responden a las expresiones:

$$D_{kl} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ki} - x_{li})^2} \quad \text{distancia euclídea entre k y l}$$

$$r(x, y) = \frac{\text{cov}(x, y)}{s_x s_y} \quad \text{coeficiente de correlación}$$

El proceso de aprendizaje se aplica periódicamente al conjunto de formas rechazadas por distancia para obtener nuevas clases que representen nuevas condiciones de operación del sistema. De esta forma las reglas de clasificación pueden adaptarse para tener en cuenta este nuevo conocimiento.

5.6 MODELOS

La esencia de la construcción de modelos es decidir que aspectos deben describirse explícitamente en el modelo y cuales deben omitirse. Un modelo debe ser tan sencillo como sea posible, pero no menos, y tan complicado como sea necesario, pero no más.

Hay tres métodos básicos para desarrollar modelos:

Análítico, basado en una modelización teórica de los fenómenos que intervienen

Aproximado, construido a partir de una modelización experimental (identificación), para describir las relaciones entre las variables de entrada y salida mediante la obtención de parámetros de funciones de transferencia

Heurístico, basado en la adquisición automática y la validación del conocimiento en forma de relaciones causa-efecto a partir del comportamiento observable de un sistema dinámico complejo y de las acciones de un operador experto.

5.6.1 Tipos de modelo

Hay muchos tipos de modelos matemáticos *cuantitativos*, que difieren según la aplicación. Así por ejemplo, para el diseño de hornos se pueden hacer modelos muy completos y detallados que requieren una gran potencia de cálculo, y que dependen de la geometría y de numerosos parámetros. Estos modelos son específicos para cada instalación y difícilmente serían aplicables para control. Sin embargo muchas veces de los resultados del modelo se pueden obtener reglas de tipo cualitativo sobre el comportamiento del proceso que se pueden generalizar. También hay modelos más sencillos para predecir determinadas variables de proceso, que generalmente hacen cálculos en régimen permanente.

Para el control *cualitativo* es suficiente disponer de un modelo dinámico, a poder ser sencillo, que sirva para predecir las tendencias de las variables más importantes. También es posible hacer uso de los resultados de modelos más complejos para hacer razonamientos cualitativos.

El modelo más simple es el modelo de comportamiento esperado: los supervisores humanos no se concentran en el modelo, sino en el resultado esperado. Esto sugiere la idea de que puede ser razonable descubrir de alguna forma qué se espera que haga el proceso, y por otra parte qué no tiene que suceder. En general este conocimiento es incompleto pero funciona en muchas situaciones.

El conocimiento sobre la dinámica del proceso y la estrategia de control puede ser:

- Explícito, heurístico, en forma de reglas, basado en la experiencia
- Implícito, heurístico, en forma implícita, por ejemplo la intuición.
- Puramente implícito, en forma de conjunto de datos, comprende las relaciones causa-efecto.

Una de las áreas actuales de investigación es el dominio del desarrollo, análisis y aplicación de los métodos de cálculo simbólico para la representación del

conocimiento y el razonamiento sobre el comportamiento de los sistemas dinámicos complejos, la modelización y simulación del comportamiento del sistema, el análisis del sistema y el diagnóstico del comportamiento anormal. A pesar del éxito indiscutible de los métodos analíticos basados en las matemáticas clásicas, existe la necesidad de disponer de métodos y herramientas para tratar sistemas complejos descritos a nivel lingüístico. Particularmente importante es el caso de conocimiento impreciso e incompleto. En este caso es razonable esperar que con el empleo de los métodos basados en la observación del comportamiento humano y la heurística puedan obtenerse buenas soluciones.

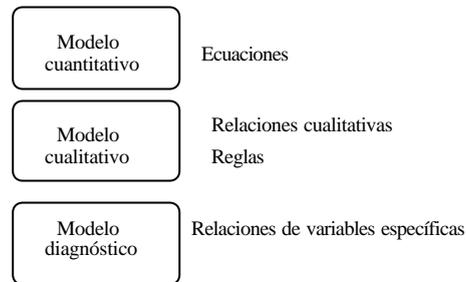


Figura 5.14 Distintos tipos de modelo

El modelo y las observaciones se utilizan para determinar la situación del proceso, inferir conocimiento y finalmente producir decisiones. Para inferir conocimiento a partir de las observaciones del proceso se dispone de diversas técnicas de *clasificación*

En la teoría clásica de control se necesita un modelo, normalmente en forma de un conjunto de ecuaciones diferenciales para describir el comportamiento dinámico del sistema. Sin embargo, aunque sea posible construir un modelo matemático complejo, con ecuaciones diferenciales no lineales, puede no ser adecuado si el análisis es demasiado difícil o el cálculo es demasiado complejo. Hay que lograr un compromiso. Para muchas tareas de supervisión puede ser suficiente un modelo más abstracto, que ignore a sabiendas algunas características del sistema. Este modelo simplificado o incompleto del sistema normalmente es cualitativo. Además pueden aceptarse diferentes niveles de modelización para diferentes objetivos, así un modelo para diagnóstico no tiene por qué ser igual que uno para control. Tiene que detectar rápidamente fallos y sus causas para evitar el fallo de todo el sistema, por otra parte es importante evitar falsas alarmas.

El empleo de un modelo requiere conocer los valores de una serie de parámetros, que suelen ser difíciles de obtener. Podemos distinguir distintos niveles de calidad de los datos según su procedencia:

1. Publicados y referenciados en publicaciones científicas
2. Informes científicos
3. Informes internos y ficheros de datos
4. Comunicaciones personales
5. Estimaciones de carácter empírico

Al aumentar la complejidad del sistema aumenta también la incertidumbre del conocimiento de su estructura, de los parámetros y de los efectos de las perturbaciones. En la práctica muchos parámetros no son conocidos, o sólo se conocen para un rango limitado de condiciones de operación, y deben estimarse. De

todas formas, si se quiere utilizar un modelo para analizar un sistema complejo es mejor obtener un resultado aproximado que no tener ninguno. Por otra parte es posible mejorar gradualmente la calidad de los datos y por lo tanto los resultados.

Partiendo de un modelo del sistema y de unos valores iniciales de los parámetros, los métodos experimentales de identificación de procesos permiten hacer una estimación óptima de los parámetros del modelo aplicando técnicas de análisis de regresión, lineal o no lineal [Stephanopoulos, 1984].

Para controlar sistemas complejos y con incertidumbres podemos pensar en la utilización de un sistema inteligente que mejore los resultados del control convencional mediante la integración de modelos *cualitativos* y *sistemas expertos*. El modelo cualitativo evalúa la situación del sistema dinámico y el sistema experto propone una acción al operador. El empleo de un modelo cualitativo viene motivado por la falta de datos numéricos. Así, por ejemplo, el valor del poder calorífico de los residuos sólidos urbanos no es bien conocido y puede definirse mediante “*etiquetas*”.

5.6.2 Los modelos cualitativos

Cuando una persona se enfrenta a una gran variedad de situaciones su reacción es rápida y efectiva sin necesidad de consultar modelos analíticos, sino empleando el sentido común, para trabajar con un modelo cualitativo.

Un modelo cualitativo proporciona una descripción del sistema en términos de variables importantes, tendencias, órdenes de magnitud, para construir una formalización del conocimiento sobre el universo físico e introducirlo en el ordenador. El término cualitativo se refiere normalmente a la discretización de magnitudes continuas mediante un conjunto finito de etiquetas. La discretización no es arbitraria y debe satisfacer el principio de relevancia formulado por Forbes, que dice que debe ser posible distinguir entre los valores que impliquen una situación diferente en un contexto dado.

En la etapa de diseño de un modelo lo más importante es concentrarse en el comportamiento general, y en la determinación de la existencia o no de relaciones entre variables, pero no en su dependencia numérica exacta.

Uno de los principales problemas en el campo del razonamiento cualitativo es la necesidad de hacer cálculos con descripciones no numéricas y producir resultados coherentes. Veamos a continuación algunos conceptos básicos relacionados con el razonamiento cualitativo.

El dominio de los signos. “Signs algebra” (+, 0, -)

El cero es la referencia típica que separa los números positivos de los negativos de la recta real. En el campo del razonamiento cualitativo el conjunto de valores cualitativos $S = \{ +, -, 0, ? \}$ se denomina dominio de signos. El objetivo es extraer la mayor cantidad de información posible de un sistema, mediante el conocimiento del signo de sus magnitudes. Para completar la descripción se añade el signo “?”, no predecible. Por ejemplo cuando sumamos una magnitud positiva con una negativa el resultado puede ser positivo o negativo, por tanto la suma de los valores cualitativos “+” y “-” es ambigua, y se representa por ?.

Se definen dos leyes internas, la *suma* \hat{A} y la *multiplicación* \hat{A} , y una relación binaria \gg , llamada *igualdad cualitativa*. [Forbus, 1984]

$$S = \{+, -, 0, ?\} \quad a, b \in S, \quad a \gg b \text{ si } a = b, \text{ ó } a = ? \text{ ó } b = ?$$

\hat{A}	-	0	+	?
-	-	-	?	?
0	-	0	+	?
+	?	+	+	?
?	?	?	?	?

\hat{A}	-	0	+	?
-	+	0	-	?
0	0	0	0	0
+	-	0	+	?
?	?	0	?	?

Tabla 5.10 Leyes cualitativas: \hat{A} Adición; \hat{A} Multiplicación

La suma y la multiplicación son conmutativas, aditivas e idempotentes. La igualdad cualitativa es reflexiva, y simétrica, pero no transitiva.

$+ \gg ?$, $? \gg -$ pero $+$ y $-$ no son q -iguales.

Modelos absolutos

$S1 = \{NL, NM, NS, 0, PS, PM, PL\}$

$S1$ es el conjunto formado por los símbolos que definen la partición de la recta real. Cada uno de los símbolos está asociado a un intervalo de la recta real. Se considera que entre ellos está definido el orden natural:

$$NL < NM < NS < 0 < PS < PM < PL$$

Comentario: sociado

El algoritmo de simulación cualitativa QSIM [Kuipers, 1994]

Un sistema dinámico puede considerarse como un conjunto de ecuaciones diferenciales de primer orden. Las ecuaciones de orden superior pueden convertirse introduciendo nuevas variables como sinónimos de derivadas de orden mayor. El análisis cualitativo permite estudiar el comportamiento asintótico de un sistema dinámico.

En cualquier instante t una variable f se describe por un par $\langle qval, qdir \rangle$

$qdir \in \{dec, std, inc\}$ (decreciente, estacionario, creciente) es la derivada cualitativa de S

$qval$ es un "landmark"¹, que contiene por lo menos $\{minf, 0, inf\}$ (menos infinito, cero, más infinito)

Grafos orientados con signo, SDG

Hay una larga tradición de construcción de modelos reuniendo todas las influencias que tienen un efecto significativo sobre las variables de interés. Estas influencias pueden representarse mediante grafos orientados en los que cada nodo representa una variable, y cada línea está caracterizada de forma más precisa mediante un signo, las uniones entre nodos se marcan con $+$ o $-$ según el efecto de una variable sobre la otra. El elemento básico es el bucle, definido como un camino que vuelve al punto de partida sin cruzar ninguna variable intermedia dos veces. Las propiedades cualitativas de un sistema pueden determinarse analizando el grafo.

¹ Es un nombre simbólico para un número real cuyo valor numérico puede ser conocido o no.

Las descripciones más aproximadas a menudo requieren menos parámetros, y tienden a explicar menos sobre un fenómeno que las más precisas. Las relaciones causales implícitas en un modelo disminuyen al irlo simplificando. Es necesario un compromiso, hay que buscar el modelo más sencillo que explique los fenómenos que nos interesan.

Análisis estructural de las relaciones causa-efecto

Para analizar las relaciones causa efecto se representan las relaciones definidas en un grafo orientado en el cual los nodos representan las variables y las flechas representan las relaciones ("es influenciado por", "tiene influencia sobre"). La *Simulación Forward* trata de ver que pasará si ciertos hechos son verdad. A menudo la respuesta no es única, sino un conjunto de muchos casos posibles.

5.6.3 Modelo cualitativo de un proceso

Una forma de modelizar una planta incineradora es empleando un modelo cualitativo. Esta técnica nos permite representar el conocimiento de los ingenieros de proceso en forma de relaciones o interacciones entre las variables de proceso, que no requieren tener el mismo grado de conocimiento que se necesita para hacer un modelo cuantitativo del mismo. Su interés principal deriva del hecho de que muchas veces no se dispone de la suficiente información cuantitativa para establecer un modelo.

Se trata de definir unas tablas que expresen las relaciones existentes entre las variables de proceso. A partir de estas tablas podrán desarrollarse las distintas reglas de acción, que permiten conocer las acciones a realizar para mantener el control de la situación.

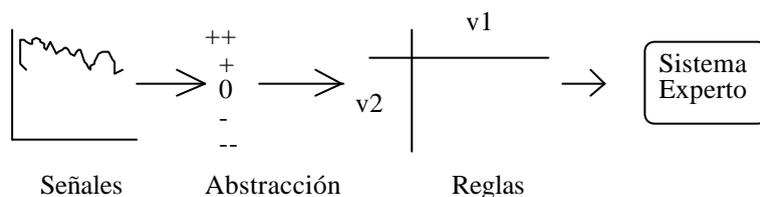


Figura 5.15 Transformación de las señales procedentes del sistema, evaluación de la transformación en forma de expresiones simbólicas empleadas para la representación del conocimiento y razonamiento.

Representación del conocimiento mediante atributos (O-A-V)

Para la descripción cualitativa de una situación puede emplearse un lenguaje basado en atributos.

Sea **c** un objeto, por ejemplo un componente o índice que caracteriza el comportamiento del sistema, **a** un atributo, y **v** el valor del atributo. Una expresión de la forma **a (c) = v** es un hecho.

temperatura (humos) = límite_superior
 depresión (horno) ≤ 3.5
 calidad (residuos) = buena

El estado de un sistema puede representarse en forma de una tabla objeto-atributo-valor

	a₁	a₂	a_m
c₁	V ₁₁	V ₁₂	V _{1m}
c₂	V ₂₁
c_n	V _{n1}	...	V _{nm}

Tabla 5.11 Representación del estado del sistema mediante atributos

Un síntoma, entendido como observación de posibles fallos que pueden ocurrir en el sistema, tal como *recalentamiento* puede definirse por la siguiente conjunción lógica de hechos:

temperatura (humos) , tiempo (observación)
 temperatura (humos) [≥] alta $\bar{\cup}$ tiempo (observación) [≥] 5

Para obtener información simbólica se efectúa una conversión de la variable numérica a cualitativa para extraer la información significativa, eliminando por tanto la menos importante.

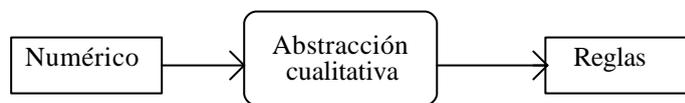


Figura 5.16 Razonamiento

Asignación de valores cualitativos en el proceso de incineración

El proceso de combustión y por tanto la temperatura del horno depende de la calidad de los residuos, del movimiento de la parrilla y del exceso de aire de combustión. La calidad de los residuos puede definirse en función de la humedad y el poder calorífico, como se muestra en la figura 5.17, pero al no disponer de estos datos es estimada por el operador que le asigna unos niveles (*MB muy buena, B buena, N normal, D mala, MD muy mala*). La clasificación de los residuos se describe en el Anexo: Clasificación de los RSU.

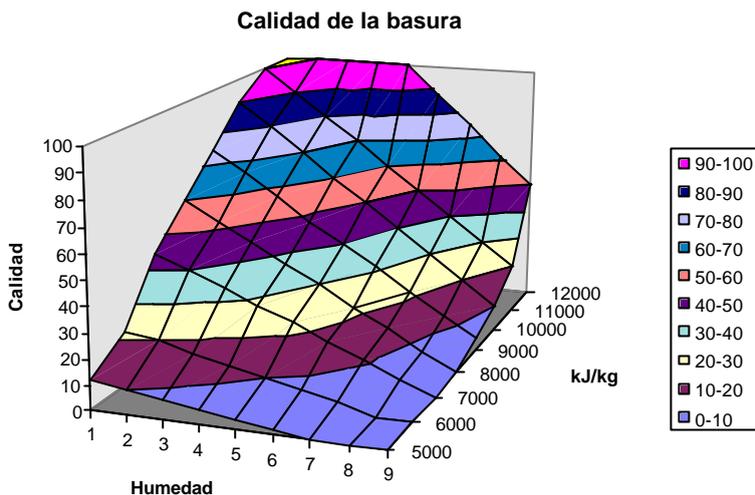


Figura 5.17 Calidad de los residuos en función de la humedad y el poder calorífico

El movimiento de la parrilla de retroceso se regula por medio de un pistón hidráulico, como muestra la figura 4.1, y dado que no se conoce el valor de la velocidad se asigna un valor numérico a las posiciones de la válvula de control del mando del pistón. La cantidad de residuos que se queman es proporcional a la velocidad del pistón hidráulico que alimenta a la parrilla, por lo que se asigna también un valor numérico a la posición del mando de este pistón. La relación entre los valores numéricos y cualitativos para estas variables se establece en la tabla 5.12.

Atributo	Valor numérico	Valor cualitativo
Calidad A3	20 25 30 50	-2 -1 0 1 2
Parrilla A2	40 50 55 57 60	-2 -1 0 1 2
Alimentación A1	15 16 17 18	-2 -1 0 1 2
Temperatura M	83.6 84 85 85.5	-2 -1 0 1 2

Tabla 5.12 Relación entre los valores numéricos y cualitativos

5.7 CARACTERISTICAS DE LOS SISTEMAS EXPERTOS

Un sistema experto consta básicamente de una base de conocimiento que constituye la fuente de conocimiento, de una base de datos global que nos da la situación del sistema, y de una estructura de control a la que se suele denominar motor inferencial.

La base de conocimiento, formada por ejemplo por reglas, opera sobre la base de datos global. Cada regla tiene precondiciones o antecedentes que son satisfechas o no por la base de datos. Si todos los antecedentes de una regla se satisfacen esta puede ser aplicada. Al aplicar la regla añade una nueva información, y modifica la base de datos.

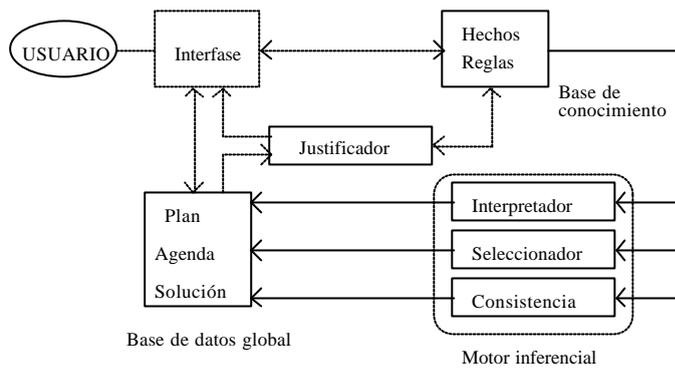


Fig. 5.18 Estructura básica de un sistema experto clásico

El sistema de control escoge que regla nos conviene emplear de entre todas aquellas que pueden ser aplicadas. Está constituido por un interpretador, un seleccionador y un mecanismo de refuerzo de la consistencia de las reglas. El interpretador es la parte del motor inferencial que utiliza las reglas para generar un plan de actuación. El seleccionador escoge la regla a aplicar según métodos más o menos sofisticados y la coloca en la agenda. Puede estar constituido por diversos especialistas en campos determinados, cada uno de los cuales envía la información a la agenda.

El refuerzo de la consistencia de las reglas es necesario cuando se trabaja con datos inciertos o reglas imprecisas, caso bastante normal ya que los expertos no siempre son tan expertos como sería de desear y el conocimiento puede estar mal especificado. El proceso no es jerárquico, todas las reglas pueden acceder a la base de datos.

Un aspecto importante del sistema experto es el justificador, que permite saber como funciona el sistema. Tiene información histórica sobre todo lo que ha ocurrido, fracasos, éxitos. El sistema experto debe ser capaz de explicar el proceso de razonamiento empleado. En esto se diferencian de los programas convencionales, que muchas veces realizan tareas complejas sin que se entere el usuario, al que simplemente proporcionan un resultado final [Llauró, 1986].

La mayoría de los sistemas expertos clásicos carecen de la capacidad de adquirir información en línea, y por tanto difícilmente pueden emplearse en aplicaciones de control. Sin embargo, recientemente se han empezado a utilizar sistemas basados en el conocimiento para control de procesos. Hasta los años 90 el empleo de sistemas expertos se limitaba a las operaciones en que el tiempo no era crítico, en la actualidad la aparición de los sistemas expertos en tiempo real permite aplicar el conocimiento de los operadores a la operación de la planta

Una arquitectura genérica para el control, vigilancia y supervisión de procesos es la propuesta por [Fiol, 1998]. En la figura 5.19 se muestra una estructura típica de un sistema experto capaz de interactuar con sensores y programas externos, para trabajar con un proceso en tiempo real [Poch, 1993].

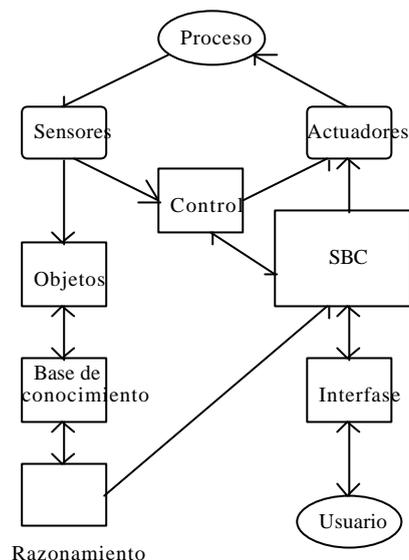


Figura 5.19 Arquitectura de un sistema experto en tiempo real

5.7.1 Estructura de control

En un sistema experto existe una clara separación entre la base de conocimiento y el motor inferencial, que es el mecanismo que elige las reglas y las ejecuta.

Motor de inferencia

El motor de inferencia es un sistema de razonamiento automatizado. Su funcionamiento obedece a la siguiente secuencia:

- Deduce nuevos hechos a partir de un conjunto de hechos y un cierto conocimiento.
- Obtiene el conjunto de reglas aplicables
- Selecciona la regla a aplicar
- Aplica la regla

Método de razonamiento

Para representar el conocimiento los sistemas expertos suelen emplear reglas. En este caso el método recibe el nombre de Sistema de producción basado en reglas. Una producción es una regla que consta de una parte de reconocimiento de una situación y de una parte de acción. Una producción es pues una pareja situación-acción en la que por un lado hay una lista de cosas a observar y por otro una lista de cosas a hacer.

Las reglas son por lo tanto del tipo:

SI <antecedentes> *ENTONCES* <consecuentes>

Se emplea el modo de razonamiento denominado "*modus ponens*" que consiste en deducir los consecuentes si se dispone de una regla para deducirlos y se cumplen todos los antecedentes

Antecedentes (causas):

- variable
- estado inicial
- variación
- estado inicial del efecto

Consecuentes:

- sentido de la variación (efecto)
- estado final del efecto

Por ejemplo considerando diversos estados, X_i , X_j , X_k , X_l y dos variables diferentes, V_1 , V_2 , la regla de transformación para una relación causa-efecto entre estas dos variables puede adoptar la forma:

Si V_1 en el intervalo $[\min X_i, \max X_i]$
Y variación = aumento de V_1 a $[\min X_j, \max X_j]$
Y variable V_2 en el intervalo $[\min X_k, \max X_k]$
ENTONCES variación = disminución de V_2 a $[\min X_l, \max X_l]$

Tipos de motores de inferencia

El motor de inferencia puede emplear distintas estrategias de razonamiento, siendo las más usuales el *encadenamiento progresivo*, pasando del estado inicial al estado final o sea a la condición deseada; o el *regresivo* pasando del estado final al inicial, en otras palabras actúa a partir de los antecedentes o de los consecuentes de las reglas.

El empleo de un método u otro depende del tipo de problema. Si el objetivo es descubrir todo lo que se puede deducir a partir de unos hechos conviene emplear el encadenamiento progresivo o inductivo. Si se quiere verificar una hipótesis determinada lo mejor es utilizar el encadenamiento regresivo o deductivo. El inductivo/deductivo combina las dos formas de razonamiento. En las aplicaciones de control suele emplearse el método deductivo.

5.8 HERRAMIENTAS DE ANALISIS. SISTEMAS CASSD

Para obtener información cualitativa del comportamiento de un proceso se necesitan herramientas que sean capaces de generarla a partir de la información suministrada por los sensores. En el marco del sistema de diseño asistido por ordenador CASSD se dispone de un conjunto de herramientas de representación del conocimiento a distintos niveles de abstracción desarrolladas en forma de bloques de Simulink: Abstractores, ALCMEN y CEES [Meléndez, 1998].

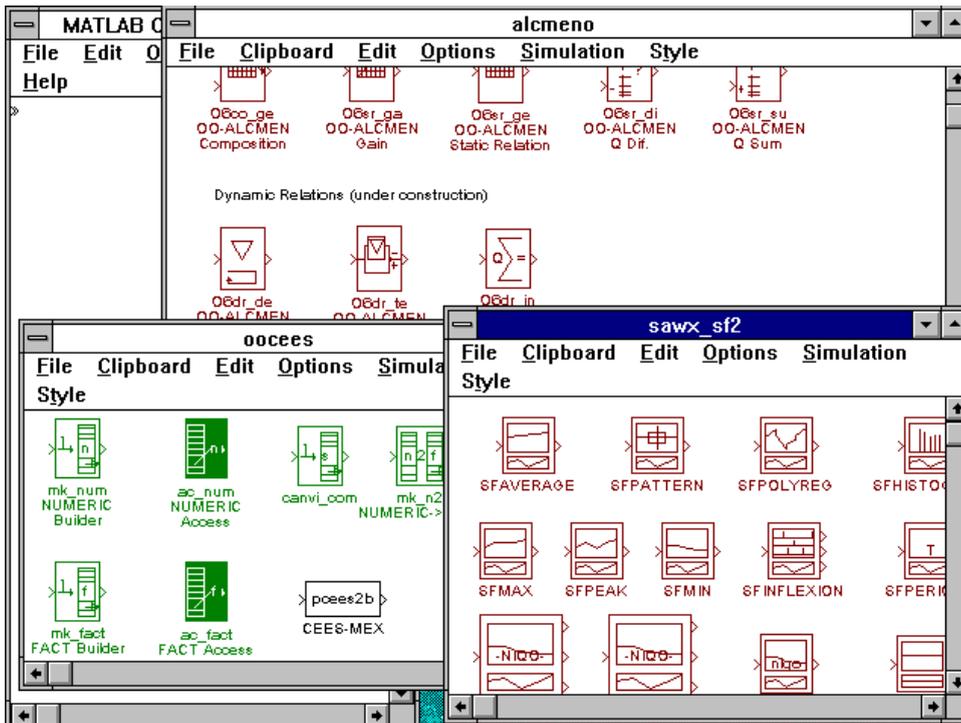


Figura 5.20 Conjunto de herramientas CASSD utilizadas.

5.8.1 Abstractores

En el nivel de instrumentación los sensores proporcionan sólo información numérica por lo que se necesitan herramientas para obtener información cualitativa sobre el comportamiento del proceso a partir de estas medidas. Estas herramientas de tratamiento de la señal se denominan abstractores.

Los abstractores que se citan a continuación son rutinas desarrolladas en MATLAB [Colomer, 1996] que se utilizan para la evaluación on-line de una señal basada en observaciones en distintos instantes de tiempo, la denominada "*ventana de observación*²". El rango de valores de la señal se divide en zonas significativas y se estudia su evolución durante el período de tiempo comprendido dentro de la ventana de observación. Este método permite aumentar la calidad de la información obtenida.

²O ventana deslizable

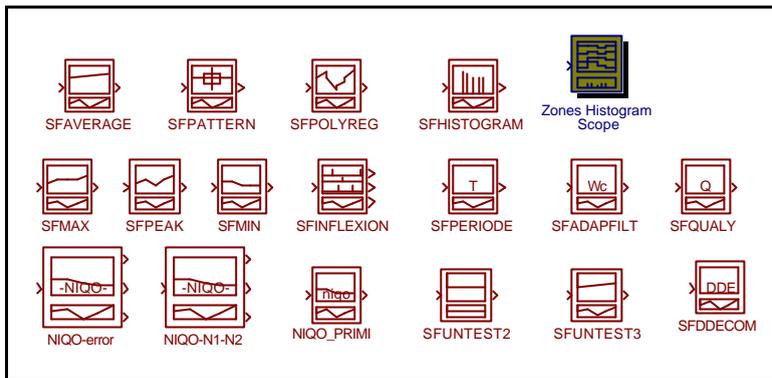


Figura 5.21 Abstractores. Biblioteca de bloques sawx_sf2

5.8.1.1 Descripción de los bloques

Las principales características de estos abstractores se presentan de forma resumida en la tabla 5.13.

Función del bloque	Parámetros	Valor
SFAVERAGE Media de los puntos dentro de una ventana	Número de muestras Período de muestreo Ventana de observación	npts: Ts: Sliding Time:
SFPATTERN Concordancia entre la señal de entrada y el patrón de referencia	Período de muestreo. Patrón. Tipo de distancia.	Ts: Pattern: Dist:
SFPOLYREG Polinomio de regresión de la señal de entrada.	Número de muestras Período de muestreo. Ventana de observación. Orden del polinomio.	npts: Ts: Sliding Time: Polynomial order:
SFHISTOGRAM Histograma de la entrada. Vector con el nº de puntos de una zona del histograma	Número de muestras Período de muestreo. Ventana de observación Zonas. Vector con los límites de las zonas	npts: Ts: Sliding Time: zones:
Zones Histogram Scope Representa el histograma de zonas en la ventana gráfica de MATLAB. Es una versión mejorada del bloque Scope.		Time range: y-min: ymax: zones:
SFMAX Máximo de la señal de entrada durante el período de observación.		Ts: Sliding Time:
SFMIN Mínimo de la señal de entrada durante el período de observación.		Ts: Sliding Time:
SFPEAK Pico de la señal de entrada durante el período de observación.		npts: Ts: Sliding Time:

SFINFLEXION Encuentra los max, min y puntos de inflexión de la señal	Máximo de la señal de entrada Mínimo de la señal de entrada Punto de inflexión en la señal de entrada Si no las salidas son cero.	Salida 1 = 1 Salida 2 = 1 Salida 3 = 1 Salida i = 0
SFPERIODE Estimación del período fundamental de la señal.		Ts:
SFADAPFILT Filtro adaptativo que emplea una Wc variable en el tiempo.	Período de muestreo k (wc=k/T)	Ts: k:
SFQUALY Cualificación de la señal de entrada según las zonas del eje de ordenadas.	Período de muestreo Zonas.	Ts: Vector con los límites de las zonas Vector con el valor de cada zona
NIQO Tendencia Grado de oscilación Señal filtrada	Filtro:Wc (rad/sec) Orden:N Período de muestreo Límites de las zonas para el grado de oscilación Valores del grado de oscilación Límites de las zonas para tendencia Valores de las tendencias	Wc(In) N(In) Ts k (fc=k/T) Wc(osc) N(osc)
SFDECOM Comunicación DDE Intercambio dinámico de datos.	Algunas restricciones: 'Channel' debe ser una variable del workspace. Todos los 'Poke Items' deben tener el mismo tamaño.	Ts Channel Poke items Timeout

Tabla 5.13 Resumen de las características de los abstractores

Histogramas

Los *histogramas* se basan en el estudio de una señal durante un período de tiempo (ventana de observación) clasificando los valores que toma en este período de tiempo en zonas e intervalos. Debe tenerse en cuenta que al utilizar esta ventana de observación el bloque histograma introduce un retardo en la información.

El histograma es un vector con el número de puntos de cada zona a partir del cual pueden definirse varios índices: *Modo dominante*, *grado de dominancia*, *entropía*.

El *modo dominante* es la zona más frecuentada en cada intervalo de tiempo. Es la zona en la que el histograma tiene valores máximos. Proporciona una interpretación aproximada del valor de la señal.

Grado de dominancia. El grado de dominancia es la diferencia entre el número de puntos o la duración de las dos zonas más frecuentes. El grado de dominancia es la diferencia entre los valores máximos.

Entropía. Si x es un histograma, la entropía se define como el sumatorio $\sum_i x_i \log x_i$, y representa la diversidad de zonas. El valor de la entropía aumenta cuando hay valores en muchas zonas distintas.

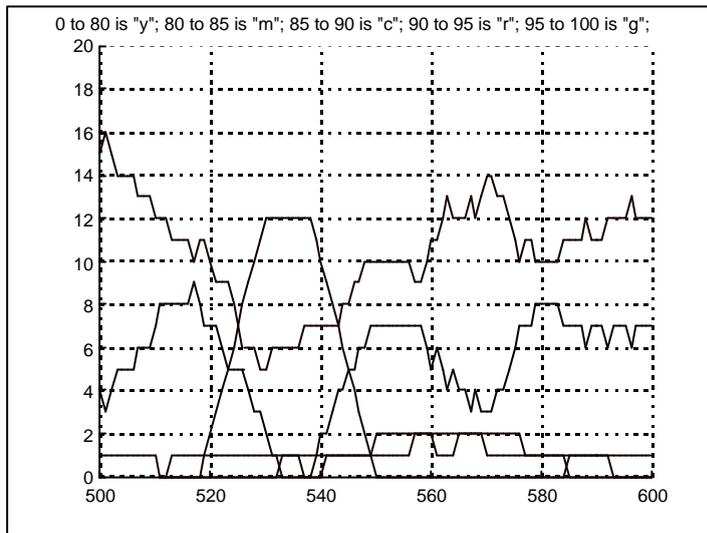


Figura 5.22 Histograma de la temperatura del horno

Es muy importante seleccionar las zonas y la duración de la ventana de observación para que sean representativas de la situación que se quiere detectar. Veamos un ejemplo: en el histograma de la figura 5.22 se aprecia que el modo dominante corresponde a la zona 85-90, operación normal. A partir del tiempo 520 se produce una disminución apreciable de la temperatura y el modo dominante pasa a ser la zona 0-80, situación anormal.

Cualificación de las señales

El filtrado y la cualificación posterior de la señal permite deducir comportamientos globales, como la tendencia y la desviación respecto a esta tendencia. También pueden obtenerse otras informaciones útiles:

Forma de la curva, tendencia, variabilidad, tolerancia

Eventos peculiares, altura máxima, número de máximos, duración entre dos alturas diferentes.

Tendencia.

Una característica muy importante de una señal es su tendencia a subir, bajar o mantenerse igual. El bloque *N/QO* utiliza un algoritmo para estimar la tendencia que tiene la siguiente estructura:

Filtrado de la señal.

Detección de máximos, mínimos y puntos de inflexión.

Filtrado de la señal. Estimación del período, cálculo de la frecuencia de corte.

Obtención del gradiente de la señal filtrada, tendencia de la señal a subir o a bajar, por diferencia entre el valor anterior del valor actual.

Clasificación del gradiente en niveles cualitativos, por ejemplo entre +2 a -2.

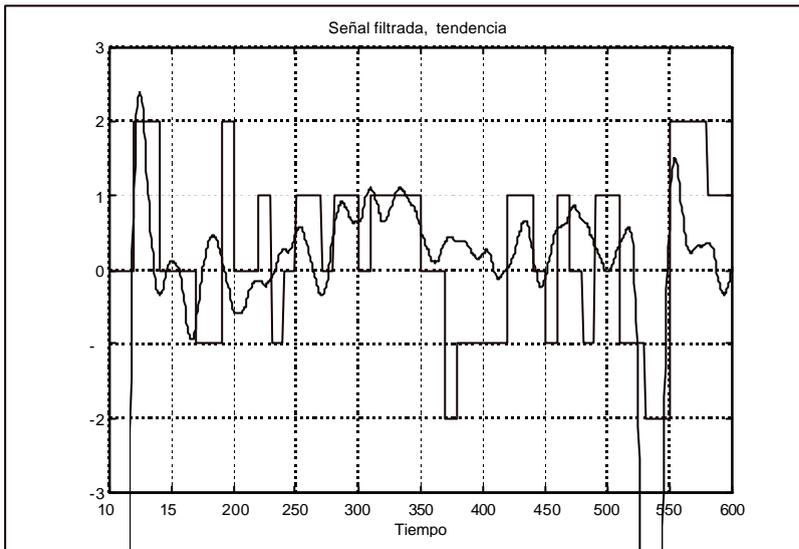


Figura 5.23 Tratamiento de la señal de la temperatura del horno: Señal filtrada y tendencia

Al emplear filtros se introducen retardos, que deben tenerse en cuenta al interpretar los resultados. Esto se puede apreciar en el ejemplo de la figura 5.23 en la que se analiza la tendencia de la señal de la temperatura del horno.

Oscilación

La amplitud de oscilación de la señal es otra característica importante. El algoritmo utilizado para obtener el grado de oscilación tiene la estructura siguiente:

Determinación del valor absoluto de la diferencia entre la señal original y la señal reconstruida

Filtrado.

Clasificación de la señal en niveles de oscilación, por ejemplo: 2 oscilación grande, 1 pequeña, 0 no oscila.

Régimen

A partir de la tendencia y el grado de oscilación se determina el régimen en que se encuentra la señal. El régimen puede clasificarse en: 0 permanente, 1 casi permanente, 2 transitorio

	Tendencia				
Oscilación	2	1	0	-1	-2

2 Grande	2		---		2
1 Pequeña		1	---	1	
0 No oscila			0		

Tabla 5.14 Determinación del régimen en función de la tendencia y la oscilación

Análisis de relaciones causa-efecto

No es suficiente observar datos medidos a lo largo del tiempo, también hay que tener en cuenta las variaciones relativas entre valores consecutivos para encontrar las relaciones de causalidad comparando valores.

El análisis puede realizarse construyendo para cada variable de proceso una curva normalizada basada en las variaciones por intervalo de tiempo. En esta curva se buscan puntos significativos, entendiendo por punto significativo un extremo, generalmente local. Si se interpreta el extremo local como efecto, se investiga la historia anterior para buscar posibles causas. Antes del análisis propiamente dicho se “*alisan*” las curvas, para filtrar los ruidos sin eliminar las modificaciones significativas, por ejemplo mediante el método de la media móvil, bloque *SFAVERAGE*. Se interpreta la “*muestra significativa*” como el comportamiento de la variable entre dos valores extremos locales. Se considera que un extremo representa el inicio o el final de una modificación del comportamiento del sistema.

Por motivos prácticos se puede emplear como criterio para seleccionar una muestra significativa, la modificación de la variable en una zona significativa utilizando un enfoque “*grosero*”, concentrado en lo esencial. Esto se basa en que también en el proceso heurístico humano sólo se reconocen como variaciones las que tienen un cierto “*peso*” en relación con la variación máxima posible. Mediante la interpretación de la secuencia se pasa de una forma numérica de representación a una forma simbólica. Para simplificar el tratamiento de las muestras significativas se representan mediante el valor inicial y final, y el sentido de la variación, aumenta (+), o disminuye (-).

5.8.2 ALCMEN

Para la extracción del conocimiento al nivel de las relaciones cualitativas podemos utilizar otros métodos de abstracción, por ejemplo las herramientas desarrolladas a partir del lenguaje de representación *ALCMEN* (Automaticians Language for Causal Modelling for Expert Knowledge) [Aguilar, 91].

ALCMEN ha sido concebido como un lenguaje para tratar la imprecisión y la incertidumbre en ecuaciones algebraicas y diferenciales, y permite establecer relaciones cualitativas entre variables cuando no se conocen las relaciones analíticas. Su objetivo es facilitar la comunicación entre los ingenieros de proceso y los ingenieros de control. La implementación de *ALCMEN* en Matlab/Simulink se hace mediante un conjunto de bloques que sirven de ayuda para desarrollar sistemas basados en el conocimiento.

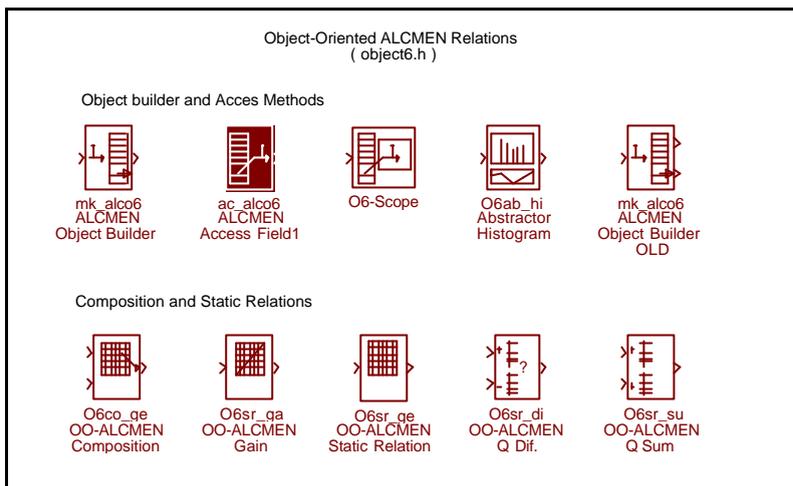


Figura 5.24 Bloques de ALCMEN orientados al objeto

5.8.2.1 Descripción de los bloques de ALCMEN

Los bloques de ALCMEN se emplean para representar gráficamente grafos causales en que las entradas del bloque son variables, las causas, y la salida son los efectos.

En ALCMEN las variables se estructuran como objetos que tienen atributos y métodos. Una variable cualitativa se representa por un par formado por una etiqueta $\langle x \rangle$ y el correspondiente índice, entero, n_k : $X = (\langle x \rangle, n_k) = F(x / i, s)$

$\langle x \rangle$	n_k
highest	4
high	3
normal	2
low	1
lowest	0

Se definen operaciones cualitativas entre las variables, implementadas en bloques de Simulink. En la siguiente tabla se describen las principales características de los bloques del toolbox ALCMEN.

Función del bloque	Parámetros	Valor
<i>Object Builder</i> Efectúa un filtrado y encapsula la información en una estructura de variable objeto	Periodo de muestreo Ventana de observación Número de puntos Conjunto de valores posibles Zonas	Sample Time: Sliding Time: N° points: Range: Zones Indices:
<i>Acces Field</i> Accede a diferentes campos para hacer operaciones numéricas o manejar datos históricos	Campos a acceder:	'Signal','Q_Signal','Der_Signal', 'Der2_Signal','MeanHS','MeanHDS', MeanHD2S','IsMax','IsMin','IsInf', 'LastTime','IsQualy', 'IsNumeric','ObjectType'
<i>Ob-Scope</i> Presenta la información en forma gráfica	Campo Tiempo Tipo de línea	Acces field: Time Range: Ymin: Ymax: Line type (rgbw-:*)
<i>Abstractor histogram</i> Emplea los histogramas para obtener información y pasarla a cualitativa <i>Q-dif</i> Diferencia cualitativa: es una comparación entre dos variables cualitativas	Número de muestras Periodo de muestreo Ventana de observación Zonas Normalización La entrada 1 se compara con la entrada 2, y los índices de salida se seleccionan de la entrada 1.	npts: Ts: Sliding Time: zones: Normlitz. Histog. (0=>no, 1=> / npts, 2=> / zones): Sample Time: Sliding Time: N° points: Output Indices:
<i>Q_sum</i> Adición cualitativa Suma los índices de dos variables cualitativas	Las entradas cualitativas 1 y 2 se suman y filtran de acuerdo con los índices de la entrada 1. La salida hereda los parámetros de la entrada 1.	Sample Time: Sliding Time: N° points: Output Indices:
<i>Composition</i> Permite definir una relación entre variables cualitativas mediante una tabla.	Se toman los índices de entrada de los objetos de entrada y se emplea su posición relativa para seleccionar un elemento de la tabla. La salida es un objeto cualitativo obtenido a partir de la tabla.	Sample Time: Sliding Time: N° points: Indices: Output Table: NOTA: La ventana de observación no se utiliza.
<i>Gain</i> Efectúa el producto de una variable cualitativa y una constante.	Usa como entrada los índices del objeto conectado	Sample Time: Sliding Time: N° points: Indices: K(gain)
<i>Static</i> Es una tabla Input/Output que permite implementar cualquier función.	Los elementos de la matriz con valor 1 definen la correspondencia entre entrada y salida. La entrada son las columnas (ordenadas de izquierda a derecha) y la salida corresponde a las filas (ordenadas de arriba abajo). Los índices de la salida pueden ser distintos de la entrada.	Sample Time: Sliding Time: N° points: Indices: Binary Table:
<i>Offset</i> Permite desplazar los índices de una variable.		
<i>Delay</i> Relación cualitativa dinámica:	El objeto de salida hereda las propiedades cualitativas de la	Sample Time: Sliding Time:

Almacena la variable durante un tiempo de muestreo.	entrada. Se recomienda usar para este bloque el mismo tiempo de muestreo de los anteriores.	Nº points: Delay(Number of sample times)
<i>Tendency</i> Relación cualitativa dinámica: Diferencia cualitativa entre el valor actual y el anterior	El tiempo de retardo debe ser múltiplo del período de muestreo (Ts).	Sample Time: Sliding Time: Nº points: Time delay(Number of sample times) Output Indices:
<i>Accumulator</i> Relación cualitativa dinámica: Integrador cualitativo. Efectúa la integración cualitativa de la variable de entrada.	Pueden definirse índices diferentes de las entradas, pero la acumulación es sobre los Q_valores de entrada. La acción integral es cancelada cuando se alcanza el límite superior o inferior.	Sample Time: Sliding Time: Nº points: Indices: Initial value: Gain: Dy/Ts GAIN: Si se desea ganancia unidad este parámetro debe tener el mismo valor que el tiempo de muestreo.

Tabla 5.15 Resumen de las características de los bloques ALCMEN orientados al objeto

5.8.2.2 Relación entre la tendencia cualitativa de la temperatura y las acciones del operador

Una forma directa de extraer información útil es el empleo de las herramientas de análisis descritas anteriormente para efectuar el filtrado y la cualificación de la señal. En este apartado se emplean abstractores para analizar las acciones del operador para establecer una relación entre el estado del horno y la calidad de los residuos, y el movimiento de la parrilla y la velocidad de alimentación de residuos. La figura 5.25 muestra el proceso que se ha seguido.

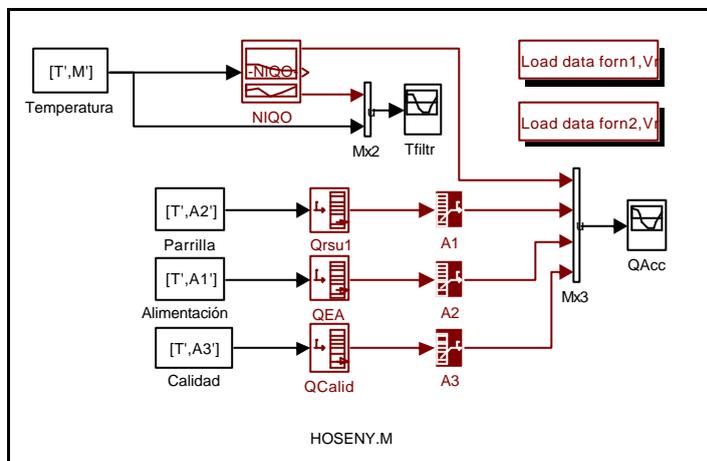


Figura 5.25 Diagrama de bloques

La abstracción de la información cualitativa de las señales que pueden aportar más información, en este caso la señal de temperatura del horno, se realiza mediante el

bloque *NIQO*. La entrada de este bloque es la señal que queremos cualificar. El bloque tiene tres salidas: la señal filtrada, la tendencia y el grado de oscilación, que se obtienen aplicando unos algoritmos cuya estructura se representa en la figura 5.26.

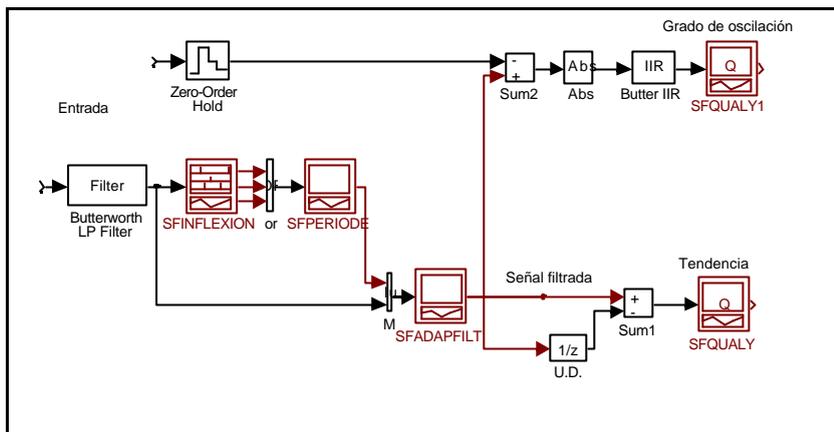


Figura 5.26 Estructura del bloque NIQO

Tendencia

En primer lugar se filtra la señal para eliminar el ruido, con un filtro analógico Butterworth Pasa Bajo. A continuación se procede a una detección de los máximos, mínimos y puntos de inflexión (*SINFLEXION*) para posteriormente hacer una estimación del periodo de oscilación (*T*) a partir del tiempo transcurrido entre cada una de estas detecciones (*SFPERIODE*). El periodo estimado se utiliza para determinar la frecuencia de corte, ω_c , del filtro adaptativo IIR de primer orden que actúa sobre la señal (*SFADAPFILT*). Este último filtro se utiliza para atenuar las oscilaciones propias de la señal, dejando solamente las variaciones significativas. Aplicando este algoritmo se obtiene como resultado la señal filtrada que se muestra en la figura 5.27.

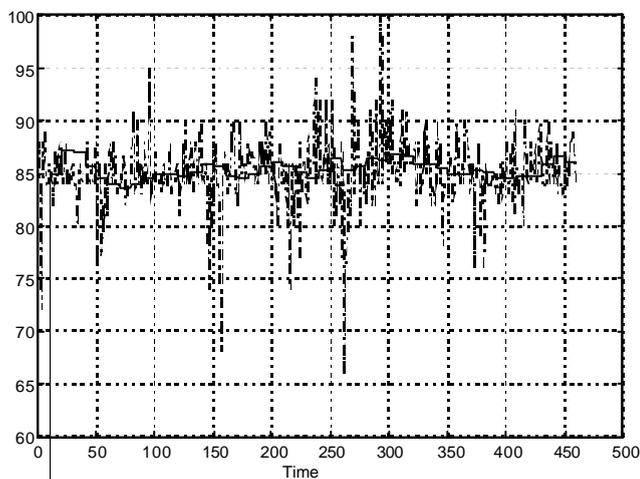


Figura 5.27 Señal de temperatura original y filtrada

Luego se procede a la determinación cualitativa de la pendiente de esta señal (*SFQUALY*) restando su valor a cada instante del valor en el instante anterior y calificando el resultado obtenido según su pertenencia a una determinada zona o intervalo. Si la tendencia se divide en cinco niveles el resultado final será la tendencia a: aumentar rápidamente, aumentar, mantenerse, disminuir o disminuir rápidamente.

Los valores de los parámetros escogidos son

Filtro de entrada ω_c (rad/s) = 0.8, N (orden) = 1

Periodo de muestreo: T_s (s) = 10

Filtro con ω_c variable (orden 1) k ($k = \omega_c * T$) = 0.5, N (orden) = 1

Tendencia	Valor	Límites
Disminuir	-2	-Inf, -0.8
Disminuir lentamente	-1	-0.8, -0.1
Mantener	0	-0.1, 0.1
Aumentar lentamente	1	0.1, 0.8
Aumentar	2	0.8, Inf

Tabla 5.16 Límites de las zonas para determinar la tendencia

Hay que lograr un compromiso entre el ajuste, que no debe ser demasiado fino y los valores de los límites para definir la tendencia.

Grado de oscilación

Otra característica que puede obtenerse del proceso es la amplitud de las oscilaciones de la señal. A partir de la diferencia entre la señal original y la señal filtrada se obtiene una señal representativa de la oscilación. Esta diferencia se toma en valor absoluto y se filtra mediante un filtro IIR de primer orden.

Oscilación	Valor	Límites
Normal	0	0, 1
Pequeña	1	1, 3
Grande	2	3, Inf

Tabla 5.17 Límites de las zonas para definir el grado de oscilación

Tal como muestra la figura 5.25 se utilizan los bloques *Object Builder* y *Acces Field* para definir los objetos y transformar las variables numéricas a cualitativas, empleando la relación de la tabla 5.12.

La utilización de las variables cualitativas permite establecer una clara correlación entre la evolución de la temperatura del horno y las acciones del operador, como puede observarse en la figura 5.28.

En la figura la línea superior representa la alimentación de residuos. La intermedia la velocidad de la parrilla, y la inferior la tendencia cualitativa de la temperatura. La línea de puntos corresponde a la calidad de los residuos.

En la figura se observa, por ejemplo, que en el tiempo 100, después de que ha habido un aumento de la velocidad de alimentación de residuos aumenta la temperatura, al aumentar la temperatura el operador disminuye la velocidad de alimentación y la temperatura descende. En el tiempo 250 disminuye la calidad de los residuos y el operador disminuye la velocidad de la parrilla.

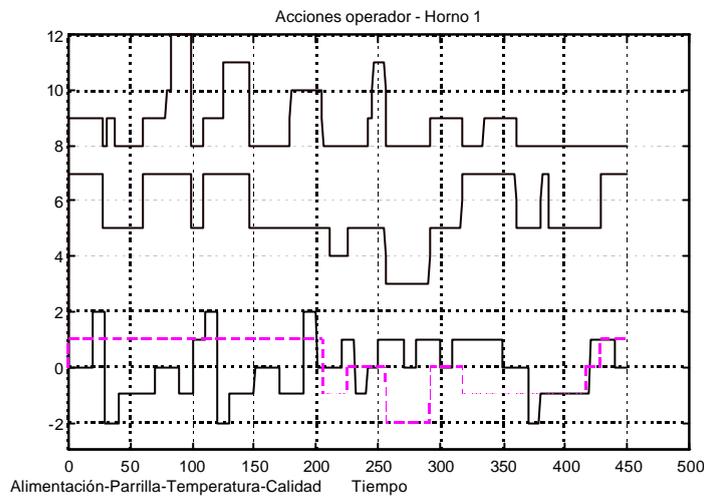


Figura 5.28 Horno1. Relación entre las acciones manuales y la temperatura

El análisis de las acciones del operador para establecer una relación entre el movimiento de la parrilla y la calidad y la velocidad de alimentación proporciona una vía para obtener reglas para controlar el proceso.

El movimiento de la parrilla se regula con un pistón hidráulico, y se han anotado las posiciones de la válvula de control del mando del pistón. El aire de combustión se regula indirectamente mediante el ventilador de tiro forzado y la posición del registro del ventilador. Durante el intervalo de tiempo analizado estos parámetros se han mantenido constantes. Otro factor que incide sobre el caudal de aire de combustión es la cantidad de residuos que se queman, que viene dada por la velocidad de pistón que alimenta a la parrilla. Se ha anotado también la posición del mando de este pistón. La relación entre estas variables se muestra en las figuras 5.29, 5.30.

De la observación de las figuras 5.29 y 5.30 pueden deducirse algunas reglas de actuación. En la figura 5.30 vemos que cuando la calidad es muy mala la velocidad de la parrilla es menor que cuando la calidad es normal, independientemente de cual sea la velocidad de alimentación. También vemos en la figura 5.29 que cuando la calidad empeora (normal-mala) la velocidad de la parrilla es menor, pero no en todos los casos. En otros casos se observa que siendo la calidad mala se aumenta la velocidad, esto obedece a que hay una acumulación de residuos en la parrilla y hay que aumentar la velocidad para eliminarla. Este razonamiento se traduce en reglas de la forma siguiente:

- Si la calidad es mala disminuir la velocidad de la parrilla
- Si la calidad es buena aumentar la velocidad de la parrilla
- Si la parrilla está atascada (calidad mala) aumentar la velocidad para desatascarla

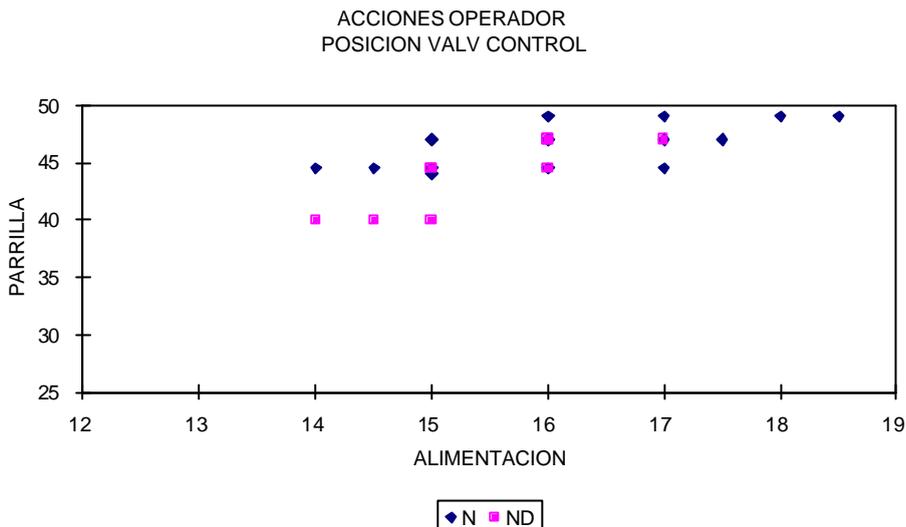


Figura 5.29 Acciones manuales. Calidad residuos N: normal, ND: normal-mala

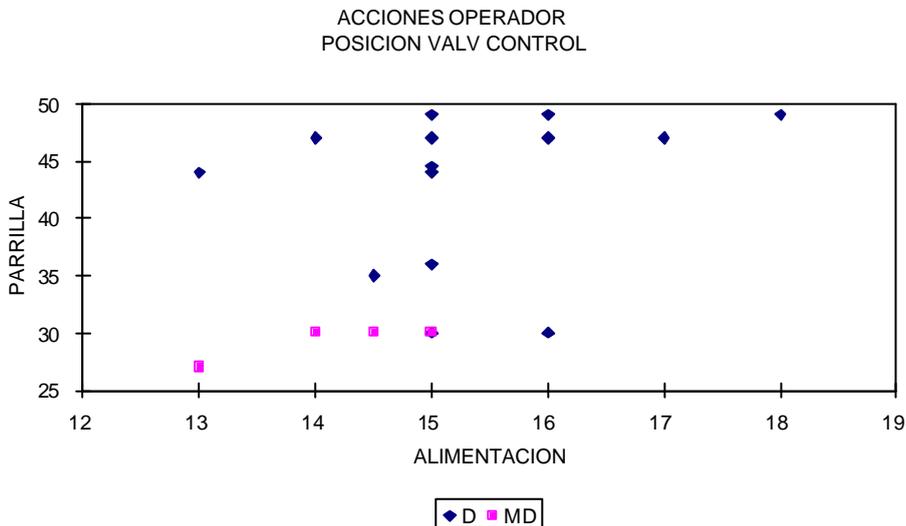


Figura 5.30 Acciones manuales. Calidad residuos D: mala, MD: muy mala

5.8.3 CEES

C++ Embedded Expert System es un sistema experto desarrollado en C++ [De la Rosa, 1994], que actúa como una herramienta de desarrollo o "shell", e incluye una serie de facilidades informáticas para la programación de sistemas expertos de forma que cada usuario puede programar el sistema experto para una aplicación concreta:

- cooperación de expertos
- métodos de razonamiento heurístico
- operación con lógica difusa

La programación del sistema experto se basa en la redacción de reglas de conocimiento por el experto relativas al proceso que se quiere supervisar o controlar, que reflejan las dependencias entre hechos. El resultado es un programa integrado en el entorno Matlab/Simulink en forma de bloque. El control de la planta es factible porque normalmente el tiempo de ejecución de CEES es muy pequeño comparado con las constantes de tiempo del proceso.

El sistema CEES tiene capacidad de comunicación DDE (Dinamic Data Exchange), utilizando las librerías de comunicación de Matlab/Simulink, con tal de poder recibir los datos y enviar los diagnósticos en forma de cadenas. La información con la que trabaja CEES cambia de forma dinámica, de forma que recibe nuevos datos cada cierto tiempo de muestreo programable por el usuario, actualiza sus registros y almacena los nuevos valores. La información está encapsulada en objetos de forma estructurada.

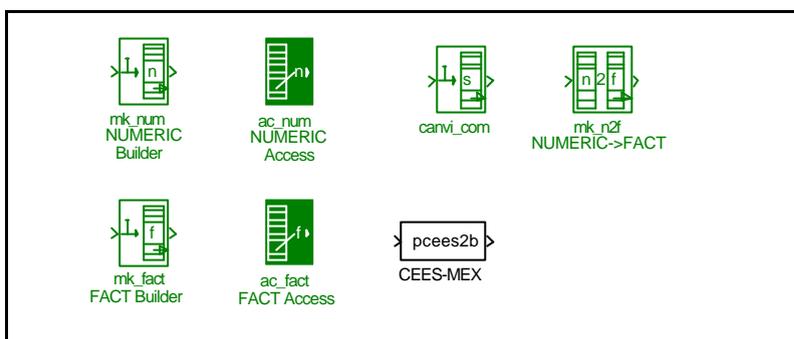


Figura 5.31 Bloques del sistema CEES Orientado al objeto

5.8.3.1 Descripción de los bloques de CEES

Una característica muy importante del sistema CEES es que se trata de una herramienta concebida inicialmente para soportar un entorno integrado por sistemas expertos cooperantes lo que permite tener varios expertos, especializados en tareas concretas, que cuentan con una base de conocimiento independiente para poder dividir o modularizar procesos muy complejos de forma estructurada. Los agentes expertos pueden intercambiar información, teniendo en cuenta varios factores que dan a cada uno cierta "credibilidad" en cuanto a los resultados. Permite un modelo de razonamiento distribuido.

La base de programación de CEES es la programación orientada a objetos. Las entidades son objetos que pertenecen a clases. Las clases básicas definidas en CEES son: FACT, ACTION y INFERENCE_ENGINE.

FACT son los objetos suministrados al sistema experto como entradas y deducidos y disponibles como salidas. Son básicamente objetos que encapsulan variables objeto y otros atributos como la certeza, y métodos necesarios para el mecanismo de inferencia.

ACTIO N son los objetos utilizados para dar información sobre la planta.

Las deducciones las realizan los INFERENCE_ENGINE razonando sobre los hechos de entrada.

En la tabla 5.18 se muestra un resumen de las principales características de los bloques de CEES.

Función del bloque	Parámetros	Valor
FACT Builder CEES FACTS:	Valores significativos de la señal. Límite de sensibilidad (distancia entre dos valores considerados diferentes). Certeza del valor adquirido Período de muestreo Unidades Campos	Inf lowest low normal high highest Sup: Step_v (fuzzy): Certainty: Sample Time: Units: interval_validity assig_tick tick_alive:
FACT Access	Campos a los que se tiene acceso	'fv.v', 'fv.v_ant', 'fv.dv', 'fv.dv_ant', 'fv.ddv', 'fv.inf_limit', 'fv.lowest', 'fv.low', 'fv.normal', 'fv.high', 'fv.highest', 'fv.sup_limit', 'fv.step_v', 'fv.assignment_tick', 'fv.ticks_alive', 'fv.interval_validity','used', 'name', 'description','cf'
NUMERIC→FACT NUMERIC Builder	Período de muestreo Certeza Campos Valores significativos de la señal. Límite de sensibilidad	Sample Time: Certainty: interval_validity assig_tick tick_alive: Inf lowest low normal high highest Sup: Step_v (fuzzy):
NUMERIC Access	Campos a los que se tiene acceso	'v', 'v_ant', 'dv', 'dv_ant', 'ddv', 'inf_limit', 'lowest', 'low', 'normal', 'high', 'highest', 'sup_limit', 'step_v', 'assignment_tick', 'ticks_alive', interval_validity', 'units'

Tabla 5.18 Resumen de las características de los bloques del sistema CEES

5.8.3.2 Aplicación al proceso de combustión de RSU

Se han efectuado diversas modificaciones para poder emplear el sistema CEES para la supervisión de procesos industriales, [Sàbat, 1996], [Martinez, 1997], cuyo resultado ha sido una nueva versión denominada CEES 2.0. A continuación se presenta el estudio del proceso de combustión de residuos sólidos, de la planta incineradora de residuos sólidos urbanos de Girona, utilizando CEES 2.0.

Para la realización del sistema se ha previsto la configuración que se representa en la figura 5.32 y para su implantación se prevé la utilización de aplicaciones comerciales que funcionan en una plataforma PC para facilitar su empleo en la planta. En la fase de desarrollo de la base de conocimientos, se emplean programas de simulación CACSD con interfaz gráfica (MATLAB/SIMULINK) [Matlab, 1996], [Simulink, 1996], como simulador y analizador del proceso [Meléndez, 1995]. La idea principal de las técnicas de diseño asistido por ordenador es realizar el diseño y las pruebas del sistema de control sobre una representación del sistema que se quiere controlar, antes de transferirlo a la planta real. Posteriormente se valida el sistema obteniendo datos del proceso real.

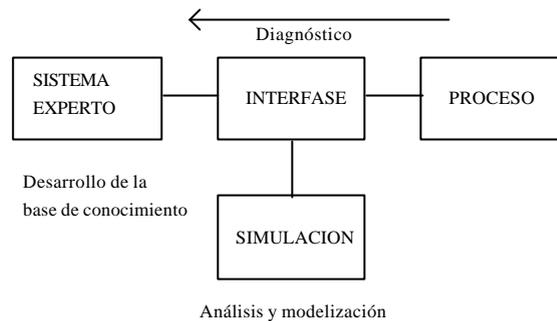


Figura 5.32 Configuración del sistema

A continuación se describen las principales características del sistema experto.

Base de conocimientos

Los lenguajes de los sistemas expertos mantienen de forma separada los datos de los métodos que los manipulan, por ejemplo los hechos (FACT) dentro de la base de conocimiento y las reglas de conocimiento (RULES) dentro de la base de reglas. El conocimiento que se tiene sobre el proceso se estructura en forma de reglas de inferencia, que permiten obtener nuevo conocimiento a partir del dado, utilizando el método de razonamiento visto anteriormente.

Reglas

Una característica importante es disponer de un lenguaje de edición de reglas que sea claro para poder expresar fácilmente el razonamiento lógico, y métodos de acceso a la base de conocimiento.

Sintaxis. La estructura de una regla consta básicamente de tres partes: la cabecera, el núcleo y las acciones. Cada una de las reglas puede describirse como sigue, [De la Rosa, 1993]:

<i>Rule nº</i>	identificador
<i>Certainty</i>	certeza asociada a la regla

<i>Threshold</i>	nivel de activación
<i>Description</i>	descripción
<i>TraceHere</i>	opción de visualización
<i>condiciones</i>	premisas
<i>conclusión</i>	conclusiones

El núcleo es la parte más importante de la regla, basada en sentencias condicionales del tipo *If-Then-Else*, con capacidad de actuar sobre hechos y con las certezas asociadas a cada uno de ellos. Las reglas pueden tener niveles de verdad o de verosimilitud. Permiten el razonamiento fuzzy y con incertidumbre, aplicando un grado de certeza a las conclusiones.

Las estructuras principales que pueden utilizarse dentro de una regla de CEES son:

```

If A Then B Else C EndIf
If Or A Or B Or C Then D EndIfOr
IfAny (DATAFACT = A) Then B Otherwise C EndIfAny
ForAll (DATAFACT) (-- ) EndForAll

```

Estas estructuras pueden combinarse entre sí y con sentencias de C⁺⁺. Hay que tener en cuenta que las instrucciones de C⁺⁺ producirán resultados con valores '0' o '1', es decir no serán valores fuzzy.

Los operadores que permiten trabajar con valores fuzzy son funciones como *greater*, *lower*, *equal*, implementadas con la función sigmoideal.

Base de hechos

La base de hechos es una descripción del estado actual del sistema. Es un modelo donde se consideran los hechos o atributos más importantes para su caracterización.

Los hechos pueden describirse de la forma siguiente:

<i>descripción</i>	identificador
<i>unidades</i>	
<i>valores</i>	valores significativos de la señal
<i>step_v</i>	diferencia entre dos valores considerados diferentes
<i>certeza</i>	grado de certeza

Ejemplo: La calidad de los residuos está comprendida entre 0 y 100, con un valor normal de 50. Un valor de 30 se considera bajo, y un valor de 20 muy bajo. Un valor de 70 es alto, y un valor de 80 muy alto.

```

calidad.fv.inf_limit = 0.;
calidad.fv.lowest = 20.;
calidad.fv.low = 30.;
calidad.fv.normal = 50.;
calidad.fv.high = 70.;
calidad.fv.highest = 80.;
calidad.fv.sup_limit = 100.;

```

Módulo de diagnóstico

Se trata de determinar el estado del proceso, y una vez efectuado el diagnóstico especificar las acciones de control apropiadas. Con objeto de que el módulo de diagnóstico pueda determinar el estado del proceso deben desarrollarse reglas, por ejemplo a partir del conocimiento empírico del operador de la sala de control de la planta, o basadas en relaciones entre las variables.

Matriz de relación entre las variables de proceso

Para describir el estado del sistema se utilizan variables de tipo cuantitativo o cualitativo. Debe tenerse en cuenta que las variables de tipo cuantitativo pueden obtenerse on-line a través de la instrumentación, pero las cualitativas deben ser entradas por el usuario.

Se trata de definir unas tablas que establezcan las relaciones existentes entre las variables de proceso. A partir de estas tablas se desarrollan las distintas reglas de acción, que permiten conocer las acciones a realizar para mantener el control de la situación.

Temperatura	Temperatura humos después de la caldera Temperatura humos (después del tratamiento de gases) Temperatura aire primario Temperatura parrilla Temperatura vapor
Caudal	Caudal másico total de aire Caudal másico de aire primario y secundario Caudal de vapor Caudal humos
Presión	Presión en la cámara de combustión Presión después de la caldera Presión vapor
Composición	CO humos O ₂ humos
Poder calorífico	PCI residuos
Accionamiento	Accionamiento parrilla Accionamiento evacuación cenizas
Posición compuertas	Posición compuertas aire exterior Posición compuerta recirculación

Tabla 5.19 Variables que afectan al proceso de combustión

En la tabla 5.19 se indican las variables que tienen mayor influencia sobre el proceso de combustión de los residuos. Otras variables que también tienen influencia sobre el proceso pero son difíciles de evaluar son la turbulencia en la cámara de combustión y la densidad de los residuos.

Entre estas variables se establecen relaciones, así por ejemplo podemos afirmar:

Una disminución de la masa total de residuos provoca un aumento de la concentración de O₂ en los humos.

Para la operación normal podemos definir la tabla :

Estado	Frío enfriando Ee	Frío E	Normal enfriando Ne	Frío calentando Ec	Normal N	Caliente enfriando Ce	Normal calentando Ne	Caliente C	Caliente calentando Cc
QRSU Certeza	Aumentar mucho 1	Aumentar 1	Aumentar 0.5	mantener 0.7	Mantener 1	Mantener 0.7	Disminuir 0.5	Disminuir 1	Disminuir mucho 1

Tabla 5.20 Relación entre el estado del horno y la alimentación de residuos (QRSU)

De donde se obtienen reglas del tipo:

Si el estado del horno es Frío enfriando
ENTONCES QRSU aumentar mucho con certeza 1

Si la basura es "mala" y la temperatura del horno desciende
ENTONCES disminuir algo el caudal de aire de combustión.

Esta regla escrita en pseudo código tiene la forma:

```

Rule 101
  Certainty 0.7
  If basura-mala
  And temperatura-horno-desciende
  Then disminuir-algo-caudal-aire-combustión
  EndIf
EndRule

```

Reglas de diagnóstico

Las reglas de diagnóstico se emplean para establecer el tipo de situaciones que corresponden a los síntomas detectados. Una planta de proceso puede encontrarse en distintas situaciones de operación que pueden clasificarse de forma general en una de las siguientes: Arranque, Operación normal, Operación alterada, Parada y Mantenimiento. Aplicando este esquema a la planta incineradora tenemos el esquema de la figura 5.33.

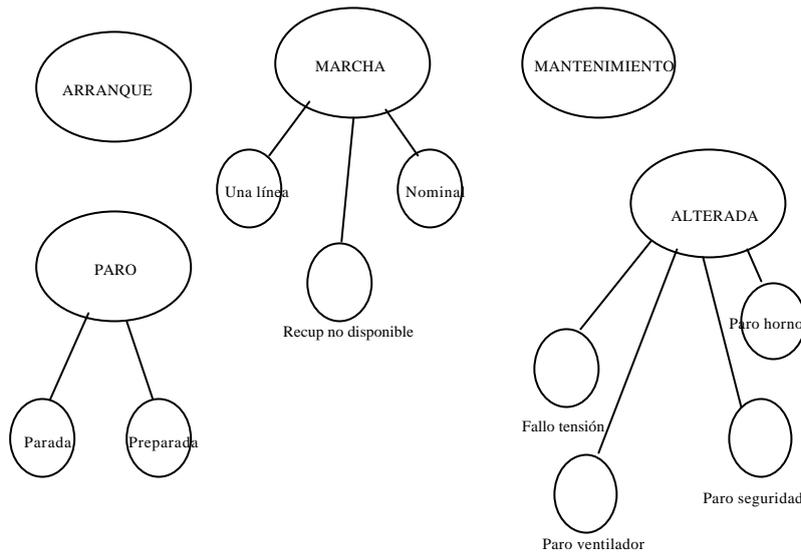


Figura 5.33 Grafo con los posibles estados de la planta

Para la clasificación de la situación de la planta el sistema experto puede emplear reglas del tipo:

Si la oscilación de cualquier variable es pequeña
Y la oscilación de otras variables es pequeña o nula
Entonces el estado es casi estacionario

Si la tendencia es aumentar mucho la temperatura del horno
Y disminuye mucho la depresión en la línea
Entonces la situación es paro del ventilador de tiro

que utilizan tendencias de las variables para clasificar el tipo de incidencia basándose en síntomas muy característicos de las distintas situaciones. De esta forma es posible definir las clases que se muestran en la tabla 5.21.

Situación de la planta	Clase
PARO	
Planta parada	Clase 1
Planta preparada para funcionar	Clase 2
MARCHA	
Marcha en régimen nominal	Clase 3
Marcha parcial:	
Una sola línea	Clase 4
Sistema recuperación de calor no disponible	Clase 5
INCIDENCIA	
Incidencia no recuperable:	
Fallo de suministro eléctrico. Parada seguridad	Clase 6

Incidencia recuperable:	
Paro temporal horno	Clase 7
Paro ventilador combustión	Clase 8

Tabla 5.21. Clasificación de las situaciones de la planta.

En esta tabla no se incluye la situación de arranque, que tiene una problemática particular. El proceso de puesta en marcha exige la intervención manual del operador y no es tarea fácil incorporarlo a un sistema experto. Para el resto de situaciones es posible elaborar una base de reglas de actuación para incorporarlas a distintos sistemas expertos especializados.

RESULTADOS

6. RESULTADOS

6.1 INTRODUCCION

Desde el punto de vista del diseño de un sistema de control basado en el conocimiento, el proceso de incineración de residuos sólidos urbanos presenta las siguientes características:

- La entrada de la planta por su propia naturaleza es de composición heterogénea, muy difícil de controlar
- Es un sistema dinámico no lineal
- El conocimiento del proceso es poco estructurado
- Se tiene un conocimiento incierto o aproximado de algunas variables
- Se dispone de información cualitativa
- Existe experiencia acumulada por los operadores
- Hay un conjunto de situaciones anormales

El problema del control de la incineración es determinar si es posible ajustar automáticamente unas variables (alimentación de residuos, velocidad de la parrilla, caudal de aire de combustión) mediante un reducido número de parámetros (temperatura de los gases de combustión, caudal de vapor).

Caracterización de la entrada.

El operador utiliza criterios basados en la experiencia para clasificar los residuos. En la práctica la clasificación se confirma mediante la observación visual del fuego. El operador utiliza la información de la observación visual de la parrilla y de la superficie de fuego. Como esta caracterización no puede hacerse hasta que los residuos se están quemando, las acciones de control se toman relativamente tarde.

Información del proceso.

Hay características importantes del proceso que pueden detectarse mediante sensores ópticos: posición y longitud del frente de fuego, discontinuidad de la capa de residuos sobre la parrilla, espesor del lecho de residuos, temperatura de la parrilla. Se desarrollan las herramientas necesarias para conseguir obtener parte de esta información por otros medios, a partir del análisis y modelización del proceso empleando sistemas basados en el conocimiento.

Para la representación del conocimiento se emplean distintos niveles de abstracción:

Nivel inferior: Tratamiento de las señales

Es la interfase entre el proceso y el sistema basado en el conocimiento, donde se procesan los valores medidos y se transforman los datos numéricos en simbólicos. Se extrae también información de variables simuladas.

Nivel intermedio: Relaciones cualitativas

En este nivel se representan las relaciones entre las variables

Nivel superior: Reglas

Las dependencias entre variables se representan mediante reglas que describen el conocimiento experto.

A continuación se presentan los resultados de la aplicación de las diferentes técnicas descritas en el capítulo anterior, siguiendo la estructura de los niveles de abstracción.

Nivel inferior. Análisis de datos.

La información se trata de distinta forma siguiendo el llamado principio de enfoque, por el cual la información no estructurada se trata con un rasero grueso, y cuanto más estructurada más fino es el enfoque. El enfoque puede ser el tiempo, la cantidad, el símbolo o el grado de variación. [Keller, 1992], [Weinberger, 1994].

- Por ejemplo, para tratar información no estructurada se emplea una red neuronal capaz de detectar formas regulares en una señal de entrada y adaptar sus respuestas a este tipo de señal

- Se utilizan las técnicas de clasificación no supervisada, para poder estructurar la información que se obtiene del proceso en clases, o grupos coherentes, para la construcción de la base de conocimiento.

- Modelización. Se desarrolla un modelo estático de combustión para calcular la temperatura teórica de llama, así como el caudal y la composición de los gases de combustión.

- Se desarrolla un modelo de transmisión de calor, unidimensional, a partir de los balances de materia y energía.

Nivel intermedio.

- Se utiliza un método para establecer relaciones cualitativas entre variables, basado en ALCMEN, y elaborar un modelo cualitativo. La integración de ALCMEN en el entorno informático Matlab/Simulink se hace mediante un conjunto de herramientas que sirven de ayuda para desarrollar sistemas basados en el conocimiento.

Nivel superior. Desarrollo de la base de conocimiento

- Se generan las reglas para la estimación del estado del horno a partir de un modelo del proceso. Del análisis de las variables de proceso se obtienen las acciones que realiza el operador para controlar el proceso según el estado del horno, y se deducen las reglas de actuación.

6. 2 ANALISIS DE DATOS

6.2.1 Clasificación de una señal de temperatura

Se presenta una red neuronal que es capaz de detectar formas regulares en una señal de entrada y adaptar sus respuestas a este tipo de señal. Para ello se utiliza una red de Kohonen [Kohonen, 1987], que utiliza una regla de aprendizaje competitiva [Masters, 1993], [Banghman, 1995]. Las neuronas de la red competitiva tienen capacidad de aprendizaje no supervisado, esto es aprenden a reconocer grupos de vectores similares sin necesidad de utilizar ejemplos. En el aprendizaje competitivo las neuronas compiten por el privilegio de aprender, y sólo una neurona (o como mucho

unas cuantas en algunos modelos) puede ajustar sus pesos como respuesta a una entrada.

Esta red nos permitirá clasificar sin tener que conocer a priori la definición de las clases (que es la suposición básica en un sistema convencional de clasificación), para ver los patrones que descubre en los datos.

Arquitectura

La función de transferencia competitiva *compet* acepta un vector de entrada a la red en una capa y devuelve una salida **0** para todas las neuronas, excepto para la ganadora, la neurona que recibe la mayor entrada de la red. La salida de la neurona ganadora es un **1**.

Empleamos un clasificador de similitud o de mínima distancia.

La entrada n de una capa competitiva se calcula hallando la distancia (producto escalar), con signo menos, entre el vector de entrada \mathbf{p} y los vectores de los pesos (ponderaciones) y sumándole el umbral \mathbf{b} . Si todos los umbrales son cero, cuando el vector de entrada iguala el vector de pesos de la neurona la salida máxima es cero. La neurona cuyo vector de pesos es más cercano al vector de entrada tiene la entrada menos negativa, y gana la competición.

$$\mathbf{a} = \text{compet}(-\text{dist}(\mathbf{W}, \mathbf{p}) + \mathbf{b})$$

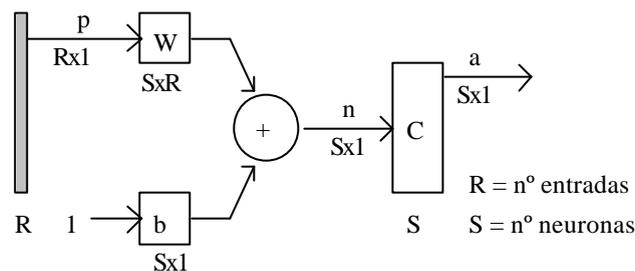


Figura 6.1 Red neuronal competitiva

Inicialización

Tenemos una matriz de vectores de entrada \mathbf{P} generada a partir de una señal, escalada entre **0** y **1**, de la temperatura. Para ello aplicamos una función, *delaysig*, que genera un vector de dimensión 3 tomando cada vez el valor de la señal y los dos anteriores. Cada vector forma una columna de la matriz de entrada.

La función *initc* genera los pesos iniciales de la capa competitiva a partir de la matriz de vectores de entrada y del número de neuronas de la capa. Esta función pone los umbrales a cero.

Entrenamiento

La red competitiva aprende a clasificar los vectores de entrada que se le presentan utilizando la regla de aprendizaje *instar*. Las neuronas compiten entre sí para dar la respuesta a un vector de entrada. Los pesos de la neurona ganadora se actualizan para acercarse más al vector de entrada. Por tanto la neurona ganadora tiene más probabilidades de ganar la competición la próxima vez que se presente un vector similar.

Las reglas de aprendizaje asociativo proporcionan las bases para redes no supervisadas, tales como las capas competitivas y las redes autoorganizadas. Las neuronas instar introducidas por Grossberg [Grossberg, 1982] utilizan una modificación de la regla de aprendizaje de Hebb. El peso de la entrada j de la neurona i se incrementa en proporción al producto de la entrada j y la salida de la neurona i . Para evitar que los pesos aumenten indefinidamente se introduce un término de decaimiento.

$$DW(i,j) = lr a(i)p(j) - dr W(i,j)$$

Grossberg alteró la regla de Hebb cambiando la forma de tratar el decaimiento. La tasa de decaimiento es igual a la tasa de aprendizaje, y sólo actúa cuando la neurona está activada.

$$DW(i,j) = lr a(i)(p(j) - W(i,j)) \quad \text{Regla instar, learnis.}$$

De este modo el peso no cambia hasta que la neurona se activa. Una neurona no olvidará a menos que aprenda algo nuevo. La regla *instar* utiliza la función de transferencia *satlin*, que devuelve valores comprendidos entre 0 y 1.

Cuando el vector \mathbf{a} sólo tiene 1 y 0 la regla instar puede sustituirse por la de Kohonen

$$DW(i,j) = lr(p(j) - W(i,j)) \quad \text{Regla de Kohonen, learnk.}$$

que es equivalente, pero es más eficiente porque requiere menos cálculos. Para ello la regla *learnk* utiliza la función de transferencia *hardlim*, que devuelve sólo 1 o 0.

La función *trainc* entrena una red competitiva con vectores de entrada escogidos aleatoriamente actualizando los pesos según la regla de Kohonen.

$$[W,b] = \text{trainc}(W, P, tp)$$

Una limitación de las redes competitivas es que algunas neuronas nunca ganen la competición porque estén demasiado lejos de los vectores de entrada. Estas neuronas "muertas" no hacen ninguna función útil. Para evitarlo se emplean umbrales para dar una ventaja a las neuronas que no ganan frente a las que ganan a menudo. Estos umbrales se utilizan durante el aprendizaje y se eliminan después.

Aplicación a la clasificación de la temperatura del horno.

Un método para crear múltiples ejemplos para el entrenamiento de la red a partir de series de datos continuos es la utilización de una ventana de observación, para aislar un subconjunto de una larga serie de mediciones tomando los últimos n valores.

En primer lugar se define una variable comprendida en el intervalo entre 0 y 1

utilizando los valores max y min de la variable original $X_{i,norm} = \frac{X_i - X_{i,min}}{X_{i,max} - X_{i,min}}$

Para generar los vectores de entrada utilizados para el entrenamiento se toman tres valores, el valor actual y los dos anteriores, y se normaliza el vector de tres dimensiones así obtenido. Esta normalización mantiene las proporciones pero altera los valores absolutos.

Los valores de la señal de entrada correspondientes a un intervalo de 24 horas, tomados cada 30 minutos se representan gráficamente en la figura 6.2.

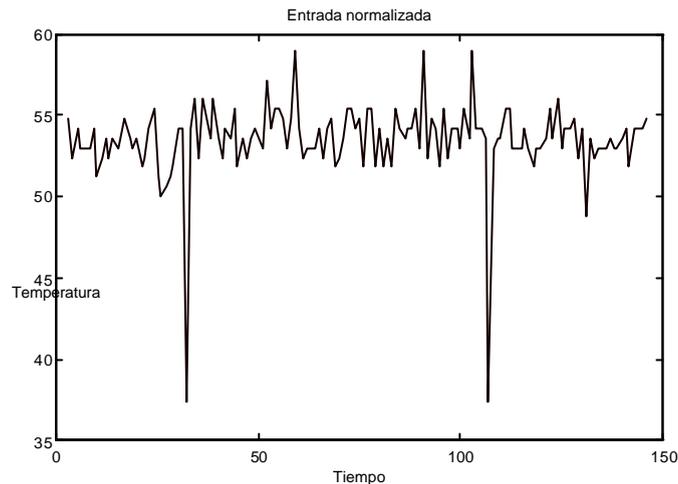


Figura 6.2 Señal de entrada. Temperatura del horno

P Columnas 1 a 7 : Listado de los primeros vectores de entrada

0.5455	0.5774	0.8165	0.4082	0.5976	0.6110	0.5111
0.5455	0.5774	0.4082	0.8165	0.3586	0.6788	0.5750
0.6364	0.5774	0.4082	0.4082	0.7171	0.4073	0.6389

Cada neurona ajusta su vector de pesos para minimizar la distancia a un grupo de vectores de entrada. Si hay suficientes neuronas, para cada grupo de vectores habrá una neurona cuya salida sea 1 cuando se le presenta un vector del grupo. De este modo se definen las clases. La tasa de aprendizaje debe ser siempre menor que 1, normalmente como máximo 0.4. Con una red competitiva de 8 neuronas, y una tasa de aprendizaje de 0.1 se obtiene la siguiente salida, después de 1000 ciclos.

A Columnas 1 a 8 : Listado de los pesos de las neuronas. Cada columna representa una clase.

0.7363	0.5534	0.5221	0.3298	0.4786	0.5744	0.5993	0.6364
0.4752	0.3881	0.7231	0.5871	0.6386	0.5755	0.7018	0.4602
0.4435	0.7104	0.4262	0.7068	0.5809	0.5633	0.3416	0.5939

En la figura 6.3 se representa en un gráfico de tres dimensiones la situación de los vectores de entrada ('+') y los pesos finales de las neuronas ('o'). Puede observarse la dificultad de poder clasificar los valores extremos, *outliers*, al no estar agrupados.

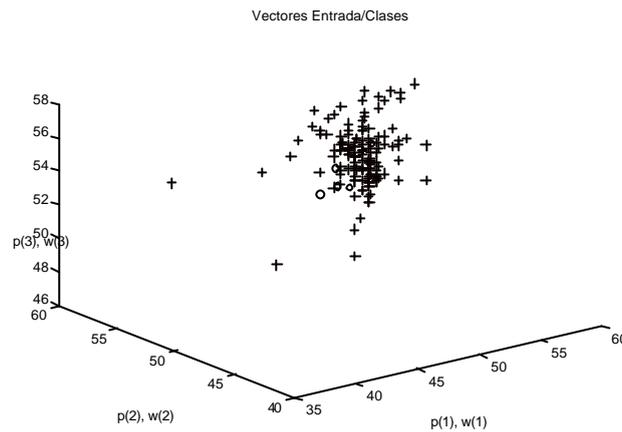


Figura 6.3 Vectores de entrada y pesos de las neuronas

La figura 6.4 muestra la interpretación gráfica de las clases que ha definido la red neuronal. Podemos apreciar que las clases definen diferentes tendencias de la temperatura: estable, tendencia a subir continuamente, tendencia a subir y luego mantenerse, etc.

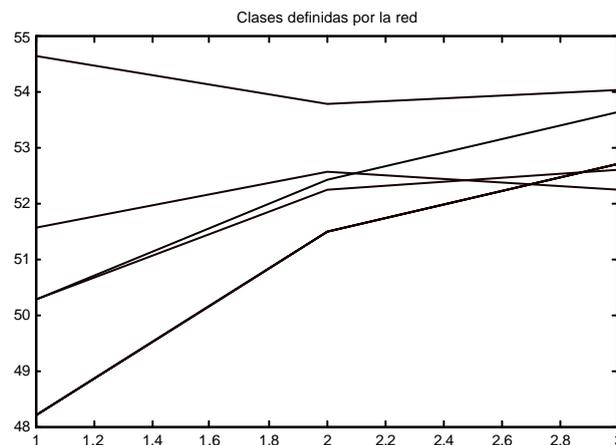


Figura 6.4 Clases definidas por la red neuronal competitiva

Utilización

Una vez entrenada la red se para el proceso de aprendizaje. A partir de los pesos obtenidos, clasificaremos un nuevo vector empleando la función de la red competitiva *simuc*.

El vector de entrada \mathbf{p} pertenece a la categoría \mathbf{j} cuando el vector \mathbf{Wj} está más cerca de él que otro cualquiera, según el método de medida de la distancia empleado. El sistema de elección es el “winner-take-all”, el que gana es igual a 1, y los demás son cero. \mathbf{p} pertenece a la categoría \mathbf{j} cuando el componente \mathbf{j} del vector de salida es igual a 1.

Sea el nuevo vector que queremos clasificar $\mathbf{p} = [0.5392 \quad 0.6470 \quad 0.5392]$

$\mathbf{a} = \text{simuc}(\mathbf{p}, \mathbf{W}) = (5, 1) \quad 1$

La respuesta de la red es que el vector \mathbf{p} pertenece a la clase 5.

Para mejorar la respuesta de la red se utiliza una normalización especial que genera un componente adicional (entrada sintética). Al normalizar usando el método anterior se pierde información sobre el valor absoluto, quedando sólo los valores relativos. Para evitarlo se define una dimensión extra. Se incrementa el vector de entrada con un componente cuyo valor es función de la entrada real. Este componente se escoge de modo que la longitud del vector aumentado sea constante.

Si l es la longitud del vector de entrada $f = 1/\sqrt{l}$

$$p_i = f p_i \quad i = 0, \dots, n-1$$

$$s = f \sqrt{n-l^2}$$

f es constante, y s es la entrada sintética.

Para este tipo de normalización se utiliza la función *pnormc*.

Entrenamiento

Se ha escogido un conjunto de valores de entrada para entrenar la red que sean representativos de situaciones "anormales" de la planta para así poderlas clasificar, figura 6.5. Se ha aplicado la normalización para hacer que los valores estén comprendidos entre 0.2 y 0.8. Con otros conjuntos de valores podemos definir clases para las distintas situaciones: operación normal, arranque, parada, etc.

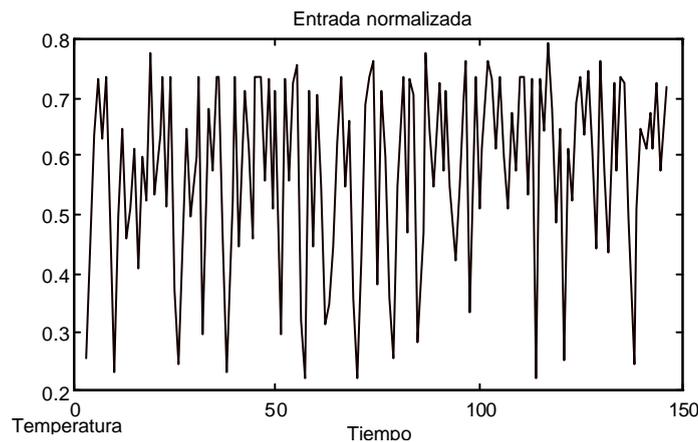


Figura 6.5 Señal de entrada

P Columnas 1 a 7: Listado de los primeros vectores de entrada

0.2568	0.4463	0.6358	0.7305	0.6295	0.7368	0.4842
0.3579	0.2316	0.5158	0.6358	0.4779	0.6358	0.7242
0.6863	0.2379	0.4463	0.5158	0.4716	0.7179	0.7242
1.2841	1.3734	1.2439	1.1322	1.2510	1.0329	1.0998

La figura 6.6 muestra la situación inicial de los pesos ('o') con relación a los vectores de la señal de temperatura ('+').

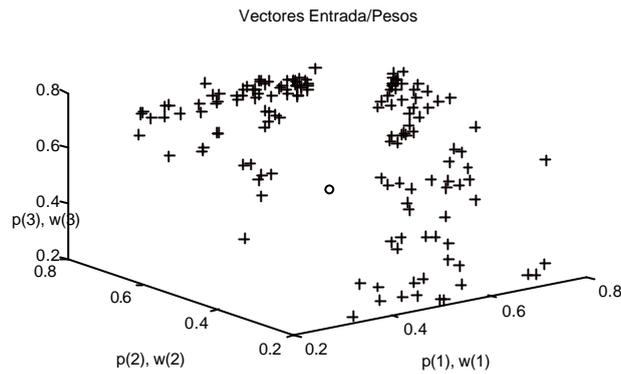


Figura 6.6 Vectores de entrada y pesos iniciales

Con una red de 8 neuronas , al cabo de 500 ciclos, con una tasa de aprendizaje de 0.1 se obtienen las siguientes clases

A = Columnas 1 a 8

0.6822	0.5476	0.6780	0.5067	0.6996	0.5435	0.6899	0.3114
0.4069	0.7111	0.6252	0.6591	0.5388	0.2867	0.6240	0.4665
0.3355	0.7247	0.6685	0.6991	0.6089	0.2437	0.7129	0.6675
1.2533	1.0770	1.0849	1.1170	1.1398	1.3363	1.0610	1.2453

Ahora puede observarse, en la figura 6.8, como se han distribuido las neuronas para centrarse en los grupos de vectores de entrada.

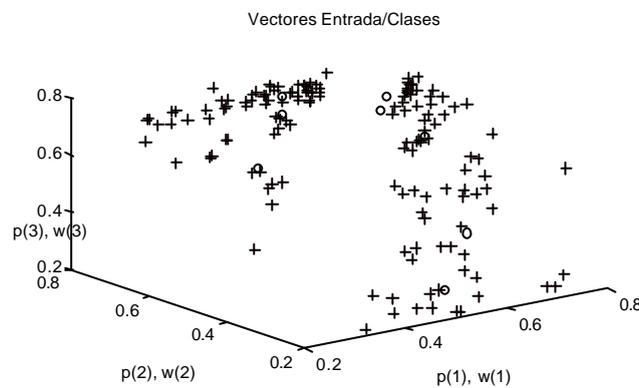


Figura 6.7 Vectores de entrada y clases

La figura 6.8 muestra la interpretación gráfica de las clases: tendencia a subir, bajar, mantenerse.

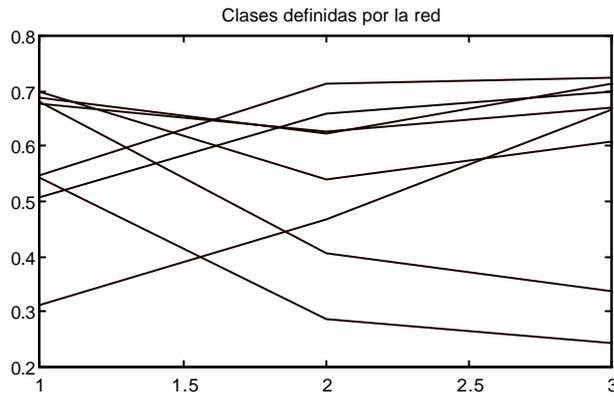


Figura 6.8 Clases definidas por la red neuronal

Vamos a clasificar un nuevo vector con los pesos obtenidos

$$p = [0.2000 \quad 0.3000 \quad 0.4000]$$

Aplicamos la normalización

$$p = \text{pnormc}(p,2) * .6 + .2$$

$$p = [0.3200 \quad 0.3800 \quad 0.4400 \quad 1.3557]$$

$$a = \text{simuc}(p,W) = (8,1) \quad 1$$

La respuesta de la red es que p pertenece a la clase 8.

La figura 6.9 muestra de forma gráfica el resultado de la clasificación, la red neuronal ha buscado entre las clases disponibles el vector que mejor se aproxima.

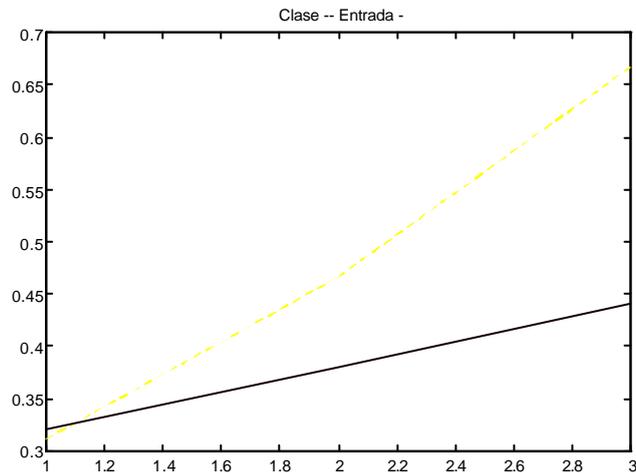


Figura 6.9 Clasificación de un nuevo vector

De la aplicación de las técnicas de clasificación mediante redes neuronales competitivas se concluye que pueden obtenerse clases que representan la tendencia de la temperatura: estable, sube, baja,... Esta red neuronal puede emplearse on line para analizar la señal de temperatura y encontrar la tendencia. No obstante hay que

señalar que el método que se ha utilizado presenta una serie de problemas que comentamos a continuación :

- Inestabilidad, una clase puede ser la más próxima al vector de entrada no porque sea la mejor sino porque las demás son peores.
- Determinación del error. Como el entrenamiento no es supervisado, no hay respuestas correctas o incorrectas por definición. No hay un modo oficial de definir el error de una red de Kohonen. Puede utilizarse como criterio el error máximo entre los vectores de entrenamiento y los pesos.
- Los valores extremos, *outliers*, son difíciles de tratar.
- Una red de Kohonen es un clasificador débil, no tiene capas ocultas y no puede reproducir el comportamiento de funciones disconexas.

6.2.2 Clasificación de los estados de operación

Existen diversas herramientas de clasificación, como *LINNEO+* [Bejar, 92], y *LAMBDA* (Learning Algorithm for Multivariate Data Analysis) [Rakoto, 95]. *LINNEO+* es un algoritmo de clasificación no supervisada que permite el tratamiento de los datos "crudos" para poder tener una guía inicial cuando se dispone de mucha información poco estructurada. El algoritmo *LAMBDA* exige por el contrario una cierta elaboración previa de la información, obtenida mediante la aplicación de extractores.

Se utiliza el método de clasificación no supervisada *LINNEO+* para poder estructurar la información que se obtiene directamente del proceso en clases, o grupos coherentes correspondientes a las distintas situaciones de la planta: Arranque, Operación normal, Operación alterada, Parada, Mantenimiento, y así poder manejarla mejor de cara a la construcción de la base de conocimiento.

En primer lugar se selecciona un conjunto reducido de atributos que se considera a priori que pueden ser más representativos para definir el estado de operación. Incluir más atributos de los estrictamente necesarios no debe afectar a la clasificación salvo en el caso de que aporten ruido. A continuación se aplica el algoritmo de clasificación a un conjunto de observaciones y a partir de aquí se obtienen las clases.

El experto evalúa los resultados para analizar si son coherentes con la información de que dispone sobre el estado de la planta. En esta fase pueden modificarse algunos aspectos de la base de datos para conseguir una mejor clasificación. Posteriormente pueden generarse reglas de clasificación para ser empleadas en un sistema experto.

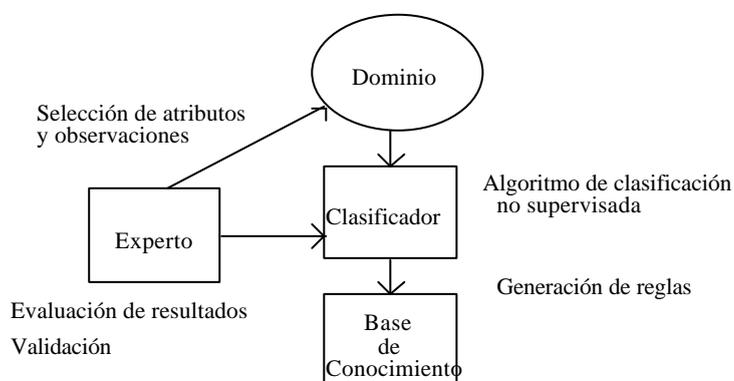


Figura 6.10 Esquema del proceso de clasificación

El estudio se ha efectuado a partir de los datos de funcionamiento de la incineradora de residuos sólidos urbanos de Girona correspondientes al mes de febrero de 1993, tomados de los registros del ordenador de la planta a intervalos de 30'. Los datos corresponden básicamente a valores de la temperatura en diferentes puntos representativos del ciclo, temperatura de humos a la salida del horno, temperatura del aire de combustión, temperatura en el electrofiltro, y otros tales como la potencia generada o la depresión a la entrada de la caldera. Se han seleccionado un total de 18 atributos cuantitativos, correspondientes a las variables descritas en la tabla 5.8, y se han utilizado 298 valores correspondientes al periodo que va del 12.02.93 al 20.02.93.

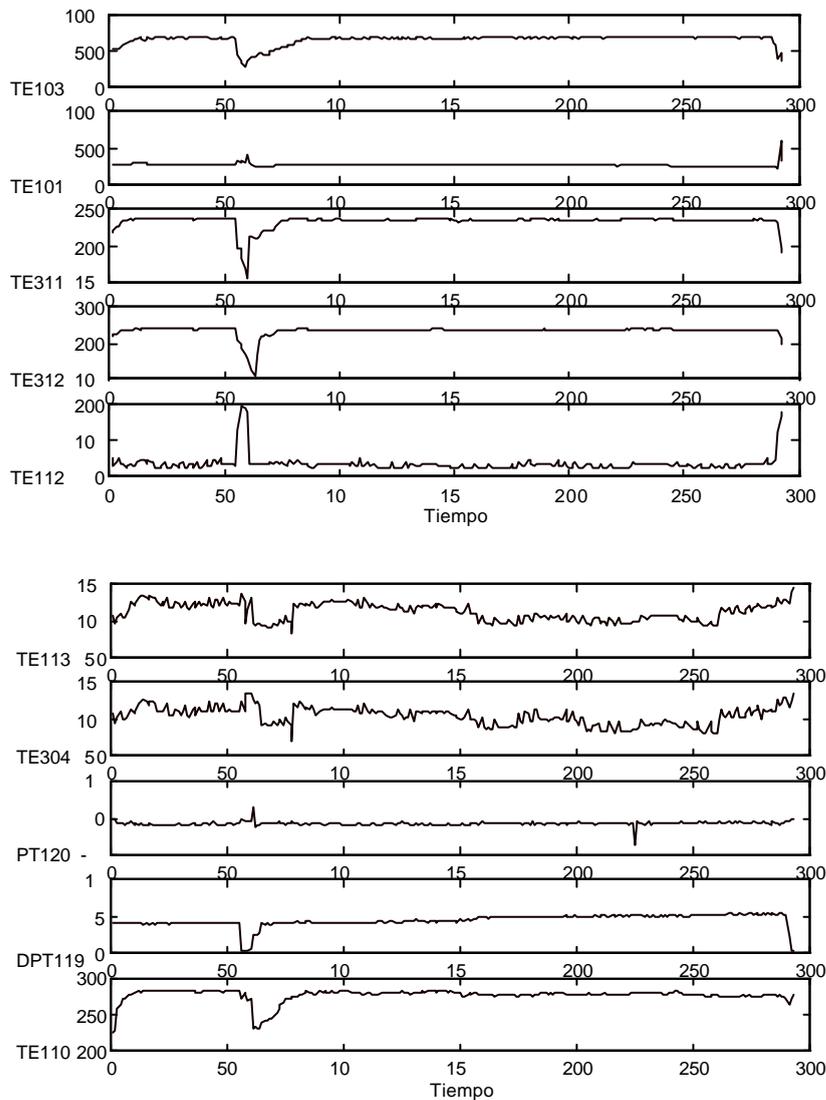


Figura 6.11 Evolución de algunas variables significativas de la planta

En la figura 6.11 se representa gráficamente el comportamiento de las variables más significativas durante el período analizado. En la mayoría de las variables se aprecia una fuerte perturbación alrededor del valor número 60, que corresponde a una parada de la planta, mientras algunas permanecen más o menos estables.

Para determinar la semejanza entre dos objetos O_i y O_j se emplea el concepto de distancia definido como un valor de semejanza difuso. En este caso para determinar la semejanza se usa la distancia generalizada de Hamming

$$d(O_i, O_j) = \sum_{k=1}^n \left(\text{diff}(O_{ik}, O_{jk}) \right)$$

siendo $\text{diff}(O_{ik}, O_{jk})$ el valor absoluto de la diferencia de los valores del atributo k

Los valores numéricos se normalizan en el intervalo $[0, 1]$ para evitar la influencia de los factores de escala.

El centro de la clase se obtiene calculando el valor medio de los atributos de cada objeto. Se establece un valor límite de la distancia para que un objeto pertenezca a una clase. A este valor se le denomina radio. En nuestro caso el radio es constante e igual para todas las clases.

Con la distancia generalizada Hamming y un radio igual a 2, se han obtenido las 12 clases que se muestran en la Tabla 6.1.

Atributos	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4	Clase 5	Clase 6	Clase 7	Clase 8	Clase 9	Clase 10	Clase 11	Clase 12
TE103	549	610	685	441	335	333	424	481	591	588	395	490
TE104	548	617	683	461	327	311	295	477	593	585	409	385
TE101	269	289	265	318	311	335	264	247	266	256	233	613
TE114	498	559	618	483	440	381	385	441	541	539	419	392
TE115	473	530	586	428	382	344	375	416	514	516	410	355
TE105	300	310	315	267	226	194	246	277	311	304	267	229
TE311	229	234	235	196	189	171	211	220	235	234	232	195
TE312	231	236	237	211	191	173	137	221	236	236	233	212
TE112	37	31	32	129	196	182	36	37	36	45	125	166
TE113	103	115	113	136	111	131	96	93	82	127	123	141
TE304	100	106	103	124	121	134	122	93	69	126	116	124
TE203	385	389	390	322	292	261	316	360	393	386	316	290
PT120	-1,65	-1,82	-1,81	-0,53	-0,83	-0,90	-2,11	-1,69	-1,47	-1,65	-0,94	-0,54
DPT119	4,06	3,97	4,73	0,25	0,25	0,33	2,47	3,91	4,12	4,81	2,12	0,23
TE110	265	278	279	271	279	271	236	246	274	273	263	270
TE111	235	240	239	241	262	257	220	224	238	237	240	249
TE230	121	146	126	135	118	124	125	127	120	120	132	119
POACT	0,61	0,04	0,62	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,48	0,41	0,61	0,61

Tabla 6.1 Clases

Los datos se han obtenido a partir de listados de ordenador ya que no estaban disponibles on line. Se presentan algunos problemas al no ser completos los datos debido a errores en los instrumentos o a fallos diversos. Para completar los datos se ha utilizado el criterio de asignar a los valores que faltan la media de los valores del atributo correspondiente. Aunque algunos valores están claramente fuera de rango (outliers) se han respetado.

Si se contrastan las clases con los valores de los atributos es posible obtener una interpretación, asignando a cada clase una situación de la planta. Como ya se ha mencionado, durante el periodo analizado hubo una parada de seguridad de la planta, que ha sido reconocida claramente ya que se ha producido una fuerte variación de la temperatura del horno, aunque no se le asigna una sola clase sino las tres clases

números 4, 5 y 6, debido a los diferentes valores que presenta la disminución de la temperatura. Igualmente se han establecido clases que corresponden a fases en que sube o baja la temperatura del horno, clases 1, 2, 8, 11 y 12, o a transitorios, clase 7, o anomalías en la temperatura del aire de combustión, clases 9 y 10. En la tabla 6.2.se muestra la interpretación de las clases en términos de situaciones de la planta.

Clasificación de las situaciones de la planta

El empleo del método de clasificación no supervisada permite establecer unas clases coherentes de forma automática a partir de un conjunto reducido de observaciones. El número de clases que se ha obtenido en este caso es relativamente elevado debido a los problemas en los datos de entrada que se han mencionado anteriormente. Para mejorar los resultados es necesario:

- Disponer de datos fiables.
- Ver cuales son las variables principales , por ejemplo los parámetros que tiene que respetar la planta, y ver cuales son discriminantes porque varían.
- Asignar niveles cualitativos: *muy alto, alto, normal, bajo, muy bajo*, para discretizar los valores de las variables.

De cara a la implementación de un sistema de supervisión interesa hacer una clasificación continua, on line, ya que los valores que corresponden a la operación normal en realidad pueden ir variando en función del tiempo.

CLASE	Nº ELEMENTOS	SITUACION DE LA PLANTA
1	12	Temperatura subiendo
2	1	Temperatura subiendo
3	261	Operación normal
4	1	Parada seguridad.
5	2	Parada seguridad
6	3	Parada seguridad
7	4	Transitorio horno 2
8	8	Temperatura subiendo
9	1	Transitorio aire combustión horno 2
10	3	Temperatura aire combustión
11	1	Temperatura bajando
12	1	Temperatura alta horno 1

Tabla 6.2 Interpretación de las clases para radio = 2

6. 3 MODELIZACION

Para describir el comportamiento dinámico de un sistema térmico distribuido como el que se está estudiando se requiere el empleo de ecuaciones diferenciales en derivadas parciales. Además aparecen no linealidades cuando se quieren modelizar procesos en que interviene la transferencia de calor por radiación o convección, donde la transferencia de calor es función del caudal del fluido, de la temperatura y de otras variables. El problema es difícil de resolver analíticamente.

Existen diversos modelos matemáticos para hornos rotativos : en [Park, 1994] se ha desarrollado un modelo de transmisión de calor para calcular la respuesta de un horno incinerador rotativo ante variaciones del poder calorífico, del caudal de aire y del caudal de residuos. En [Rovaglio, 1994] se presenta un modelo dinámico de un horno rotativo para incineración de residuos sólidos urbanos.

La disponibilidad de ordenadores potentes, unida al desarrollo de algoritmos eficientes para resolver ecuaciones diferenciales en derivadas parciales empleando el método de diferencias finitas, abre nuevas vías para el análisis de los sistemas térmicos. [Shin, 1998] utiliza un modelo de Computational Fluid Dynamics (CFD) para evaluar las condiciones de la combustión de un horno para incinerar residuos sólidos urbanos.

Para la descripción del comportamiento del horno estos modelos necesitan disponer de muchos parámetros, y de una gran capacidad de cálculo. El uso de estos modelos requiere también un gran esfuerzo de calibración.

A continuación se desarrolla un modelo simplificado de un horno de incineración de residuos sólidos urbanos capaz de describir su comportamiento con la aproximación suficiente para los objetivos que se han propuesto en la presente tesis.

6.3.1 Modelo de combustión. Generalidades

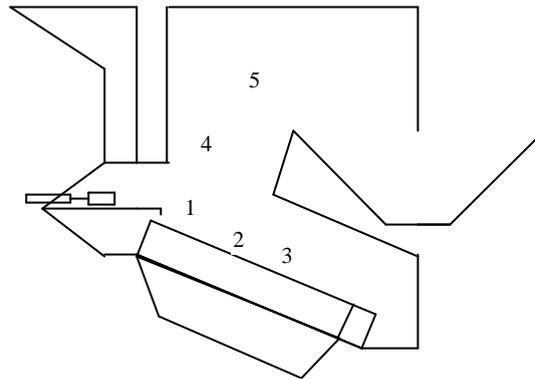
La transmisión de calor en el interior de un horno tiene lugar entre una mezcla de gases en movimiento y las paredes. El cálculo de esta transmisión de calor exige conocer la composición del gas, sus propiedades y la distribución de temperaturas en el horno y en las paredes. El problema es de una gran complejidad y sólo puede resolverse utilizando algunas simplificaciones. El objetivo es desarrollar un modelo dinámico capaz de predecir las variaciones de las variables más importantes, de forma que pueda ser utilizado para el control.

Combustión de los RSU

En la combustión de residuos sólidos tiene lugar un proceso de gasificación seguido de la combustión de los productos gaseosos generados. La composición química de los residuos generalmente no se conoce, pero puede estimarse de manera aproximada a partir de su composición cualitativa (porcentajes de papel, materia orgánica, plásticos, etc) mediante tablas que proporcionan la composición química de los distintos materiales.

La combustión de los RSU en un horno de parrilla pasa por las siguientes fases:
En la zona de secado los residuos se calientan por radiación térmica o convección a una temperatura superior a los 100 °C, con lo que se evapora la humedad. En la zona de desgasificación tiene lugar un calentamiento hasta 250 °C, y se desprenden los componentes volátiles, que son los restos de humedad y gases procedentes de destilación a baja temperatura. En la zona de combustión tiene lugar el proceso de

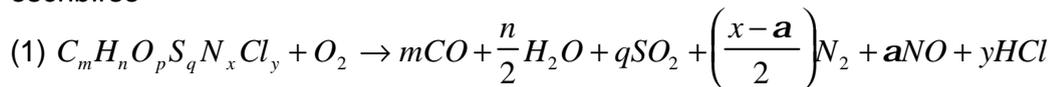
combustión propiamente dicho. Los productos de la pirólisis se oxidan con oxígeno molecular. Una parte de la gasificación tiene lugar en la parte superior de la cámara de combustión a una temperatura de 1000 °C. En la zona de postcombustión un quemador de postcombustión minimiza las sustancias no quemadas y el contenido de CO en los humos. En esta zona se introduce aire procedente del foso de recepción o humos tratados recirculados. De acuerdo con las restricciones impuestas por la normativa el tiempo de residencia es por lo menos de 2 segundos a 850 °C en presencia de un 6% de oxígeno. Las escorias se eliminan por el extremo inferior de la parrilla.



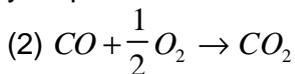
- 1 Zona de secado
- 2 Zona de desgasificación
- 3 Zona de combustión
- 4 Zona de pirólisis
- 5 Zona de postcombustión

Figura 6.12 Esquema de un horno de incineración de RSU

Dada una composición química determinada, la reacción de combustión puede escribirse



y en presencia de un exceso de oxígeno el CO se transforma inmediatamente en CO₂



Estas reacciones son muy rápidas, y en las condiciones de temperatura del horno están completamente desplazadas hacia la derecha.

El nitrógeno presente en los residuos se transforma en N₂ y NO según la reacción



La tasa de formación de NO es significativa a temperaturas superiores a 1000 °C. La composición en función de la temperatura se obtiene a partir del cálculo del equilibrio químico

$$\Delta G^0_{NO} = 86.57 \text{ kJ/mol}$$

$$\Delta H^0_{NO} = 90.25 \text{ kJ/mol}$$

$$K_{p, 298} = 4.47 \cdot 10^{-31}$$

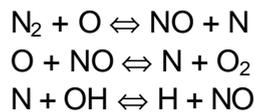
y suponiendo ΔH^0 independiente de la temperatura :

$$\ln \frac{K_p}{4.47 \cdot 10^{-31}} = \frac{-180500}{8.314} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{298} \right)$$

$$K_p = \frac{(NO)^2}{(N_2)(O_2)} = 19,5 \exp\left(\frac{-21710}{T}\right)$$

El óxido nítrico es el componente principal. Sin embargo también se forma NO_2 y N_2O , y para hallar la composición real debe tenerse en cuenta la cinética de la reacción. [Bowman, 1975], [Westenberg, 1971]

Para predecir la formación de NO_x puede emplearse el mecanismo de la reacción de Zeldovich



La variación de la concentración de NO viene dada por la ecuación [Soete, 1898]

$$\frac{d[NO]}{dt} = k_1(T) \frac{[H_2][O_2][N_2]}{[H_2O]} - k_2(T) \frac{[NO]^2[H_2]}{[H_2O]}$$

La temperatura alta, y las concentraciones elevadas de oxígeno y nitrógeno favorecen la formación de NO_x .

6.3.2 Modelo estático

Utilizando un modelo estático de combustión es posible calcular la temperatura teórica de llama, así como el caudal y la composición de los gases de combustión mediante un balance de materia y energía [Niessen, 1995], que puede resolverse mediante una hoja de cálculo. Empleando esta hoja de cálculo se han obtenido los resultados para diferentes composiciones típicas de los residuos urbanos, que repercuten en los valores del PCI, que se muestran en las figuras 6.13 a 6.15, y que permiten establecer relaciones entre diferentes variables importantes del proceso de combustión, con lo que es posible obtener conocimiento general sobre el proceso.

Se ha efectuado un cálculo de la influencia del exceso de aire¹ y la cantidad de residuos sobre la temperatura de combustión y la concentración de O_2 en los gases de combustión.

Temperatura adiabática de llama

Dada una composición de los residuos se calcula la influencia que tiene el exceso de aire sobre la temperatura de combustión. Los resultados, para distintas composiciones, se muestran en la figura 6.13.

¹El exceso de aire se define como el cociente $\frac{A_{real} - A_{mínimo}}{A_{mínimo}}$, en tanto por uno.

Cuando se expresa en tanto por ciento recibe el nombre de coeficiente de exceso de aire.

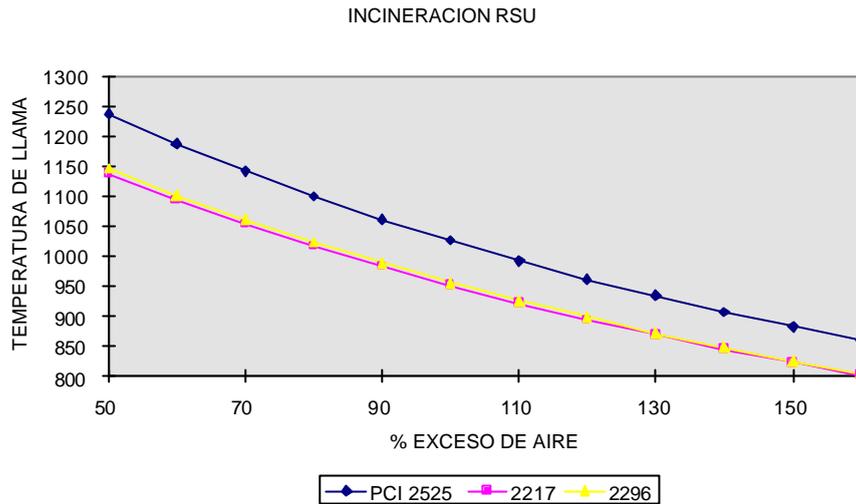


Figura 6.13 Temperatura teórica de llama en función del PCI y del exceso de aire

Composición de los gases de combustión.

Análogamente se ha calculado la influencia del exceso de aire sobre la concentración de oxígeno en los gases de combustión.

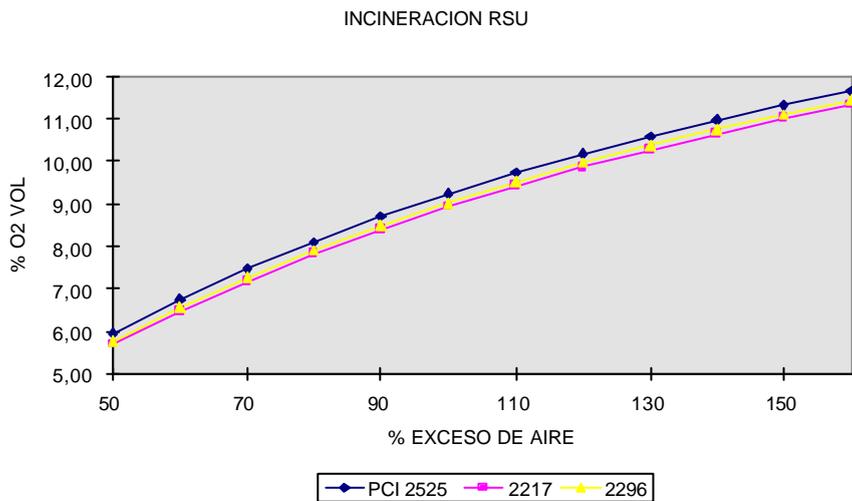


Figura 6.14 % de O₂ en los gases de escape en función del exceso de aire

En las figuras 6.13 y 6.14 se muestra la influencia del caudal de aire sobre la temperatura de combustión y la concentración de O₂ en los humos, para distintas composiciones de los residuos. Puede observarse que la composición afecta al PCI, pero que la influencia de las pequeñas variaciones de la composición de los residuos no es muy importante.

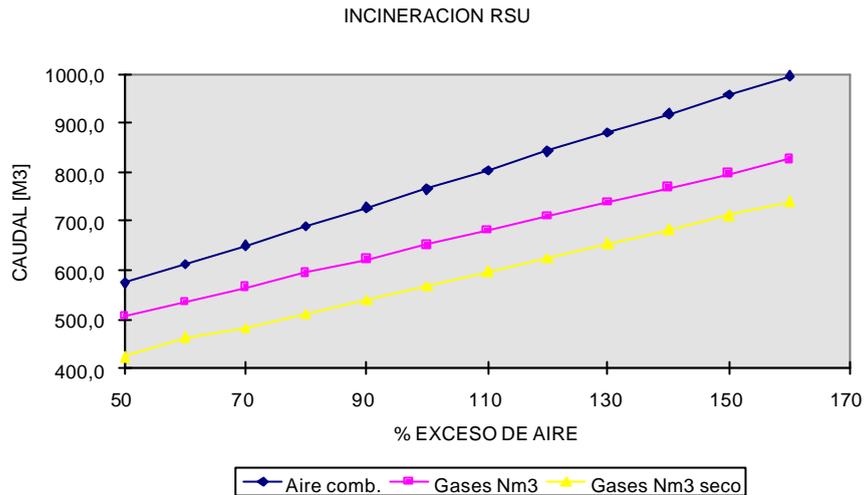


Figura 6.15 Caudal de gases de escape en función del % de exceso de aire

La figura 6.15 muestra el efecto del exceso de aire de combustión sobre el caudal de humos, en Nm^3 por 100 kg de residuo quemado.

Una regresión lineal aplicada a estos resultados permite obtener expresiones que relacionan los distintos parámetros, Temperatura de llama, %O₂ y Caudal de humos, con el PCI y el exceso de aire. Estas ecuaciones constituyen un modelo de combustión que permite obtener una estimación aproximada del comportamiento del proceso.

6.3.3 Modelo analítico. Balances de materia y energía

Los modelos matemáticos de los sistemas térmicos se obtienen normalmente a partir de las ecuaciones de balance de materia y energía.

6.3.3.1 Balance de materia

Se plantea un balance de materia para las fases sólida y gaseosa según el esquema de la figura 6.16.

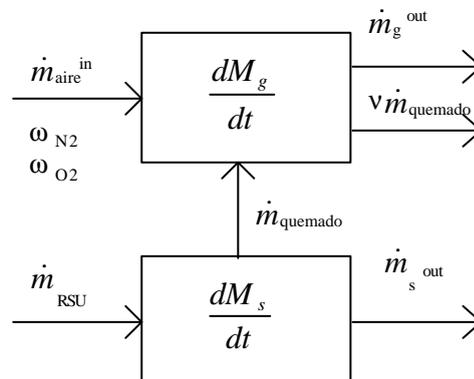


Figura 6.16 Balance de materia

Fase sólida

$$\frac{dM_s}{dt} = \dot{m}_{RSU} (1 - \omega_{H_2O}) - \dot{m}_{quemado} - \dot{m}_s^{out}$$

siendo:

- \dot{m}_{RSU} = caudal másico de residuos kg/s
 $\dot{m}_{quemado}$ = fracción combustible de los residuos que pasa a la fase gaseosa
 \dot{m}_s^{out} = fracción de cenizas, inertes o inquemados
 $M_s = \theta \dot{m}_s^{out}$ materia sólida en el horno, kg
 θ = tiempo de residencia de los residuos en el horno, s
 ω_{H_2O} = contenido de humedad de los residuos

Fase gaseosa

$$\frac{dM_g}{dt} = \dot{m}_{aire}^{in} \omega_{N_2} + (\dot{m}_{aire}^{in} \omega_{O_2} - n \dot{m}_{quemado}) + \dot{m}_{quemado} - \dot{m}_g^{out}$$

siendo:

- M_g = masa de materia gaseosa en el horno, kg
 \dot{m}_{aire}^{in} = caudal másico de aire de combustión, kg/s
 \dot{m}_g^{out} = caudal másico de gases de combustión, kg/s
 v coeficiente estequiométrico para la combustión de residuos kg O₂ / kg residuo
 ω_{N_2} = fracción de N₂ en el aire, en peso
 ω_{O_2} = fracción de O₂ en el aire, en peso

Teniendo en cuenta la combustión del carbono a CO , y la del hidrógeno y azufre, se obtiene

$$n = \frac{2 \text{ mol O} \times 16 \text{ kg / mol}}{100 \text{ kg} \times 0.35} = 0.9 \text{ kg O}_2 / \text{kg residuo}$$

En buena concordancia con el valor del coeficiente de 3.22 kg aire / kg residuo , de la bibliografía [Niessen, 1995].

Si no hay acumulación, y tenemos en cuenta el exceso de aire , expresado como una fracción del estequiométrico

$$\dot{m}_{aire}^{in} = \dot{m}_{quemado} (1 + EA) v / \omega_{O_2}$$

$$\dot{m}_g^{out} = \dot{m}_{aire}^{in} + \dot{m}_{quemado} (1 - v) \text{ kg/s}$$

6.3.3.2 Balance de energía. Modelo de transmisión de calor, unidimensional.

Los intercambios de calor que tienen lugar en el proceso de combustión de los residuos en la parrilla de un horno de una planta incineradora son muy complejos y pueden descomponerse para su análisis en los distintos mecanismos de transmisión de calor de la tabla 6.3.

Régimen	Interfase	Mecanismo	Símbolo
Estacionario	Gas-pared	Radiación	\dot{Q}_{rw}
		Convección	\dot{Q}_{gw}
	Gas-sólido	Radiación	\dot{Q}_{rs}
		Convección	\dot{Q}_{gs}
	Pared	Conducción	\dot{Q}_{cond}
		Pérdidas	\dot{Q}_{perd}
Transitorio	Sólido	Combustión	\dot{Q}_{comb}
		Secado	\dot{Q}_{sec}
		Pirólisis	\dot{Q}_{pir}
		Transferencia de masa	\dot{Q}_{cs}

Tabla 6.3 Mecanismos de transmisión de calor

6.3.3.2.1 Estado estacionario

El balance de energía en estado estacionario se reduce a:

$$\dot{Q}_f + \dot{Q}_{rw} + \dot{Q}_{gw} + \dot{Q}_{cs} - \dot{Q}_{comb} = 0$$

siendo:

$$\dot{Q}_f = \dot{m}_{vg} [\bar{c}_{pg}(T_g - T_w) - \bar{c}_{pg}(T_0 - T_a)]$$

$$\dot{Q}_{gw} = \mathbf{a}A(T_g - T_w)$$

$$\dot{Q}_{rw} = A c_1 \mathbf{s} (\mathbf{e}_g T_g^4 - A_v T_w^4)$$

$$\dot{Q}_{cs} = \Delta m_s c_{ps} T_s$$

$$\dot{Q}_{comb} = \dot{m}_{RSU} PCI$$

A continuación se van analizando los distintos términos.

Interfase gas-pared refractario

Los gases de combustión circulan a contracorriente con el lecho de residuos. La transmisión de calor tiene lugar por radiación y por convección.

Radiación

La transmisión de calor entre dos superficies paralelas de dimensiones muy grandes comparadas con la distancia de separación, y con coeficientes de emisión ε , puede calcularse mediante la ecuación

$$\dot{Q}_{rw} = c_{12} A (T_g^4 - T_w^4)$$

$$\text{siendo } c_{12} = \frac{S}{\frac{1}{e_1} + \frac{1}{e_2} - 1}$$

Debido a que en la cámara de combustión la temperatura del gas es muy elevada, del orden de 950 °C - 1000 °C, el mecanismo más importante es la transmisión de calor por radiación entre los gases de combustión y las paredes.

Para el cálculo de la transmisión de calor entre un volumen de gas y las paredes del recinto que lo contiene se emplea la siguiente ecuación [Hottel, 1967]

$$\dot{Q}_{rw} = Ac_1 S (e_g T_g^4 - A_v T_w^4)$$

siendo:

A la superficie de la cámara de combustión

$\sigma = 5.67 \times 10^{-8} \text{ W/m}^2 \text{K}^4$ la constante de Stefan-Boltzmann

$\epsilon_w = 0.9$ la emisividad de la pared

$$c_1 = \frac{e_w}{1 - (1 - e_w)(1 - A_v)}$$

La no linealidad de estas ecuaciones constituye una gran dificultad para desarrollar modelos en que interviene la radiación. Se necesita conocer además los coeficientes de emisión ϵ_g y de absorción A_v del gas, que dependen de la presión parcial, de la temperatura y de la geometría. Determinar los valores de estos parámetros es una tarea difícil, en particular cuando hay mezclas de gases.

Mezclas de gases

La transmisión de calor por radiación entre un gas no gris y una pared requiere emplear dos valores del coeficiente de transferencia, uno que multiplica σT_g^4 que representa la radiación gas-pared, basado en ϵ_g , y otro que multiplica σT_w^4 que representa la radiación pared-gas, basado en la absorción del gas A_v . A efectos prácticos la diferencia entre los dos valores puede ignorarse si T_w es inferior a la mitad de T_g .

Para los cálculos es particularmente importante la radiación del vapor de agua y el CO_2 . Los gases elementales, O_2 , N_2 , así como el aire seco son prácticamente diatérmanos, es decir son transparentes a la radiación térmica.

- Vapor de agua

$$A_v = e_{gw} \left(\frac{T_g}{T_w} \right)^{0.45}$$

- Dióxido de carbono

$$A_v = e_{gw} \left(\frac{T_g}{T_w} \right)^{0.65}$$

Los valores de ϵ_{gw} se determinan gráficamente conociendo la temperatura, la presión parcial y el valor de la dimensión característica s_{gl} (espesor equivalente).

La transmisión de calor por radiación puede verse notablemente incrementada por el efecto de las partículas incandescentes en suspensión en el gas.

Convección

En los fenómenos de convección los coeficientes de transmisión de calor dependen de la geometría del sistema, de las propiedades físicas del gas y de la velocidad. En muchos casos el coeficiente de transmisión de calor puede expresarse según

$$a = \frac{aG^n}{D_c p} \quad \text{W/m}^2 \text{ K [Perry, 1973],}$$

siendo:

G la velocidad másica del gas, kg/s m²

D_c la dimensión característica del sistema, m

a, n, p constantes empíricas

La contribución de la transmisión de calor por convección es inferior a la de la radiación. En el interior del horno la convección es forzada, y en régimen turbulento, y el coeficiente de transmisión de calor puede estimarse empleando un modelo empírico a través del número de Nüsselt, usando una correlación de Dittus-Boelter

$$Nu = 0.023 Re^{0.8} Pr^{1/3}$$

$$a = \frac{Nu l}{l}$$

$$\dot{Q}_{gw} = aA(T_g - T_w)$$

Interfase gas-sólido

En la superficie superior de la fase sólida tiene lugar la transmisión de calor por radiación y convección, así como la transferencia de masa a la fase gaseosa.

Convección

La transmisión de calor por convección entre el gas y el lecho de residuos que se queman ha sido estudiada en hornos rotativos, [Silcox, 1990] utiliza la ecuación

$$a_{gs} = 0.4(G'_g)^{0.62}, \text{ W/m}^2 \text{ K}$$

G en kg/m² h

La contribución de este término es pequeña y no se tiene en cuenta.

Pared

El cálculo de la transmisión de calor por conducción a través de las paredes del horno nos proporciona una estimación de las pérdidas de calor y de la temperatura del exterior de las paredes.

Conducción

La conducción de calor a través del refractario puede calcularse según:

$$\dot{Q}_{cond} = \frac{l_R (T_1 - T_2)}{x_R} \quad \text{por unidad de superficie}$$

λ_R = 0.15 kcal/h m K (se supone constante, es decir independiente de la temperatura)

Para un cálculo más preciso debe plantearse la conducción en régimen transitorio, mediante la ecuación de Laplace para la difusión de calor en las distintas capas de la pared.

$$\nabla^2 T = \frac{1}{a} \frac{\partial T}{\partial t}, \quad a = \frac{\lambda}{\rho c_p} \quad \text{difusividad térmica}$$

Pérdidas

La fórmula básica para calcular las pérdidas por transmisión, conducción y convección a través de una superficie [ASHRAE, 1985] es

$$\dot{Q}_{perd} = Ak(T_{sup} - T_{ext}), \quad k = \text{coeficiente de transmisión de aire a aire } W/m^2K$$

Como las pérdidas de calor son pequeñas, en una primera aproximación este término se puede despreciar, o bien suponer un tanto por ciento de pérdidas determinado (comprendido entre el 1 y el 10% del calor generado).

6.3.3.2 Régimen transitorio

En régimen transitorio se consideran además los siguientes fenómenos relacionados con la combustión de los residuos

Sólido

Combustión

La aportación de calor por la combustión de los residuos viene determinada por su poder calorífico, que puede estimarse a partir de su composición química.

$$\dot{Q}_{comb} = \dot{m}_{RSU} PCI$$

Secado

Calor necesario para la evaporación del agua que contienen los residuos (calor latente de evaporación del agua 2257 kJ/kg a 100 °C) . Se considera que ya está englobado en el término de combustión al tomar el valor del poder calorífico inferior.

Pirólisis

En la combustión las materias sólidas sufren un proceso de gasificación por pirólisis, con absorción de calor. La pirólisis es un proceso de destilación por aportación de calor (en ausencia de oxígeno) que genera gases. Generalmente el proceso es endotérmico a temperaturas bajas. El proceso químico y de transferencia de calor es complejo. Se considera englobado en el término de combustión.

Transferencia de masa

Transferencia de calor debida a la transferencia de masa originada por el secado y la pirólisis de los residuos sólidos.

$$\dot{Q}_{cs} = \Delta m_s c_{ps} T_s$$

Balance de energía

El balance de energía en régimen transitorio quedará pues:

Gas

$$\left(\dot{m}_g c_{pg} T_g\right)_o - \left(\dot{m}_g c_{pg} T_g\right)_i + M_g c_{ps} \frac{dT_g}{dt} = -\dot{Q}_{rw} - \dot{Q}_{gw} - \dot{Q}_{gs} + \dot{Q}_{comb} + \dot{Q}_{cs}$$

Sólido

$$\left(\dot{m}_s c_{ps} T_s\right)_o - \left(\dot{m}_s c_{ps} T_s\right)_i + M_s c_{ps} \frac{dT_s}{dt} = \dot{Q}_{rs} + \dot{Q}_{gs} - \dot{Q}_{pir} - \dot{Q}_{sec} - \dot{Q}_{cs}$$

Pared

$$M_w c_{pw} \frac{dT_w}{dt} = \dot{Q}_{cond} + \dot{Q}_{gw} - \dot{Q}_{perd}$$

Capacidad calorífica media

Para un cálculo preciso debe tenerse en cuenta que la capacidad calorífica de los gases depende de la temperatura. Esta variación puede ajustarse mediante una función polinómica, de modo que integrando esta función puede calcularse una capacidad calorífica media.

$$\bar{c}_p = \frac{a(T-155) + \frac{b}{2}(T^2 - 155^2) + \frac{c}{3}(T^3 - 155^3)}{T - 155}$$

	a	b/2	c/3	kcal/kmol°C a 1000 °C
N ₂	6.77	8.155x10 ⁻⁴	-1.15x10 ⁻⁷	7.48
O ₂	6.95	1.163x10 ⁻³	-2.5667x10 ⁻⁷	7.87
H ₂ O	7.76	1.548x10 ⁻³	-1.1433x10 ⁻⁷	9.22
CO ₂	9.60	3.5915x10 ⁻³	-8.25x10 ⁻⁷	11.81
Aire	6.81	8.885x10 ⁻⁴	-1.4467x10 ⁻⁷	

Tabla 6.4 Capacidad calorífica media a la temperatura T, en kcal/kmol °C, con una temperatura de referencia de 15.5 °C

6.3.4 Análisis del horno de incineración de RSU

En el horno de la instalación en estudio suponemos que tenemos unos residuos con la composición de la tabla 6.5, un 10.12% de inertes y un 55% de humedad. Para esta composición el poder calorífico inferior calculado es de aproximadamente 2000 kcal/kg.

	C	H ₂	O ₂	S	N ₂	Cl ₂
% peso	18.6	2.5	12	0.08	0.8	0.9
	m	n	p	q	x	y

kmol/100kg	1.55	1.24	0.38	0.002	0.003	0.01
-------------------	------	------	------	-------	-------	------

Tabla 6.5 Composición de los residuos

$$\begin{aligned}\dot{m}_{RSU} &= 0.83 \text{ kg/s} \\ \dot{m}_{\text{quemado}} &= 0.75 \text{ kg/s} \\ \dot{m}_s^{\text{out}} &= 0.08 \text{ kg/s}\end{aligned}$$

Para verificar la validez del modelo teórico se ha utilizado como base de partida para efectuar los cálculos que se presentan a continuación, empleando distintas aproximaciones.

6.3.4.1 Cálculo estado estacionario.

El cálculo se efectúa para la combustión de residuos sólidos urbanos con un exceso de aire del 50%. Se supone una distribución de temperatura uniforme, y que los residuos entran a temperatura ambiente, $T_a = 300 \text{ K}$. La temperatura de las paredes del horno se supone constante, igual a 700 K , y la emisividad de la pared se puede considerar uniforme. Los gases se consideran no "grises".

La ecuación de balance de energía en estado estacionario queda:

$$f(T_g) = \dot{Q}_f + \dot{Q}_{rw} + \dot{Q}_{gw} + \dot{Q}_{cs} - \dot{Q}_{comb} = 0$$

Esta ecuación se resuelve por un proceso de iteración de Newton-Raphson. Para la iteración n -ésima podemos escribir:

$$T_{g,n} = T_{g,n-1} - f(T_{g,n-1}) / f'(T_{g,n-1})$$

$$f'(T_g) = \dot{m}_{vg} \bar{c}_{pg} + aA + 4Ac_1 e_g s T_g^3$$

La emisividad de un gas depende del producto de su presión parcial y el espesor de la capa de gas. Cuando la geometría es compleja se define un espesor equivalente s_{gl} . Los valores de $e_g = e_g(p, T_g, s_{gl} p_g)$, y $A_v = A_v(p, T_g, T_w, s_{gl} p_g)$ de una mezcla de gases pueden obtenerse, siguiendo el método del [VDI-Wärmeatlas, 1984], mediante gráficas en función de estos parámetros.

Asimilando el horno a un paralelepípedo de dimensiones globales $8.5 \times 7.5 \times 2 \text{ m}$, con una superficie de 100 m^2 y un volumen de 40 m^3 , la emisividad del gas se evalúa para un espesor equivalente de la zona de gas s_{gl}

$$s_{gl} = 0.9 \frac{4V}{A} = 1.44 \text{ m}$$

A partir de un cálculo de combustión (6.3.2), se obtiene la concentración de los gases en la cámara de combustión:

$$\begin{aligned}p_{CO_2} &= 0.0837 \text{ bar} & p_{N_2} &= 0.6957 \text{ bar} \\ p_{H_2O} &= 0.128 \text{ bar} & p_{O_2} &= 0.0924 \text{ bar}\end{aligned}$$

gracias a lo cual puede calcularse el valor del parámetro

$$p_{CO_2} \cdot s_{gl} = 0.12 \text{ bar m}$$

$$p_{H_2O} \cdot s_{gl} = 0.18 \text{ bar m}$$

Los coeficientes de emisión y de absorción de una mezcla de gases se calculan según las expresiones:

$$e_g = e_{H_2O} + e_{CO_2} - (\Delta e)_g$$

$$A_v = A_{vH_2O} + A_{vCO_2} - (\Delta e)_w$$

Para una temperatura del gas de 1000°C y de la pared de 700°C se obtienen los valores de ϵ_{H_2O} , ϵ_{CO_2} y $\Delta \epsilon$ a partir de las gráficas (sección Kc del Wärmeatlas):

$\epsilon_{H_2O} = 0.15$	$(\epsilon_{H_2O})_w = 0.22$	$A_{vH_2O} = 0.29$
$\epsilon_{CO_2} = 0.10$	$(\epsilon_{CO_2})_w = 0.11$	$A_{vCO_2} = 0.16$
$(\Delta \epsilon)_g = 0.04$	$(\Delta \epsilon)_w = 0.01$	
$\epsilon_g = 0.21$		$A_v = 0.44$

Finalmente sustituyendo valores tenemos, $c_1 = 0.87$

Parámetros básicos

Temperatura ambiente	$T_a = 300 \text{ K}$
Temperatura entrada gas	$T_g = 300 \text{ K}$
Temperatura entrada sólidos	$T_s = 300 \text{ K}$
Temperatura pared	$T_w = 700 \text{ K}$
Dimensiones del horno	
Superficie	$A = 100 \text{ m}^2$
Volumen	$V = 40 \text{ m}^3$
Transferencia de calor	
Emisividad pared	$\epsilon_w = 0.75$
Emisividad superficie residuos	$\epsilon_s = 0.80$
Coeficiente transmisión de calor pared-sólido	$h_{ws} = 123 \text{ W/m}^2\text{K}$
Coeficiente transmisión de calor gas-pared	$h_{gw} = 2 \text{ W/m}^2\text{K}$
Coeficiente transmisión de calor gas-sólido	$h_{gs} = 27 \text{ W/m}^2\text{K}$
Coeficiente transmisión de calor exterior horno	$h_{out} = 6 \text{ W/m}^2\text{K}$
Conductividad pared	$k_w = 1 \text{ W/mK}$
Coeficiente estequiométrico	$v = 0.9 \text{ kgO}_2/\text{kg}$
	$v/\omega_{O_2} = 3.86 \text{ Kg aire/kg}$
Fracción inertes	$\omega_{inertes} = 0.1012$
Caudal másico residuos	$m_{RSU} = 0.83 \text{ kg/s}$
Caudal másico aire combustión	$m_a = 4.34 \text{ kg/s}$
Poder calorífico inferior residuos	$PCI = 2000 \text{ kJ/kg}$
Capacidad calorífica gases combustión	$c_{pg} = 1.17 \text{ kJ/kgK}$
Capacidad calorífica sólidos	$c_{ps} = 0.7 \text{ kJ/kgK}$

Tabla 6.6 Valores de los parámetros utilizados

Con este modelo sencillo se obtiene la temperatura aproximada de los gases de combustión en estado estacionario. Resolviendo la iteración con una hoja de cálculo resulta una temperatura de los gases de combustión de 1224 K

6.3.4.2 Superficie de llama

Uno de los criterios que utiliza el operador para ajustar la velocidad de alimentación de residuos y la velocidad de la parrilla es la extensión del fuego, que observa visualmente. Para poder introducir este criterio en el modelo se define un parámetro, el área de interfase o superficie de llama, que depende de la masa de residuos quemados y de la concentración de oxígeno en el horno. Se ha observado que la superficie de llama aumenta cuando aumenta la masa de residuos dentro del horno. La superficie de llama también aumenta al disminuir la fracción molar de oxígeno.

Este parámetro está relacionado con los fenómenos de transferencia de materia que tienen lugar en la superficie de separación entre gas y sólido.

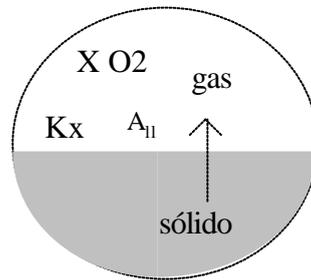


Figura 6.17 Superficie de llama

Un modelo riguroso exigiría cálculos muy complejos para analizar el comportamiento de la llama en régimen turbulento. La cantidad de residuos quemados puede evaluarse de forma simplificada según la expresión [Rovaglio, 1994] :

$$\dot{m}_{quemado} = \frac{K_x (X_{O_2}^{bulk} - X_{O_2}^{in}) A_{II} PM_{O_2} C_{tot}}{n}$$

siendo:

A_{II} = superficie de llama (m^2)

C_{tot} = concentración total en la fase gaseosa ($kmol/m^3$)

K_x = coeficiente de transferencia de materia (m/s)

PM_{O_2} = peso molecular del oxígeno ($kg/kmol$)

$X_{O_2}^{bulk}$ = fracción molar de oxígeno en la fase gaseosa

$X_{O_2}^{in}$ = fracción molar de oxígeno en la interfase (se supone igual a cero)

v = coeficiente estequiométrico para la combustión de residuos ($kg_{O_2} / kg_{residuo}$) referido a la fracción combustible, y a la formación de CO

El coeficiente de transferencia de materia K_x puede calcularse a partir del número de Sherwood,

$$\text{con } Sh = 0.023 Re^{0.8} Sc^{1/3}$$

$Re = wl/v$; $Sc = v/D_g$

w = velocidad (m/s)

l = longitud característica (m)

v = viscosidad cinemática (m^2/s)

$$K_x = \frac{Shd_s}{D_g}$$

d_s = longitud característica (m)

D_g = difusividad del oxígeno en nitrógeno (m^2/s)

$$D_g = 9.79 \times 10^{-10} \frac{T^{1.75}}{p}$$

según la ecuación de Reid y cols. en Reid, Prausnitz, Properties of Gas and Liquids.
(T = temperatura en K , p = presión total, en atmósferas)

Finalmente el valor buscado se calcula mediante la expresión:

$$A_{ll} = \frac{\dot{m}_{quemado}}{K_x X_{O_2} PM_{O_2} C_{tot}}$$

Se han efectuado cálculos con distintos valores de la masa de residuos quemada y la concentración de oxígeno, a partir de los cuales se ha obtenido la relación entre estas variables y la superficie de llama, que se muestra en la figura 6.18.

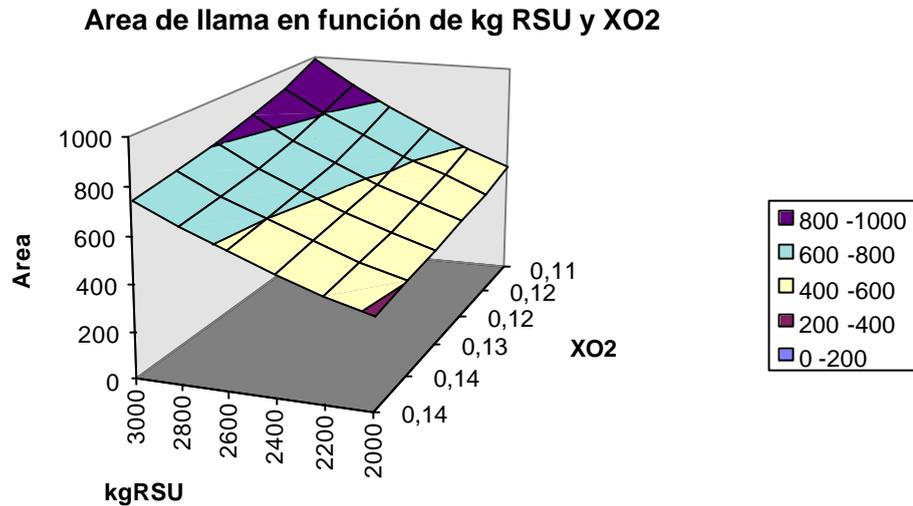


Figura 6.18 Area de llama

Para calcular este parámetro con datos de la planta, se emplea la posición de la alimentación de residuos, y el % de O_2 en los humos. En la figura 6.19 se muestra la relación existente entre el área de llama así obtenida y la temperatura del horno. Las unidades del eje de ordenadas son arbitrarias para facilitar la comparación de los datos.

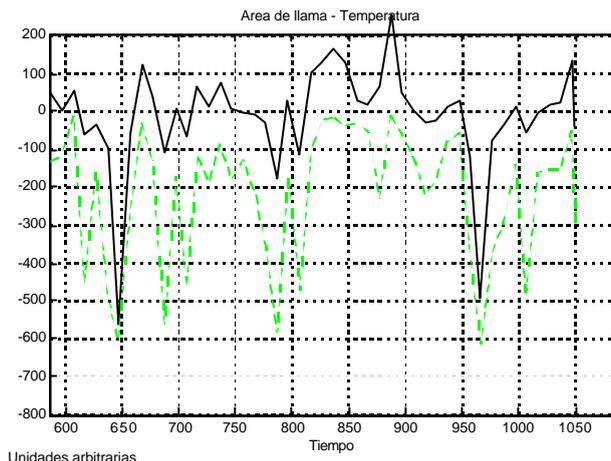


Figura 6.19 Relación entre el área de llama y la temperatura del horno. (Línea continua: temperatura; línea de trazos: área de llama).

6.3.4.3 Modelo dinámico

Se ha realizado un balance de materia y energía para efectuar una simulación dinámica del comportamiento del horno empleando el programa *ISIM*.

ISIM [Ingham, 1994] es un lenguaje de simulación sencillo, y muy potente que permite representar muchos procesos habituales en la ingeniería química, y permite tratar de forma interactiva problemas complejos con un PC.

El modelo consta de un sistema de ecuaciones diferenciales obtenidas a partir de los balances de materia y energía. Los parámetros que se han empleado son los mismos que en el modelo estacionario. Se obtiene como resultado la evolución de la temperatura de los gases de combustión. La temperatura en régimen permanente estimada por el modelo es de 1216 K.

Hay que remarcar que el programa es capaz de simular el proceso aunque el modelo contiene términos fuertemente no lineales.

La figura 6.20 muestra los resultados obtenidos con el modelo *ISIM* y con el modelo *MATLAB* (6.3.4.4) para la evolución de la temperatura del gas y de las escorias. A pesar de las simplificaciones efectuadas la concordancia entre los dos modelos es muy buena, y una vez alcanzado el estado estacionario se obtiene la temperatura calculada con el modelo estacionario.

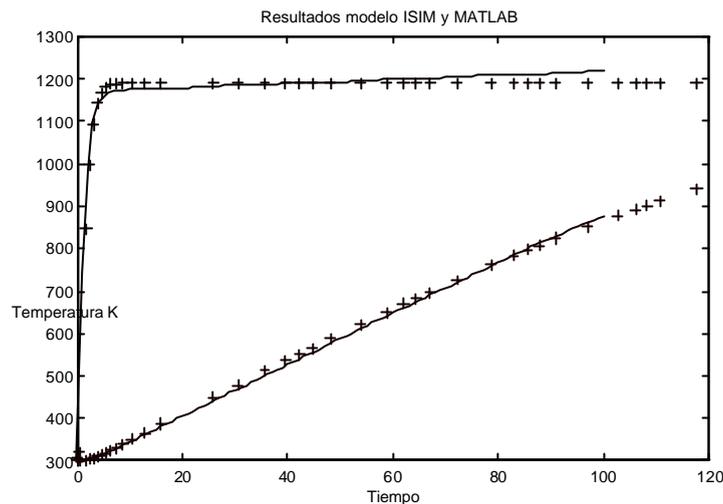


Figura 6.20 Evolución de la temperatura de los gases de combustión y de las escorias

El listado del programa se muestra a continuación.

```

: Programa HORNO
: XLL 98
: Cálculo de la temperatura del horno
:
: Ms = Masa de residuos en la parrilla kg
: Mg = Masa de gas en el horno kg
: V = 40 m3 , densidad aire seco a 1000°C = 0.2734 kg/m3
CONSTANT mrsu = 0.83 : Caudal másico entrada residuos kg/s
CONSTANT mgi = 4.34 : Caudal másico aire combustión
CONSTANT PCI = 8500 : Poder calorífico residuos kJ/kg
CONSTANT Cpgo = 1.17, Cpgi = 1.17 : kJ/kgK
CONSTANT Cpso = 0.7, Cpsi = 0.7
CONSTANT S = 5.67E-11 : Cte de Stefan-Boltzmann kW/m2K4
CONSTANT A = 100 : Superficie interior horno m2
CONSTANT C12s = 0.20, C12w = 0.196
CONSTANT h = 0.01 : Coef transmisión calor convección kW/m2K
:
CONSTANT tres = 1800 : tiempo residencia s
CONSTANT EA = .5 : Exceso de aire
CONSTANT wh2o = 0.55 : contenido de humedad de los residuos
CONSTANT nu = 0.9 : coef. estequiométrico kgO2/kgresiduo
:
CONSTANT CINT = 1
CONSTANT TFIN = 100
:
1 SIM; RESET; INTERACT; GOTO 1
:
INITIAL
Tgi = 300 : Temperatura aire K
Tsi = 300 : Temperatura sólido

```

```

Tw = 700 : Temperatura pared
Tgo = Tgi ; Tso = Tsi
Ms = 500 ; Mg = 11
msi = mrsu*0.1 : Caudal másico sólidos, 10%
mqu = mrsu - msi : Caudal másico quemado
:
DYNAMIC
: Balance materia
Ms' = mrsu*(1 - wh2o) - mqu - Ms/tres
Mg' = mgi - nu*mqu + mqu - mgo
mso = Ms/tres
mgo = mqu*(1.0 + EA)*nu/0.233
: Balance energía
Qgo = mgo*Cpgo*Tgo
Qgi = mgi*Cpgi*Tgi
Qso = mso*Cpso*Tso
Qsi = msi*Cpsi*Tsi
Qcomb = mrsu*PCI
DQg = Qgi-Qgo
DQs = Qsi-Qso
Qrw = C12w*A*S*(Tgo**4-Tw**4)
Qrs = C12s*A*S*(Tgo**4-Tso**4)
Qgw = h*A*(Tgo-Tso)
Qcs = (mso-msi)*Cpso*Tso
:
: Interfase gas-pared
Tgo' = (DQg - Qrw - Qgw + Qcomb + Qcs)/(Mg*Cpgo)
: Interfase gas-sólido
Tso' = (DQs + Qrs - Qcs)/(Ms*Cpso)
:
PLOT T, Tgo, 0, TFIN, 300, 1400
OUTPUT T, Tgo, Tso, Ms, Mg, mso
PREPARE T, Tgo, Tso, Ms, Mg, mso, Qrw, Qrs, Qgw, Qcs

```

6.3.4.4 Modelo Matlab

Utilizando un modelo simplificado se calcula la respuesta del sistema frente a una variación del poder calorífico de los residuos, del caudal de aire de combustión y del caudal de residuos.

Las hipótesis adicionales que se utilizan para simplificar el modelo son:

- Se supone un modelo unidimensional
- Se consideran dos secciones del horno en sentido longitudinal, una de entrada y una de salida. Las temperaturas de entrada del gas, de los residuos y de la pared se suponen constantes.
- Los valores de los diferentes parámetros se suponen constantes

Partiendo de las ecuaciones de balance de energía, y aislando los términos de la temperatura de salida, podemos escribir:

$$\left(\dot{m}_g c_{pg} T_g\right)_o = \left(\dot{m}_g c_{pg} T_g\right)_i - M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} - \dot{Q}_{rw} - \dot{Q}_{gw} - \dot{Q}_{gs} + \dot{Q}_{comb} + \dot{Q}_{cs}$$

$$\left(\dot{m}_s c_{ps} T_s\right)_o = \left(\dot{m}_s c_{ps} T_s\right)_i - M_c c_{ps} \frac{dT_s}{dt} + \dot{Q}_{rs} + \dot{Q}_{gs} - \dot{Q}_{pir} - \dot{Q}_{sec} - \dot{Q}_{cs}$$

$$M_w c_{pw} \frac{dT_w}{dt} = \dot{Q}_{cond} + \dot{Q}_{gw} - \dot{Q}_{perd}$$

Aplicando las simplificaciones anteriores, y suponiendo además la temperatura de la pared constante (la masa del refractario M_w es muy grande), queda

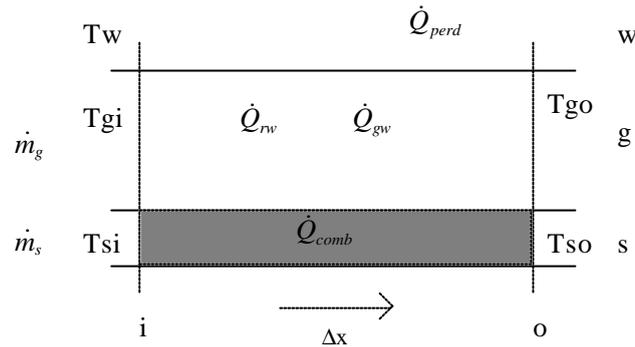


Figura 6.21 Balance de energía simplificado

$$\dot{m}_{go} c_{pgo} T_{go} = \dot{m}_{gi} c_{pgi} T_{gi} - M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} - \dot{Q}_{rw} - \dot{Q}_{gw} + \dot{Q}_{comb}$$

$$\dot{m}_{so} c_{pso} T_{so} = \dot{m}_{si} c_{psi} T_{si} - M_c c_{ps} \frac{dT_s}{dt} + \dot{Q}_{rs}$$

$$T_w = \text{cte}$$

y desarrollando los diferentes términos, obtenemos

$$\dot{m}_{go} c_{pgo} T_{go} = \dot{m}_{gi} c_{pgi} T_{gi} - M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} - c_{12w} A(T_g^4 - T_w^4) - aA(T_g - T_w) + \dot{m}_{RSU} PCI$$

$$\dot{m}_{so} c_{pos} T_{so} = \dot{m}_{si} c_{psi} T_{si} - M_c c_{ps} \frac{dT_s}{dt} + c_{12s} A(T_g^4 - T_s^4)$$

Estas ecuaciones sirven de base para desarrollar el modelo en Matlab/Simulink que se muestra en la figura 6.22. Los valores de los parámetros están almacenados en un fichero de datos que se lee para inicializar el modelo. Las ecuaciones se dividen en los dos subsistemas, gas y sólido, cuya estructura se muestra en las figuras 6.23 y 6.24.

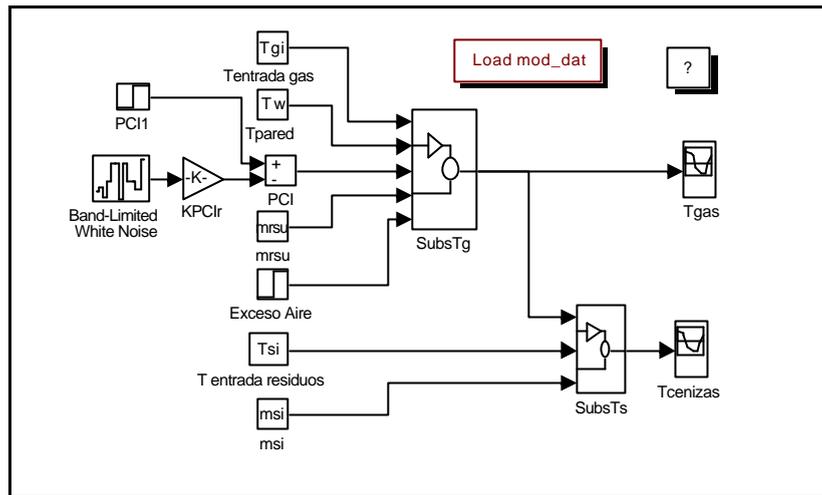


Figura 6.22 Modelo Matlab para analizar la respuesta del horno

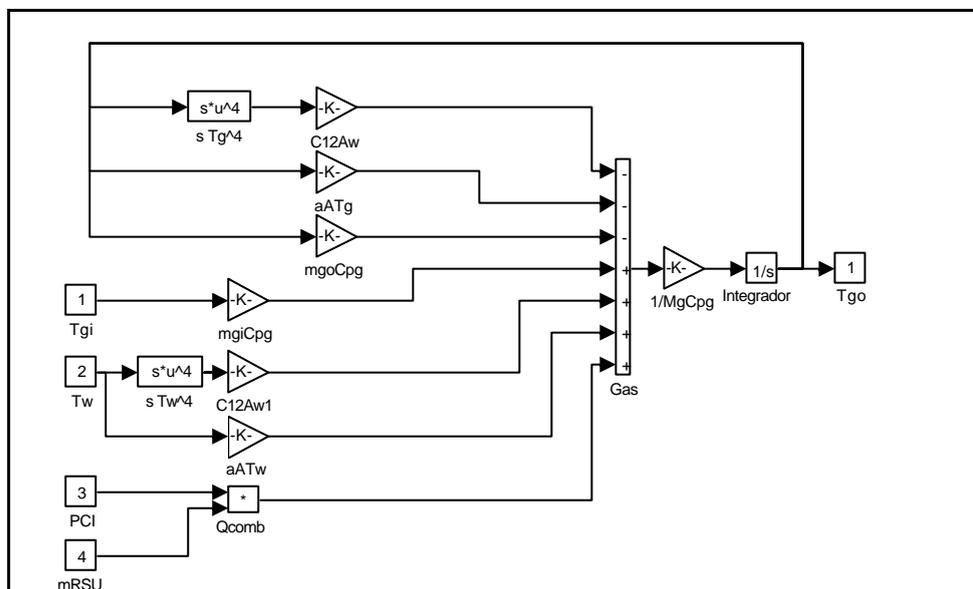


Figura 6.23 Diagrama de bloques del Subsistema gas (Tg)

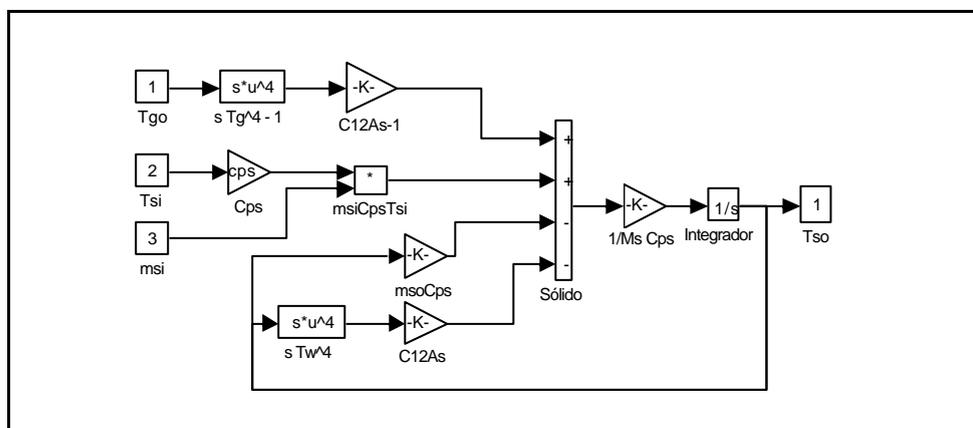


Figura 6.24 Diagrama de bloques del Subsistema sólido (Ts)

El modelo permite efectuar una simulación de la respuesta del sistema. Se muestran los siguientes casos:

Se simula en primer lugar un incremento en escalón del PCI de 8000 a 9000 kJ/kg en el tiempo 100, y vemos como la temperatura aumenta. Se mantiene el nuevo valor del PCI y en el tiempo 200 se aumenta el exceso de aire de 0.5 a 0.9, ahora la temperatura disminuye.

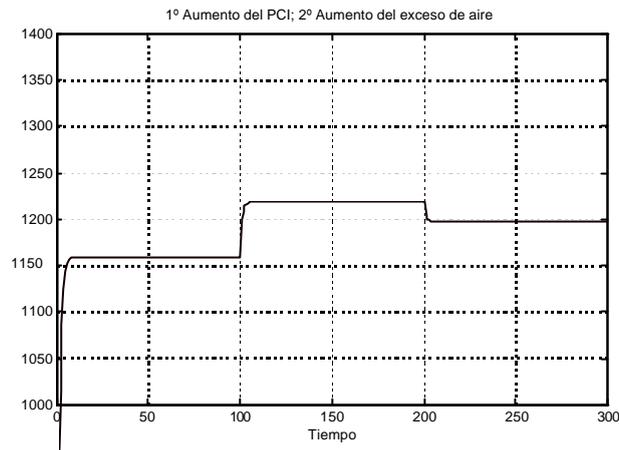


Figura 6.25 Respuesta a cambios en escalón : 1º aumento de PCI; 2º aumento del exceso de aire

En la figura 6.26 se muestra la respuesta del modelo ante la variación de la composición de los residuos, modelizada mediante una variación aleatoria del PCI (media de 8000 con oscilaciones aleatorias de +- 500 kJ/kg).

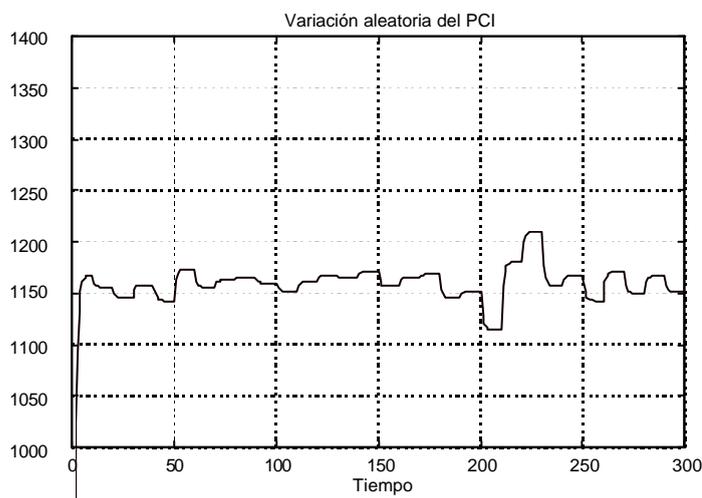


Figura 6.26 Respuesta a variaciones aleatorias de la potencia calorífica

6.3.4.5 Respuesta dinámica del proceso

El modelo del horno a pesar de las simplificaciones realizadas sigue siendo complejo, de forma que para poder aplicar las técnicas habituales de análisis del comportamiento dinámico deben efectuarse nuevas hipótesis simplificadoras.

El análisis del efecto de la radiación presenta el inconveniente de su dependencia de la temperatura elevada a la cuarta potencia, por lo cual vamos a utilizar un método de linealización de este término.

6.3.4.5.1 Linealización del término de radiación

Ecuación de la temperatura del gas

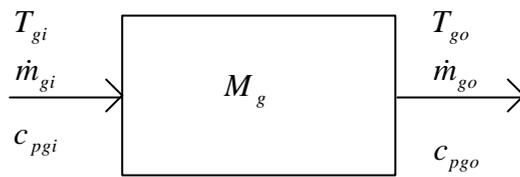


Figura 6.27 Fase gas.

$$M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} = \dot{m}_{gi} c_{pgi} T_{gi} - \dot{m}_{go} c_{pgo} T_{go} - c_{12} A (T_g^4 - T_w^4) - \mathbf{a} A (T_g - T_w) + \dot{m}_{RSU} PCI$$

para linealizar el término de radiación podemos emplear la expresión :

$$\dot{Q}_{rw} = c_{12} A (T_g^4 - T_w^4) = c_{12} A R (T_g - T_w)$$

con $R = (\bar{T}_g^2 + \bar{T}_w^2)(\bar{T}_g + \bar{T}_w)$ en que \bar{T}_g y \bar{T}_w son temperaturas normales de operación

$$M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} + T_{go} (\dot{m}_{go} c_{pgo} + c_{12} A R_w + \mathbf{a} A) = \dot{m}_{gi} c_{pgi} T_{gi} + T_w (c_{12} A R_w + \mathbf{a} A) + \dot{m}_{RSU} PCI$$

$$\frac{dT_{go}}{dt} = \frac{\dot{m}_{gi}}{M_g} T_{gi} - \frac{(\dot{m}_{go} c_{pgo} + c_{12} A R_w + \mathbf{a} A)}{M_g c_{pg}} T_{go} + \frac{(\mathbf{a} A + c_{12} A R_w)}{M_g c_{pg}} T_w + \frac{\dot{m}_{RSU} PCI}{M_g c_{pg}}$$

Ecuación de la temperatura del sólido

$$M_c c_{ps} \frac{dT_{so}}{dt} = \dot{m}_{si} c_{psi} T_{si} - \dot{m}_{so} c_{pso} T_{so} + c_{12} A (T_g^4 - T_{so}^4)$$

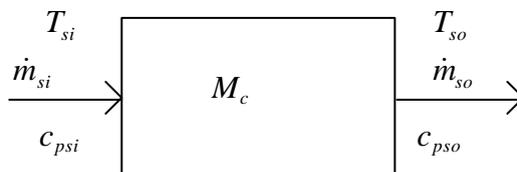


Figura 6.28 Fase sólido.

$$\frac{dT_{so}}{dt} = \frac{\dot{m}_{si}c_p T_{si} - \dot{m}_{so}c_p T_{so} + c_{12}A(T_g^4 - T_{so}^4)}{M_c c_{ps}}$$

$$\frac{dT_{so}}{dt} = -\frac{\dot{m}_{so}}{M_c} T_{so} + \frac{\dot{m}_{si}}{M_c} T_{si} + \frac{c_{12}A}{M_c c_p} (T_g^4 - T_{so}^4)$$

linealizando el termino de radiación como en el caso anterior:

$$\frac{c_{12}AR_s}{M_c c_p} (T_g - T_{so})$$

$$\frac{dT_{so}}{dt} + \left(\frac{\dot{m}_{so}}{M_c} + \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_p} \right) T_{so} = \frac{\dot{m}_{si}}{M_c} T_{si} + \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_p} T_g$$

$$\frac{dT_{so}}{dt} = \frac{\dot{m}_{si}}{M_c} T_{si} - \left(\frac{\dot{m}_{so}}{M_c} + \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_{ps}} \right) T_{so} + \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_{ps}} T_{go}$$

6.3.4.5.2 Modelo lineal

Se efectúa una linealización del modelo no lineal, utilizando la formulación del espacio de estado, que permite pasar de un modelo no lineal en que \mathbf{x} es el vector de las variables de estado, \mathbf{u} es el vector de las variables de entrada, e \mathbf{y} es el vector de las variables de salida

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$$

a un modelo lineal en la formulación habitual del espacio de estado

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}$$

y desarrollando en serie de Taylor en el punto que corresponde a las condiciones de estado estacionario las variables se expresan en forma de diferencia entre su valor y el valor correspondiente al estado estacionario

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} T_{go} - T_{gs} \\ T_{so} - T_{ss} \end{bmatrix} \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} T_{go} - T_{gs} \\ T_{so} - T_{ss} \end{bmatrix} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \dot{m}_{gi} - \dot{m}_{gs} \\ \dot{m}_{RSU} - \dot{m}_{RSUs} \\ T_{gi} - T_{gs} \\ T_{si} - T_{ss} \end{bmatrix}$$

Desarrollo del modelo lineal

En primer lugar obtenemos los valores de los elementos de las distintas matrices que se definen del modo siguiente

$$A_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j} \quad ; \quad B_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial u_j}$$

Consideraciones adicionales:

Atendiendo a la composición de los residuos, la cantidad de sólidos inertes es del orden del 10% de la masa total, y suponemos que no sufre variación durante el proceso de combustión, por tanto la cantidad de inertes que entra es igual a la que sale.

$$\dot{m}_s = 0.1 \dot{m}_{RSU}$$

También se supone, para simplificar que el caudal másico de gases que entra es igual al que sale.

$$A_{11} = -\frac{\dot{m}_{go}}{M_g} - \frac{(c_{12}AR_w + aA)}{M_g c_{pg}} \quad ; \quad A_{12} = 0$$

$$A_{21} = \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_{ps}} \quad ; \quad A_{22} = -\frac{\dot{m}_{so}}{M_c} - \frac{c_{12}AR_s}{M_c c_{ps}}$$

$$B_{11} = \frac{T_{gi} - T_g}{M_g} \quad ; \quad B_{12} = \frac{PCI}{M_g c_{pg}} \quad ; \quad B_{13} = \frac{\dot{m}_{gi}}{M_g} \quad ; \quad B_{14} = 0$$

$$B_{21} = 0 \quad ; \quad B_{22} = \frac{0.1(T_{si} - T_s)}{M_c} \quad ; \quad B_{23} = 0 \quad ; \quad B_{24} = \frac{\dot{m}_{si}}{M_c}$$

Como $y = x$, C será la matriz identidad, y D será nula

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad D = \mathbf{0}$$

Como paso previo para aplicar las ecuaciones del espacio de estado deben resolverse las ecuaciones para obtener las condiciones de estado estacionario. Para ello se ha empleado la rutina *ODE45* de MATLAB, que es una rutina de integración de Runge-Kutta de cuarto orden, con incremento de tiempo variable, y los valores de los parámetros que se indican en la tabla 6.6.

Utilizando la rutina *ss2tf* de MATLAB hallamos la matriz de la función de transferencia que nos permitirá analizar la respuesta del sistema. Nos centraremos en el análisis de la respuesta a las variaciones de caudal de gases y de residuos, ya que la influencia de la temperatura inicial de los gases y de los residuos es muy pequeña.

La función de transferencia que relaciona la salida 1 T_g , con la entrada 1, \dot{m}_{gi} es:

$$g_{11}(s) = \frac{-77.7273s - 1.1109}{s^2 + 0.8707s + 0.0122}$$

y para la salida 1, y la entrada 2, \dot{m}_{RSU} ,

$$g_{12}(s) = \frac{660.4507s + 9.4394}{s^2 + 0.8707s + 0.0122}$$

Análogamente, la relación entre la salida 2 T_s , y la entrada 1, será

$$g_{21}(s) = \frac{-1.0980}{s^2 + 0.8707s + 0.0122}$$

finalmente para la salida 2, y entrada2, tendremos

$$g_{22}(s) = \frac{-0.167s + 9.1868}{s^2 + 0.8707s + 0.0122}$$

Los polos de la función de transferencia son iguales a los valores propios de la matriz A, y su valor es:

$$p_1 = -0.8564, \quad p_2 = -0.0143.$$

Las constantes de tiempo del sistema son : $\tau_1 = 1.1676$; $\tau_2 = 69.63$, valores que coinciden con los calculados a partir del modelo analítico

$$t_g = \frac{M_g c_{pg}}{\dot{m}_{go} c_{pg} + c_{12} AR_w + aA} \quad t_s = \frac{M_c c_p}{\dot{m}_{so} c_p + c_{12} AR_s}$$

Veamos el valor de los ceros

$$z_{11}: -0.0143$$

$$z_{12}: -0.0143$$

$$z_{22}: 55.0106$$

En g_{11} y g_{12} se anula el cero con un polo y queda un sistema de primer orden

$$g_{11}(s) = \frac{-90.76}{1.1676s + 1}; \quad g_{12}(s) = \frac{771.1942}{1.1676s + 1}$$

$$g_{21}(s) = \frac{-90}{(1.1676s + 1)(69.93s + 1)}$$

Sistema de segundo orden, sobreamortiguado. $\tau = 9.05$; $\xi = 3.941$

$$g_{22}(s) = \frac{752.985(-0.0181s + 1)}{(1.1676s + 1)(69.93s + 1)}$$

g_{22} es un sistema de segundo orden con dinámica en el numerador y un cero real positivo, tiene ganancia positiva, y respuesta inversa.

Los resultados de la aplicación de este modelo se muestran en las figuras 6.29 y 6.30.

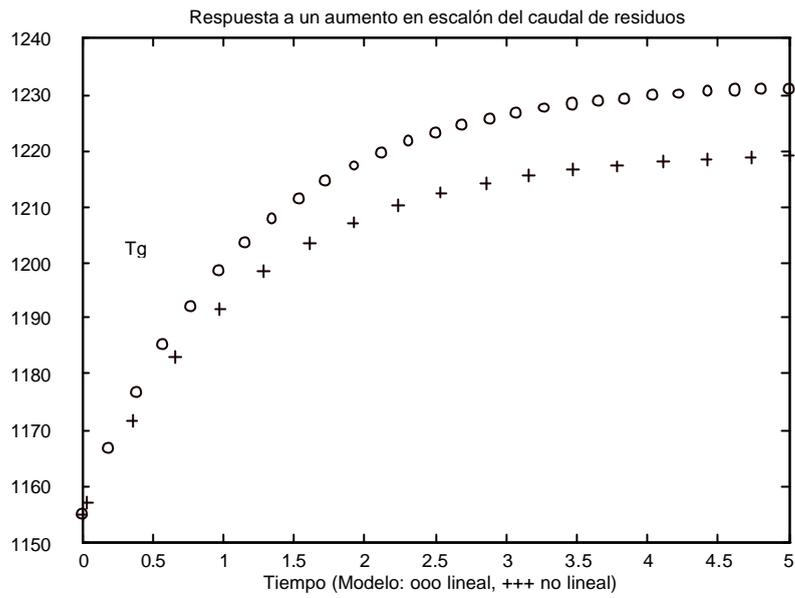


Figura 6.29 Variación de la temperatura de los gases al aumentar un 10% el caudal de residuos.

Comparación del modelo lineal y no lineal.

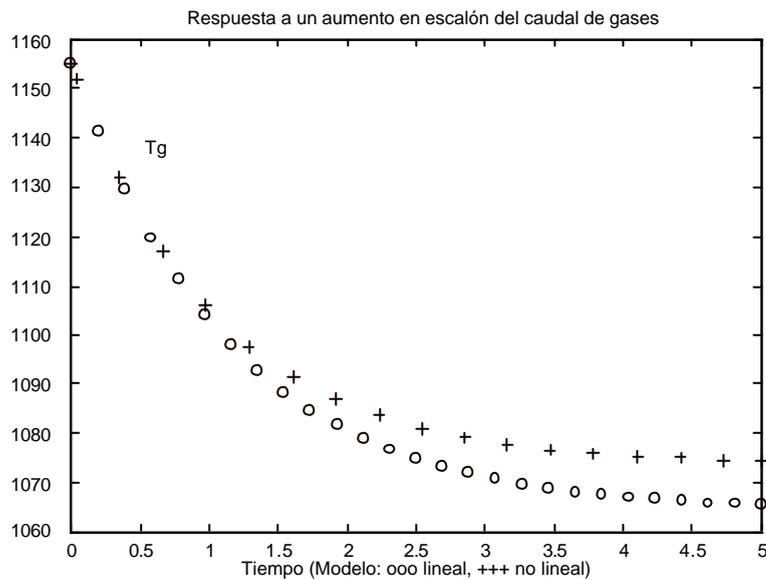


Figura 6.30 Variación de la temperatura de los gases al aumentar el caudal de gas en 1 kg/s.

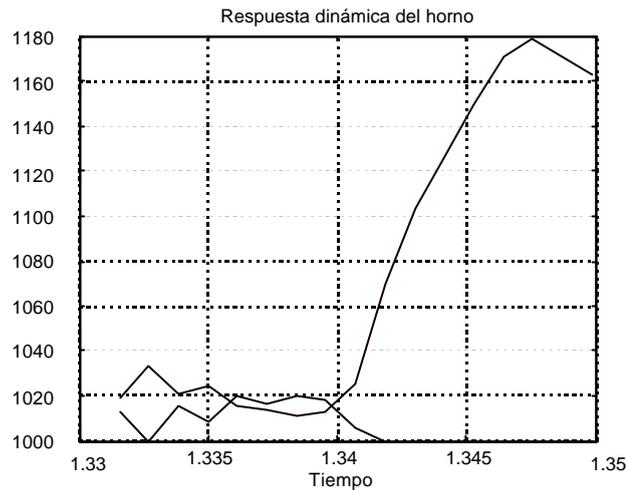


Figura 6.31 Respuesta real de la temperatura del horno 1 a la alimentación de residuos.

La figura 6.29 se ha obtenido teóricamente analizando la respuesta dinámica del sistema ante un aumento en escalón del caudal de residuos. En la figura 6.31 tenemos un ejemplo del comportamiento real del sistema. En la parte inferior de la figura se representa la alimentación de residuos, que se puede asimilar a un aumento en escalón, y la variación de temperatura que provoca, de 160 grados, que es del mismo orden que la calculada (hay que tener en cuenta que se parte de condiciones distintas, y el impulso en escalón no es el mismo).

Gracias al modelo dinámico es posible comparar los resultados con el comportamiento real, lo que permite probar el conocimiento antes de su empleo on-line.

6.4 RELACIONES CUALITATIVAS ENTRE LAS VARIABLES

Aunque es posible construir un modelo analítico, siempre tendrá una limitación, ya que depende del conocimiento o la estimación de un elevado número de parámetros. Por el contrario un modelo cualitativo depende solamente del conocimiento de las relaciones entre las variables.

Del análisis de la respuesta del sistema a las variaciones de las variables de entrada pueden extraerse conclusiones sobre las relaciones entre variables que son útiles para la formulación de un modelo cualitativo.

Sin embargo, para describir el comportamiento de una planta real se necesitan demasiadas variables para que pueda abordarse mediante las técnicas cualitativas, de modo que normalmente se descompone en módulos o problemas más sencillos. En este caso el objetivo se limita a obtener una estimación cualitativa de la evolución de la temperatura del horno a partir de datos del proceso (calidad de los residuos, acciones del operador). Se emplea la temperatura calculada mediante el modelo de simulación para validar las relaciones cualitativas empleadas para la estimación.

6.4.1 Modelo cualitativo basado en las relaciones entre variables

Un modelo dinámico capaz de representar el comportamiento temporal puede ser analítico o heurístico. En este apartado vamos a desarrollar un modelo heurístico basado en las relaciones cualitativas entre las variables.

El modelo analítico que hemos obtenido previamente nos muestra que los parámetros más importantes, que tienen influencia sobre la temperatura del horno, son el poder calorífico y los caudales de residuos y de aire de combustión. El conocimiento del proceso adquirido mediante una combinación de los métodos que se han ido desarrollando en los capítulos anteriores nos permite definir una serie de relaciones cualitativas entre las distintas variables. Estas relaciones se pueden expresar de distintas formas:

Matriz de relación cualitativa

Si la basura es buena

Entonces el caudal de aire primario en la zona de secado muy pequeño o nulo (para evitar la propagación del fuego en la zona de secado)

Si la basura es mala

Entonces aumentar el caudal de aire primario en la zona de secado (para conseguir un secado suficiente)

Si la temperatura del horno es muy alta

Entonces puede disminuirse aumentando el caudal de aire de combustión

	$T_{gas\ comb}$	Q_{airepr}	% O ₂	Q_{vapor}
Calidad ↑	↑	↓	↓	↑
Q_{rsu} ↑	↑	↑		↑
Q_{vent} ↑	↓	↑		

Tabla 6.7 Matriz de relación entre las variables de proceso

Grafos

Las relaciones cualitativas pueden representarse también mediante grafos orientados con signo.

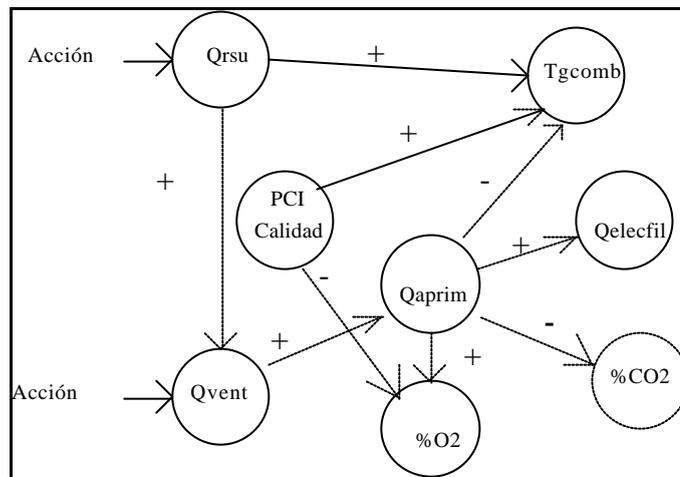


Figura 6.32 Grafo causal cualitativo

- + Influencia positiva
- Influencia negativa

Las relaciones cualitativas definidas en el grafo pueden expresarse de la forma siguiente:

- Si el valor del PCI aumenta, aumenta la temperatura de los gases de combustión
 - Si el valor del PCI aumenta, disminuye el contenido de O₂.
 - Si el valor del PCI aumenta, hay que aumentar el tiro del ventilador.
 - Si aumenta el caudal de residuos incinerados, disminuye el exceso de aire y aumenta la temperatura de los gases de combustión
 - Si aumenta el tiro del ventilador, aumenta el caudal de aire de combustión.
 - La temperatura de los gases de escape disminuye al aumentar el caudal de aire de combustión.
 - El caudal a tratar por el electrofiltro aumenta al aumentar el caudal de aire de combustión.
 - El contenido de O₂ aumenta al aumentar el caudal de aire de combustión.
 - El contenido de CO₂ disminuye al aumentar el caudal de aire de combustión
- Una disminución de la masa total de residuos provoca un aumento de la concentración de O₂ en los humos.

En función de que la influencia de la variable sea positiva o negativa, definimos las siguientes tablas :

+/+	-	0	+
-	-	-	?
0	-	0	+
+	?	+	+

Las dos variables tienen influencia positiva

-/+	-	0	+
-	?	-	-
0	+	0	-
+	+	+	?

La variable 1 tiene influencia +, la variable 2 influencia -

-/-	-	0	+
-	+	+	?
0	+	0	-
+	?	-	-

Las dos variables tienen influencia negativa.
? Significa que no podemos establecer a priori la influencia.

Tabla 6.8 Tablas cualitativas

Las relaciones entre las variables se establecen según un modelo cualitativo del comportamiento del horno, y se representan mediante las tablas de composición definidas en ALCMEN. Para deducir la temperatura del horno se utilizan únicamente dos bloques, uno de adición cualitativa *Qsum* cuya salida es la suma de los índices de las entradas, y otro del tipo *QTable* empleado para representar la función producto de la calidad por el resultado del bloque suma anterior como muestra la tabla 6.9.

<i>Calidad /</i> <i>Qrsu+Qalim</i>	-2	-1	0	1	2
	20-30	30-50	50-70	70-80	80-100
-2	2	2	0	-2	-2
-1	2	1	0	-1	-2
0	0	0	0	0	0
1	-2	-1	0	1	2
2	-2	-2	0	2	2

Tabla 6.9 Relación entre la Temp, la Calidad y la suma de Qrsu y Qalim

Si aumenta la calidad de los residuos, y por tanto el PCI, aumenta la temperatura del horno asumiendo que las demás variables permanecen constantes. Se supone también que tanto la velocidad de la parrilla como la alimentación de residuos tienen influencia positiva sobre la temperatura del horno. La temperatura dependerá del producto de las dos variables, que puede interpretarse como el término $\dot{Q}_{comb} = \dot{m}_{RSU} PCI$, que es el que representa la contribución más importante al balance de energía. Despreciando el resto de términos, resulta el modelo representado en la figura 6.33.

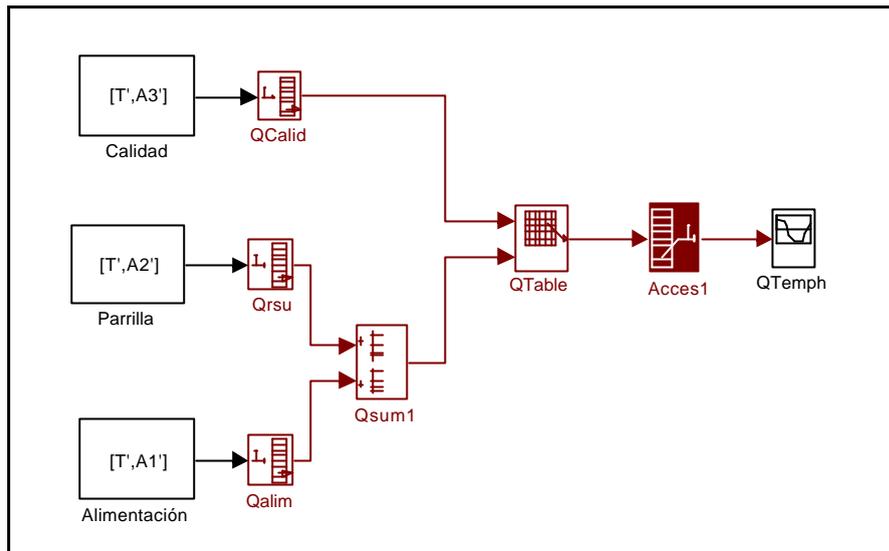


Figura 6.33 Modelo cualitativo para estimar la variación de temperatura del horno

$$QTemph \propto QCalid(Qrsu + Qalim)$$

siendo

QTemph: temperatura del horno

QCalid : calidad de los RSU

Qrsu : velocidad de la parrilla

Qalim : alimentación de residuos

Resultados.

Se presentan los resultados obtenidos empleando datos reales de la planta incineradora de Girona. Se dispone de valores de la temperatura en intervalos de 30 minutos, de la estimación de la calidad de los residuos y de las acciones manuales realizadas por el operador durante un período que va desde el día 22 de julio al 3 de agosto de 1997. Para la definición de las variables cualitativas se utilizan las zonas de cualificación y los límites entre zonas que se muestran a continuación

Variables

Calidad (%): [0 20 30 50 70 80 100] , índice de calidad de los RSU, función de su poder calorífico y del tanto por ciento de humedad que contienen

Acciones manuales del operador

Qrsu : [-2 -1 0 1 2] , velocidad de la parrilla

Qalim: [-2 -1 0 1 2] , cantidad de RSU que se alimentan al horno para ser incinerados

Variable medida

Temp (°C): [0 150 300 450 600 750 900 1200] , temperatura del horno

La figura 6.34 muestra la evolución de los valores de la temperatura del horno número 2 durante el período analizado, registrados cada 30 minutos.

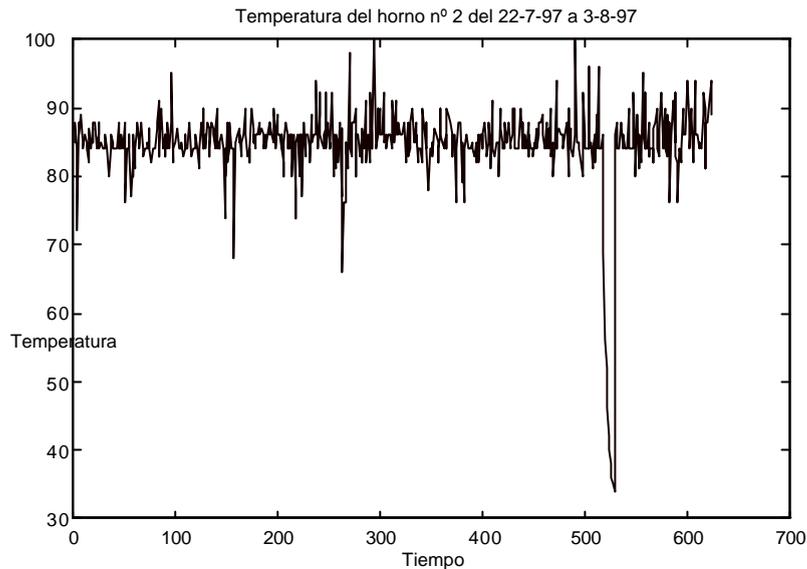


Figura 6.34 Variación de la temperatura del horno. Datos del registrador de temperatura.

El descenso brusco de temperatura que puede observarse en la figura corresponde a una avería en el puente grúa, que provoca una falta de alimentación de residuos al horno.

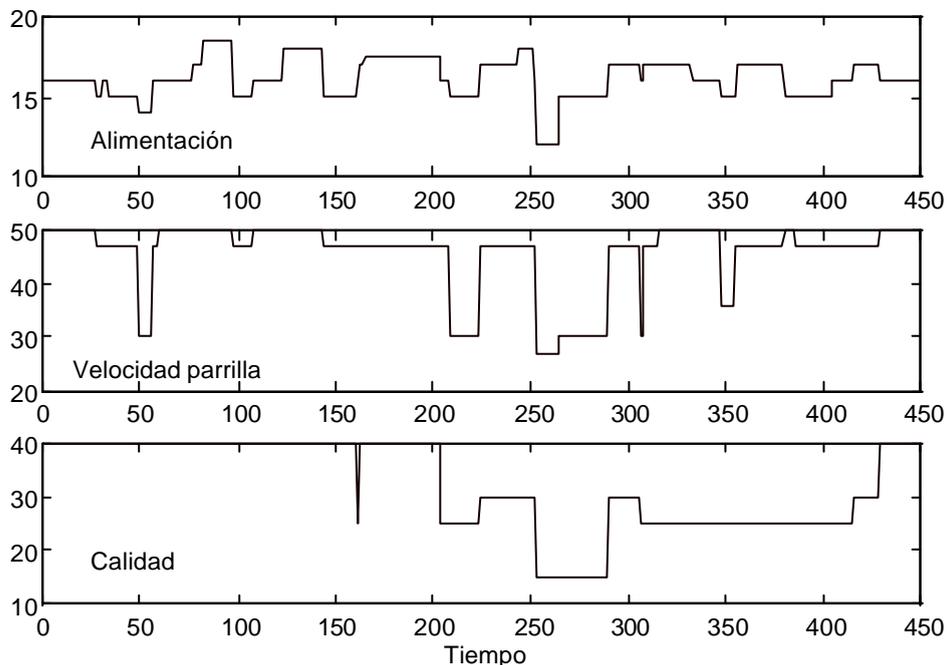


Figura 6.35 Datos de entrada. Calidad de los residuos y acciones del operador

Dadas las enormes simplificaciones realizadas el objetivo del modelo se limita a poder determinar las variaciones de la temperatura a largo plazo, es decir la tendencia. En la parte superior de la figura 6.36 se muestra la temperatura real y filtrada. Para poder apreciar la tendencia con mayor claridad se representa también la diferencia con respecto a la media. La línea de trazos muestra la temperatura real convertida a una

señal cualitativa, y la línea continua es la estimación de la temperatura según el modelo cualitativo.

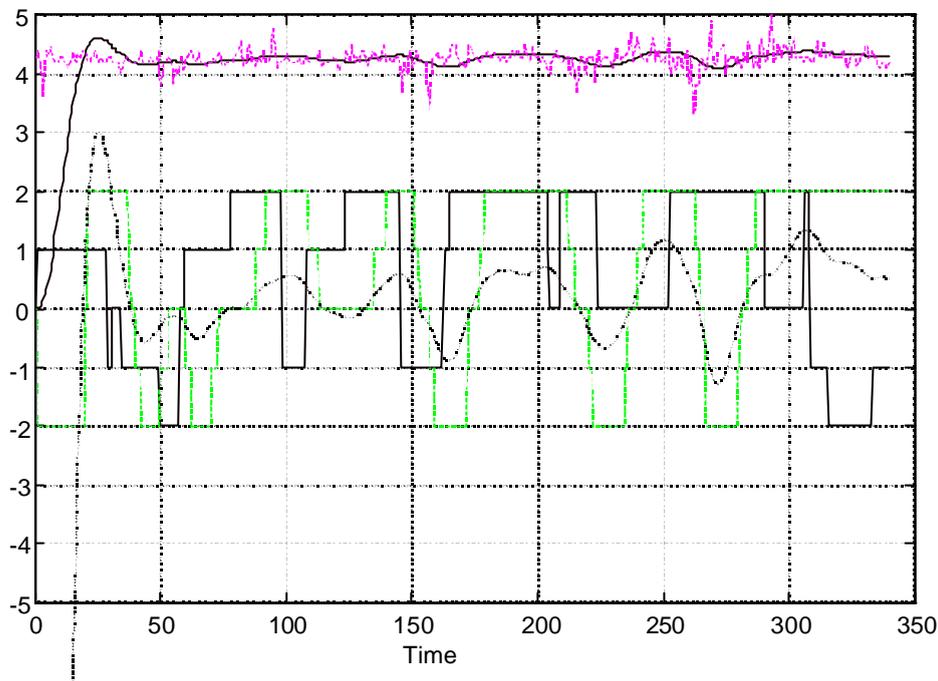


Figura 6.36 Resultados. Comparación temperatura real / estimada

Puede observarse que el modelo, a pesar de su gran sencillez, es capaz de estimar razonablemente la evolución de la temperatura aunque no hay una correspondencia perfecta. Para explicar el decalaje que puede observarse entre las dos variables hay que tener en cuenta que normalmente el operador actúa después de observar la calidad y la tendencia de la temperatura, pero hay un retardo entre las acciones (variaciones de la alimentación) y los efectos. Por otra parte normalmente el operador ajusta los controles según su criterio en cada cambio de turno, y no suele variarlos.

Los resultados muestran la gran potencia y sencillez del modelo cualitativo, aunque debe ser mejorado sobre todo para incluir los efectos de otras variables que también son importantes, como el caudal de aire de combustión, o el %O₂ en los humos.

6.4.2 Modelo cualitativo a partir de ecuaciones analíticas

Si el comportamiento de un sistema puede describirse mediante una ecuación diferencial ordinaria también existe una ecuación diferencial cualitativa que permite describirlo. Dada una función analítica $y = f(x)$ es posible definir una relación cualitativa equivalente, que permite reemplazar el modelo analítico por un modelo cualitativo.

A diferencia del método utilizado en el apartado 6.4.1 en que se obtenía un modelo cualitativo observando únicamente relaciones cualitativas entre las variables, a continuación se desarrolla un modelo cualitativo para la temperatura de los gases de combustión a partir de las ecuaciones analíticas obtenidas en el apartado 6.3.4.5 Si consideramos la ecuación de la temperatura del gas:

$$M_g c_{pg} \frac{dT_g}{dt} + T_{go} (\dot{m}_{go} c_{pgo} + c_{12} AR_w + \mathbf{aA}) = \dot{m}_{gi} c_{pgi} T_{gi} + T_w (c_{12} AR_w + \mathbf{aA}) + \dot{m}_{RSU} PCI$$

podemos definir las siguientes relaciones cualitativas entre las variables

$$T_{gi} \dot{m}_g c_{pgo} \propto T_{gi}$$

$$T_{go} (\dot{m}_{go} c_{pgo} + c_{12} AR_w + \mathbf{aA}) \propto T_{go}$$

$$T_w (c_{12} AR_w + \mathbf{aA}) \propto T_w$$

$$\dot{m}_{RSU} PCI \propto Q_{comb}$$

y se obtiene la siguiente ecuación diferencial cualitativa:

$$M_{go} c_{pgo} \frac{dT_{go}}{dt} = T_{gi} - T_{go} + T_w + Q_{comb}$$

Esta ecuación se transforma en un modelo cualitativo mediante el empleo de los bloques ALCMEN

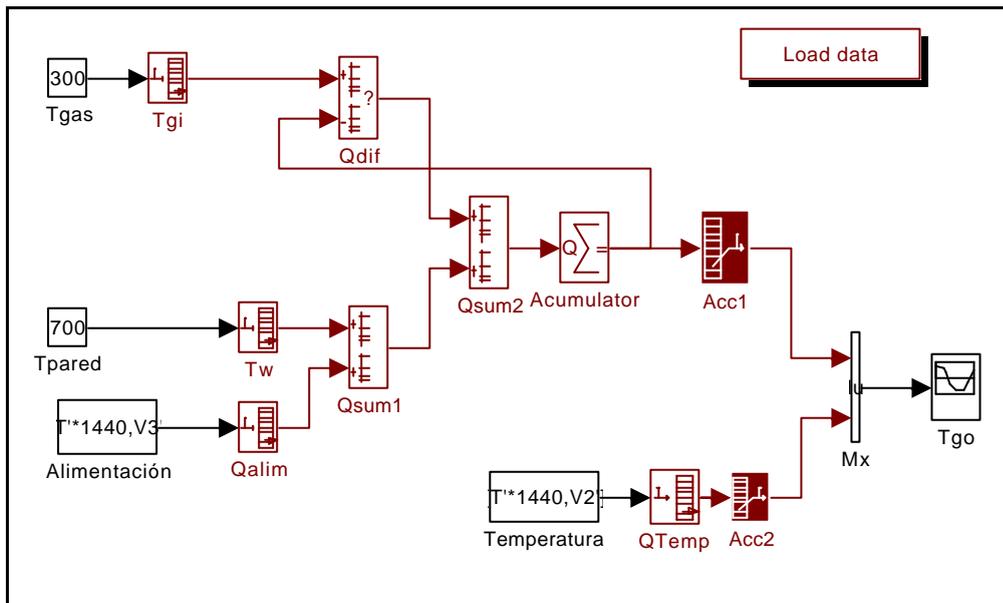


Figura 6.37 Modelo cualitativo - hornq3.m -

Se utilizan las siguientes variables cualitativas:

T_{gi}, T_w
Rango = [0 150 300 450 600 750 900 1050 1200]
Indices = [-4 -3 -2 -1 0 1 2 3 4]

Q_{alim}
Rango = [0 5 10 15 20 25]

Indices = [-2 -1 0 1 2]

Q_{sum} , Q_{dif} , Q_{acum}

Indices Output = [-2 -1 0 1 2]

Se emplean los bloques de ALCMEN Q_{sum} , Q_{dif} y *Acumulator*. El bloque *Acumulator* efectúa la integración cualitativa de la diferencial de T_{g0} .

En la figura 6.38 que muestra el valor cualitativo de la temperatura del horno, calculado por el modelo, ante variaciones aleatorias de la alimentación de residuos se observa que la dinámica del proceso responde a lo esperado según el modelo analítico.

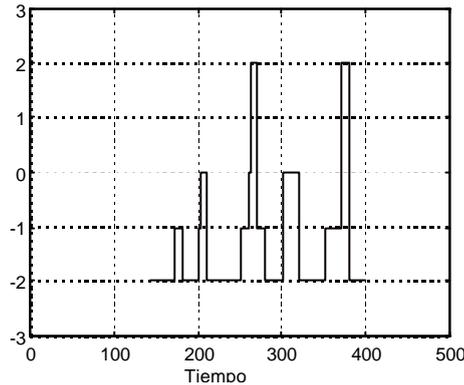


Figura 6.38 Valor cualitativo de la temperatura T_{g0} . Respuesta a variaciones de la alimentación de residuos (ruido blanco)

6.4.2.1 Validación del modelo

Una vez comprobado que el modelo cualitativo proporciona una descripción aceptable del comportamiento de la temperatura de los gases de combustión se pasa a su validación utilizando datos reales.

Se modifica el modelo para introducir como variables la calidad, la alimentación y la velocidad de la parrilla, y se elimina la temperatura de la pared.

Q_{calid} : Indices : [-2 -1 0 1 2] [20 25 30 50]

Q_{alim} : Indices : [-2 -1 0 1 2] [15 16 17 18]

Q_{rsu} : Indices : [-2 -1 0 1 2] [30 40 45 47 50]

Q_{dif} : Indices : [-2 -1 0 1 2]

Qtable1

Relación cualitativa entre la alimentación de residuos y la calidad.

La tabla 6.10 define Q_{comb} , como el producto del caudal de residuos por la calidad,

Indices : [-2 -1 0 1 2]

Output : [2 2 0 -2 -2; 2 1 0 -1 -2; 0 0 0 0 0; -2 -1 0 1 2; -2 -2 0 2 2]

Ä	-2	-1	0	1	2
-2	2	2	0	-2	-2

-1	2	1	0	-1	-2
0	0	0	0	0	0
1	-2	-1	0	1	2
2	-2	-2	0	2	2

Tabla 6.10 Tabla cualitativa Qtable1

El modelo cualitativo modificado se representa en la figura 6.39.

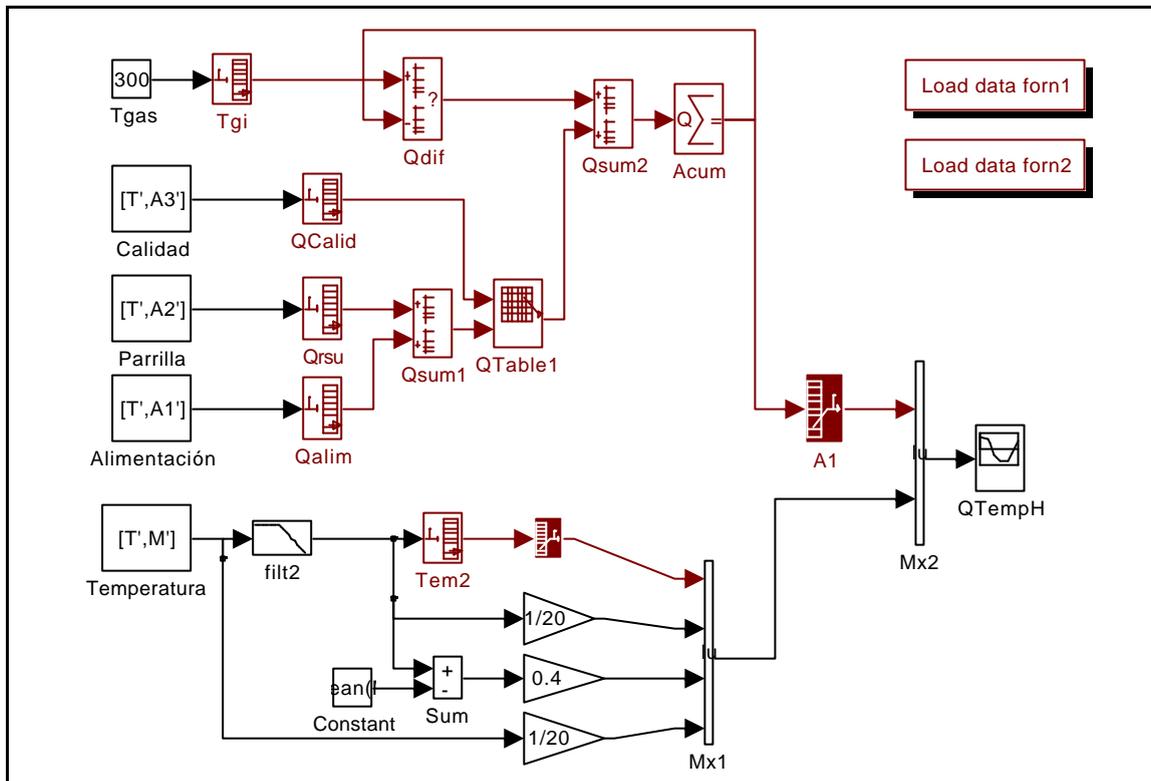


Figura 6.39 Modelo cualitativo hornv4.m

Para facilitar la comparación la temperatura medida se somete a diversas manipulaciones.

- Filtrado y conversión a cualitativa
- Escalado

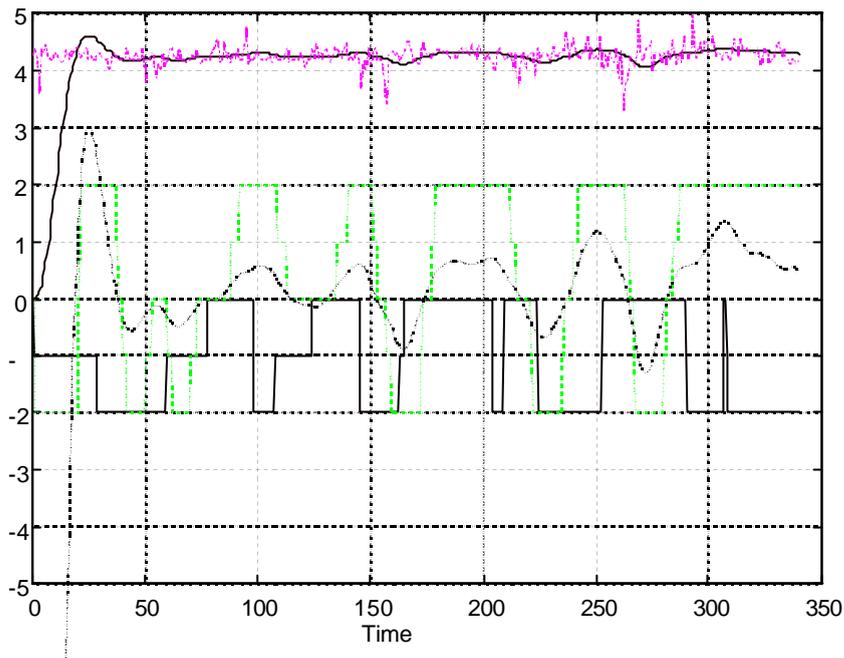


Figura 6.40 Comparación entre la respuesta del modelo cualitativo y los datos de la planta

Se representa la temperatura sin filtrar, filtrada, y convertida a señal cualitativa. Esta última se compara con la respuesta del modelo. Se puede ver que la concordancia entre la respuesta del modelo cualitativo basado en un modelo analítico y la temperatura real es mejor que con el modelo puramente heurístico.

6.5 DESARROLLO DE LA BASE DE CONOCIMIENTO

En esta tesis se utiliza el sistema experto CEES 2.0 desarrollado en C++, orientado al control de procesos en tiempo real. El sistema CEES 2.0 dispone de un mecanismo de inferencia forward-chaining, y utiliza razonamiento fuzzy y con incertidumbre. En el siguiente apartado se aborda el problema del desarrollo de la base de conocimiento mediante la generación de dos tipos de reglas: de evaluación del estado del horno y de actuación del operador, que emplean variables cualitativas.

6.5.1 Generación de reglas

Estado del horno

Las reglas clasifican el estado del horno asignando las etiquetas *N* (normal), *E* (frío), *C* (caliente) según el valor de la temperatura del horno expresada en forma cualitativa. Las deducciones de las reglas tienen valor fuzzy. Se asigna un grado de certeza a las conclusiones de la regla, comprendido entre cero y uno, que depende del cálculo fuzzy de la certeza de las premisas de la regla (empleando la certeza de las condiciones) y de la certeza de la propia regla. La certeza del hecho deducido tendrá un valor en el intervalo $[rule_activation_threshold, 1]$. El cálculo fuzzy depende del valor de la variable *np_mode* (que permite escoger tres opciones de cálculo: probabilístico, posibilístico, conservador).

IF low < Temp < high
AND TendT = mantener
THEN N 1

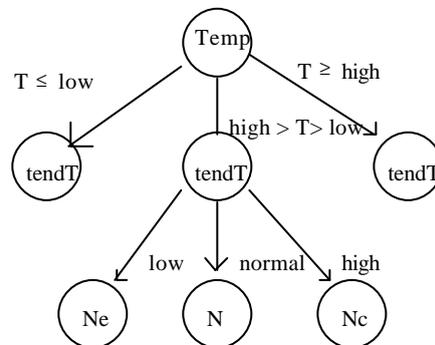
IF Temp ≤ low
AND TendT =mantener
THEN E 1

IF Temp ≥ high
AND TendT = mantener
THEN C 1

Si la tendencia es distinta de cero se aplica una subdivisión de acuerdo con los criterios siguientes :

c (calentando) **e** (enfriando)

TendTemperatura = aumentar => c certeza 1
TendTemperatura = aumentar lentamente => c certeza 0.7
TendTemperatura = disminuir lentamente => e certeza 0.7
TendTemperatura = disminuir => e certeza 1



Temperatura /	Frío	Normal	Caliente
---------------	------	--------	----------

Tendencia Temperatura			
Aumentar	Ec 1	Nc 1	Cc 1
Aumentar lentamente	Ec 0.7	Nc 0.7	Cc 0.7
Mantener	E 1	N 1	C 1
Disminuir lentamente	Ee 0.7	Ne 0.7	Ce 0.7
Disminuir	Ee 1	Ne 1	Ce 1

Tabla 6.11 Estado del horno en función de la evolución de la temperatura

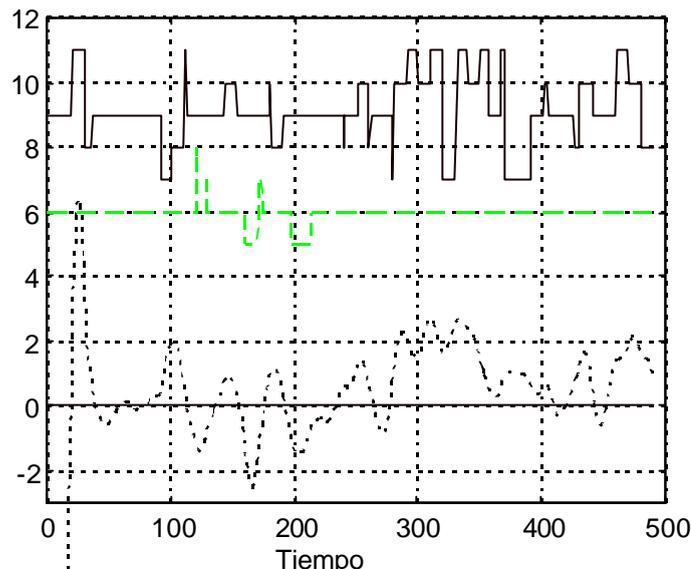


Figura 6.41 Estimación del estado del horno por el sistema experto

La línea superior de la figura corresponde al estado C, caliente, y la intermedia al estado E, frío. La línea de puntos muestra la evolución de la temperatura con respecto a la media. En caso de que al aplicar las reglas puedan obtenerse varios estados posibles, el sistema experto escoge en cada momento el estado con mayor grado de certeza.

Acciones del operador

Las reglas para el sistema experto se obtienen a partir de un modelo del proceso. Pero del análisis de las figuras anteriores puede obtenerse una tabla de las acciones que realiza el operador para controlar la temperatura según el estado del horno (definido según la tendencia cualitativa de la temperatura) y mientras la calidad se mantenga relativamente constante. Esto es importante porque proporciona un criterio de activación de las reglas.

Condición 1	Estado	Ee	E	Ne	Ec	N	Ce	Nc	C	Cc
Acción 1	Alimentación	+	+	+	++	=	=	-	-	-
Acción 2	Parrilla	=	+	=	=	=	--	-	-	-

Tabla 6.12 Acciones del operador

Cuando hay una variación significativa de la calidad la tabla tiene que modificarse para añadir otra condición con objeto de tener también en cuenta el efecto de la variación del poder calorífico.

Condición 1	Estado	N	N
Condición 2	Calidad	--	++
Acción 1	Alimentación	-	+
Acción 2	Parrilla	-	+

Tabla 6.13 Influencia de la calidad

El criterio es: Si se cumplen las condiciones, *Entonces* ejecutar la acción correspondiente.

Los signos tienen el siguiente significado : + aumenta, = sigue igual, - disminuye.

Estos criterios han servido de base de discusión para el director de la planta y los operadores con objeto de poder definir un conjunto de reglas de actuación. El resultado de este proceso se muestra en las tablas siguientes.

Tabla 6.14 Reglas para determinar las acciones del operador

Estado del horno	Calidad	Observaciones	Alimentación	Velocidad parrilla
Frío enfriando	Normal	Velocidad alimentación lenta	Aumentar	Mantener igual
Frío enfriando	Normal	Carga más húmeda	Parar	Parar
Frío	Normal	Velocidad alimentación lenta	Aumentar	Aumentar
Normal enfriando	Normal	Velocidad alimentación lenta	Aumentar	Mantener igual
Normal enfriando	Normal	Carga más húmeda	Disminuir	Disminuir
Normal enfriando	Normal	Velocidad parrilla alta	Mantener	Disminuir
Frío calentando	Normal	Velocidad alimentación lenta	Mantener igual	Mantener igual
Frío calentando	Normal	Temperatura muy baja	Aumentar mucho o esperar	Mantener igual
Frío calentando	Normal	Temperatura baja	Aumentar	Mantener igual
Normal	Normal		Mantener igual	Mantener igual
Caliente enfriando	Normal		Mantener igual o aumentar	Mantener igual
Normal calentando	Normal		Disminuir	Mantener igual o disminuir
Caliente	Normal		Disminuir o parar	Disminuir o parar
Caliente calentando	Normal		Parar	Parar

Estado del horno	Calidad	Observaciones	Alimentación	Velocidad parrilla
Frío enfriando	Mala		Parar	Parar
Frío	Mala		Disminuir o parar	Disminuir o parar
Normal enfriando	Mala		Disminuir	Disminuir
Frío calentando	Mala		Mantener igual	Mantener igual

Normal	Mala		Disminuir	Disminuir
Caliente enfriando	Mala		Disminuir	Disminuir
Normal calentando	Mala		Disminuir	Mantener igual
Caliente	Mala		Disminuir	Mantener igual
Caliente calentando	Mala		Disminuir	Mantener igual

Estado del horno	Calidad	Observaciones	Alimentación	Velocidad parrilla
Frío enfriando	Buena		Aumentar	Aumentar
Frío	Buena		Aumentar	Aumentar
Normal enfriando	Buena		Aumentar	Mantener igual
Frío calentando	Buena	Temperatura muy baja	Aumentar	Aumentar
Frío calentando	Buena	Temperatura baja	Mantener igual	Mantener igual
Normal	Buena		Aumentar	Aumentar
Caliente enfriando	Buena		Mantener igual	Mantener igual
Normal calentando	Buena		Disminuir o parar	Disminuir o parar
Caliente	Buena		Parar	Parar
Caliente calentando	Buena		Parar	Parar

Observaciones:

- Si es posible hay que actuar sólo sobre una variable. El operador observando visualmente el fuego decide sobre cual.
- La actuación depende de la situación anterior de los parámetros.
- No es prudente hacer variaciones bruscas (por ejemplo aumentar "mucho")
- Una acción que utilizan los operadores es parar la alimentación, que puede asimilarse a disminuir mucho. Se para el sistema hidráulico durante 0-60 segundos y se observa la evolución del horno.

Reglas de actuación.

Las reglas de actuación adoptan la forma general:

SI <precondición> **ENTONCES** <conclusión>

Las precondiciones (causas) son:

variable
estado inicial
variación
estado inicial del efecto

Conclusiones:

sentido de la variación (efecto)
estado final del efecto

Ejemplos:

Sean X_i, X_j, X_k, X_l diversos estados y V_1, V_2 dos variables diferentes

La regla de transformación para una relación causa-efecto entre estas dos variables puede ser

SI variable V_1 en $[\min X_i, \max X_i]$

Y variación = aumento de V_1 a $[\min X_i, \max X_j]$
Y variable V_2 en $[\min X_k, \max X_l]$
ENTONCES variación = disminución de V_2 a $[\min X_i, \max X_j]$

Si la calidad es mala
Y el caudal de aire de combustión es muy bajo
ENTONCES el estado del horno es E_c (con certeza 1)

Que expresado en el formato del sistema experto CEES queda finalmente:

```
Rule 21
  Certainty VERYHIGH Threshold 0.2
  Description "ESTADO  $E_c$ "
  If calidad.fv.lower(calidad.fv.low)
    And calidad.fv.greater(calidad.fv.lowest)
    And aircomb.fv.equal(aircomb.fv.lowest)
  Then
    E.fv.assign(E.fv.lowest);
    deduce(&E, INTERMEDIATE)
  EndIf
EndRule
```

A partir de la estimación del estado del horno puede calcularse cual debe ser la acción de control para incrementar, reducir o mantener la aportación de residuos (actuando sobre la velocidad de alimentación por medio del pistón hidráulico). El sistema experto asocia un grado de certeza a la deducción, de acuerdo con la certeza de las reglas.

**SISTEMA DE CONTROL DE UNA PLANTA DE TRATAMIENTO
DE RESIDUOS SOLIDOS**

7 SISTEMA DE CONTROL DE UNA PLANTA DE TRATAMIENTO DE RESIDUOS SOLIDOS

7.1 SISTEMAS DE SOPORTE A LA COMBUSTION

En una planta incineradora de residuos sólidos urbanos la heterogeneidad y las oscilaciones de la composición de los residuos hacen difícil poder controlar el proceso. Faltan parámetros que puedan medirse en continuo para poder caracterizar los residuos, por lo que la descripción de la entrada es imprecisa. Además, para la representación de los procesos complejos que tienen lugar en la combustión de los residuos hemos visto que deben tenerse en cuenta una gran cantidad de parámetros, cuyas relaciones muchas veces se conocen sólo de forma vaga o imprecisa. Una descripción matemática exacta del proceso es imposible, ya que para ello se necesitan más datos de los que se pueden obtener.

Por ejemplo, para el cálculo del caudal de aire de combustión existe un modelo [Behrendt, 1992], sin embargo el problema es que para la calibración del modelo se necesitan parámetros específicos de la instalación, de modo que no puede utilizarse para otra distinta sin una adaptación. Además este modelo se calibró experimentando con residuos domésticos pretratados mecánicamente, por lo que no es aplicable sin más a la combustión de residuos sin tratar.

Para controlar sistemas complejos y con incertidumbres podemos desarrollar un sistema inteligente que mejore los resultados del control convencional mediante la integración de modelos *cualitativos* y *sistemas expertos*, de forma que el modelo cualitativo evalúa en qué situación se encuentra el sistema dinámico y el sistema experto propone una acción al operador.

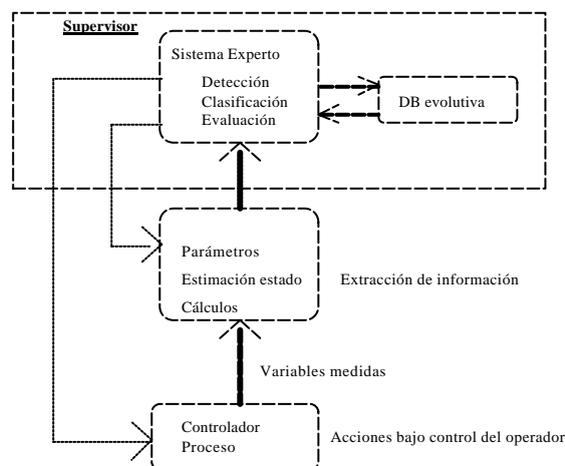


Figura 7.1 Diagrama funcional de un sistema de supervisión

La tarea primaria a realizar es la evaluación de la calidad de la situación actual del sistema dinámico. La segunda tarea es actuar, o proponer una acción al operador para lograr que el sistema esté en condiciones aceptables o satisfactorias.

Una vez que se dispone del modelo adecuado éste puede utilizarse para diferentes finalidades:

- seguimiento del comportamiento del sistema, proporcionado información de alto nivel semántico al operador, que puede emplearse para determinar el estado, y otros análisis adicionales
- análisis on-line del estado del sistema y de su evolución, evaluación del estado, clasificación
- formación de operadores
- generar señales que simulen condiciones de fallo y ver cual es la respuesta del sistema
- soporte de decisiones de alto nivel

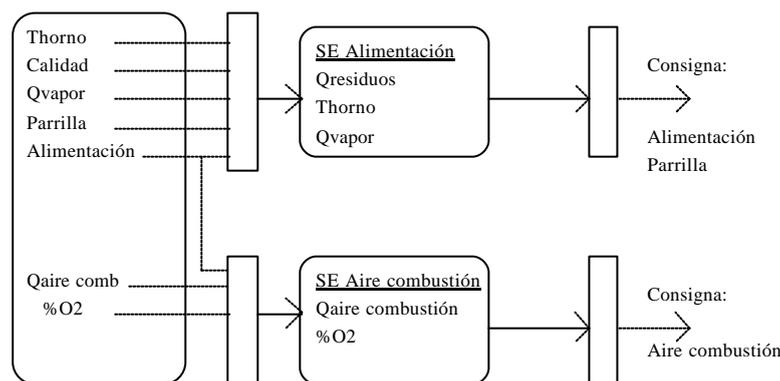


Figura 7.2 Sistema de soporte a la combustión

Interesa mantener una combustión estable, a pesar de las fluctuaciones de la calidad de los residuos, con unas condiciones óptimas de los gases de combustión, y una buena calidad de la escoria. Es importante conocer las variaciones de la entrada para no tener que corregir las desviaciones. Existen sistemas de medida, muy sofisticados, capaces de obtener variables de proceso tales como la situación del fuego, o la temperatura del lecho de basuras. Es posible medir las desviaciones que aparecen a los 15 o 20 minutos de la entrada de la basura y hacer las correcciones oportunas, pero mientras tanto ya habrá variado de nuevo la calidad de la basura. De este modo es difícil obtener una combustión estable. En la práctica la caracterización del combustible se efectúa por la observación visual del fuego por el operador de la planta bien directamente o mediante un sensor adecuado (cámara de vídeo o termografía). A falta de estos instrumentos puede intentarse su estimación mediante un modelo.

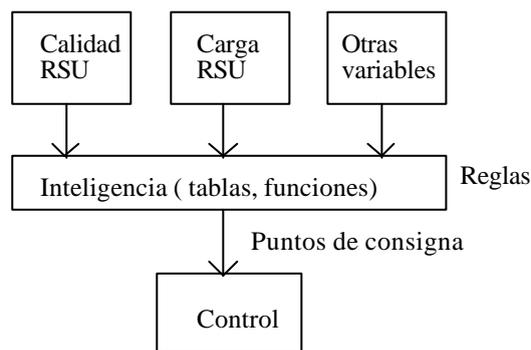
El control de la capacidad de combustión se basa en las siguientes variables relacionadas con el proceso de combustión:

Variables de proceso
Temperatura horno
Calidad residuos
Espesor residuos
Producción vapor
O ₂
Variables manipuladas
Alimentación residuos on-off
Velocidad alimentador
Caudal aire primario (Apertura registro de tiro)
Temperatura aire primario (Carrera válvula batería vapor)

Tabla 7.1 Variables utilizadas para el control del proceso de combustión

Los *objetivos* que se pretenden conseguir son:

- Mantener la temperatura de los gases de combustión a la salida quemando el máximo caudal de residuos.
- Limitar el caudal de aire de enfriamiento (contenido de O₂ en los gases de combustión).
- Mantener la relación aire de combustión/residuos
- Variar puntos de consigna :
 - temperatura de los gases de combustión
 - contenido de O₂
 - relación aire de combustión/residuos



Control automático de la capacidad de combustión

Figura 7.3 Objetivos del sistema de control de la combustión

El sistema de control determina las variaciones de la carga de residuos y del caudal de aire de combustión necesarias para mantener una temperatura de combustión, o la concentración de O₂. La misma diferencia de temperatura, en distintos tiempos puede necesitar distintos puntos de consigna del caudal de aire de combustión. Esto es debido a las oscilaciones del poder calorífico de los residuos, que este modelo tiene en

cuenta, a diferencia de uno convencional, de modo que puede esperarse que el control sea mejor.

Elementos de control

- alimentador de residuos (velocidad, carrera, tiempo de ciclo)
- velocidad parrilla

Como ya se ha mencionado anteriormente, el problema real del control del proceso de incineración es ver si es posible ajustar automáticamente los diferentes puntos de consigna, por ejemplo el caudal de aire de combustión o la velocidad de la parrilla, mediante unos pocos parámetros de control, por ejemplo la temperatura de los gases de combustión o el caudal de vapor.

Entre el alimentador de residuos y la zona de combustión siempre hay una cantidad de residuos sin quemar, que varía según la calidad. Por tanto no hay una relación directa entre el movimiento del alimentador y la posición del fuego en la parrilla.

Otra cuestión es averiguar si es imprescindible tener información visual del proceso para poderlo automatizar. Hay varias características de los procesos de combustión en la parrilla y en la cámara de poscombustión que son importantes, como la posición del fuego, y que sólo pueden determinarse por observación visual por el operador o mediante sensores de visión (cámara de vídeo). De las imágenes de vídeo o IR puede obtenerse información sobre el frente de fuego, o la longitud de fuego, la presencia de huecos en la capa de residuos de la parrilla o el espesor de la capa de residuos.

7.2 CONFIGURACION DEL SISTEMA DE CONTROL

7.2.1 Desarrollo del sistema de control

El sistema se desarrolla de forma modular, de acuerdo con los distintos objetivos de control

a) Una primera fase consiste en diseñar un sistema experto para clasificar el estado de la planta en función de las relaciones establecidas, y a partir de aquí determinar la acción del operador. Inicialmente se emplean como variables de entrada las que teóricamente son más adecuadas, es decir la calidad de los residuos y el exceso de aire de combustión.

El sistema tiene la estructura que se muestra en la figura 7.4. El sistema experto tiene tres señales de entrada, el tiempo, la calidad de los residuos y la carga de residuos. Para analizar el efecto de las perturbaciones se introducen dos señales que simulan variaciones periódicas de la calidad, y variaciones aleatorias de la carga de residuos. Al variar la carga de residuos, manteniendo fijo el punto de consigna del exceso de aire, se origina una variación del exceso de aire de combustión.

Se obtiene como respuesta la estimación cualitativa del estado del horno, y la acción que debe realizar el operador sobre la alimentación de residuos para contrarrestar el efecto de las perturbaciones.

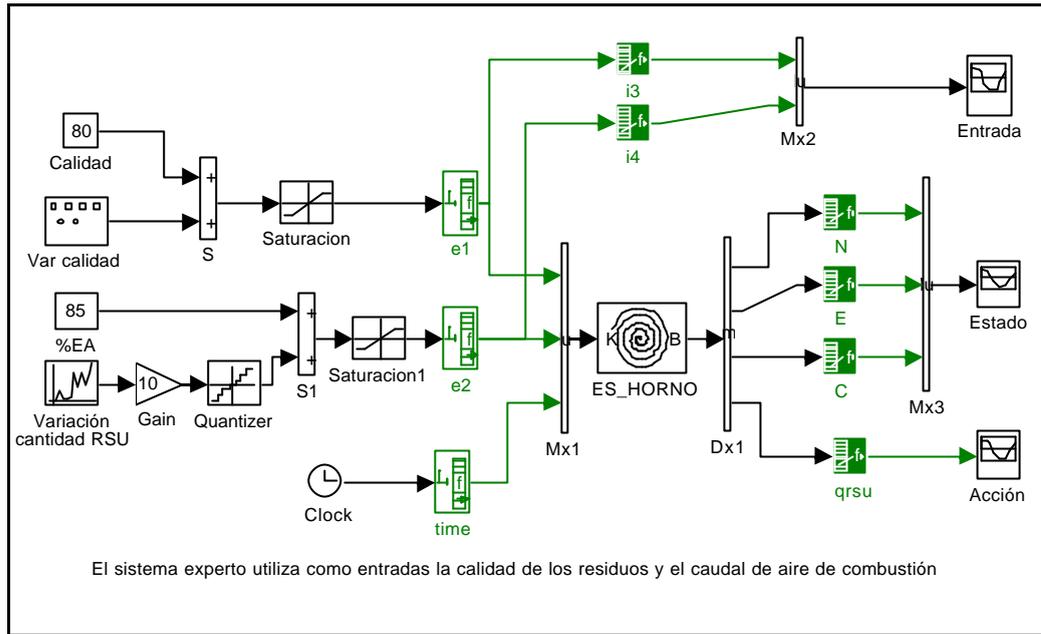
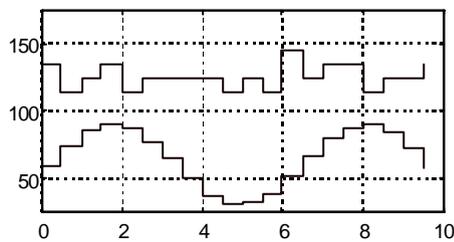
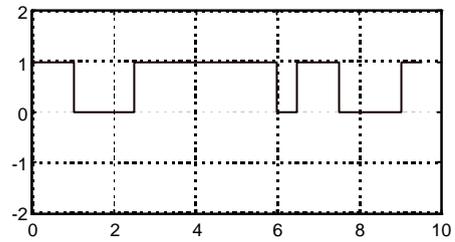


Figura 7.4 Estructura del sistema experto

Un ejemplo del comportamiento del sistema se muestra en la figura 7.5. La figura de la izquierda muestra los valores de las entradas, en la parte inferior la variación periódica de la calidad, y en la parte superior la variación aleatoria de la carga de residuos, que se traduce en una variación del exceso de aire.



Entradas. Exceso de aire y calidad



Salida. Alimentación de residuos

Figura 7.5 Respuesta del sistema

La figura de la derecha muestra la respuesta del sistema, en forma de la estrategia de alimentación de residuos para contrarrestar el efecto de las perturbaciones, cuando la salida es 1 se pone en marcha el alimentador, cuando es cero se para.

b) Como en la planta incineradora de Girona no se dispone de información sobre el caudal de aire de combustión, se desarrolla el sistema experto, representado en la figura 7.6, que utiliza como entradas únicamente la calidad de los residuos y la temperatura del horno.

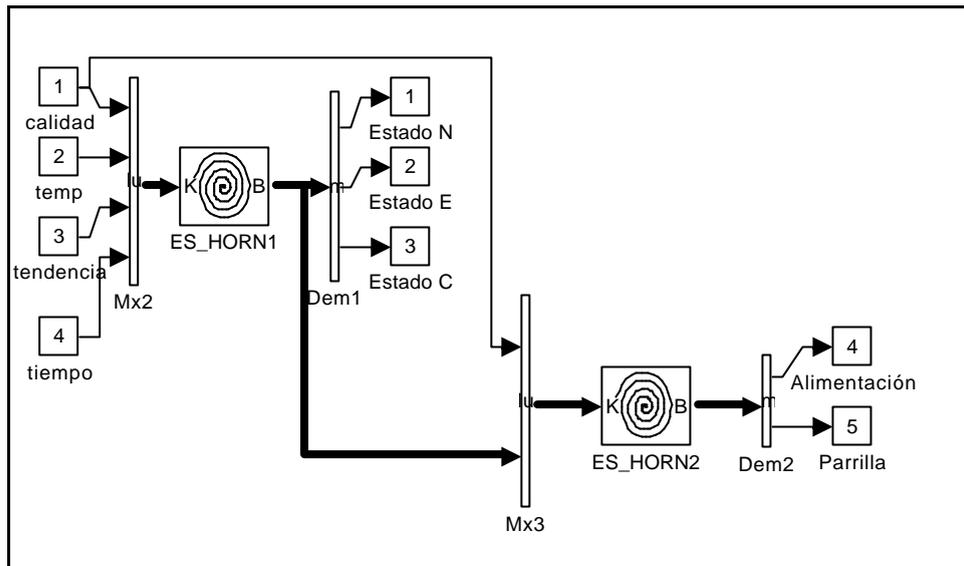


Figura 7.6 Sistema experto para determinar la velocidad de alimentación y de la parrilla

En este caso hay dos sistemas expertos especializados, ES_HORN1 para determinar el estado de la planta, y ES_HORN2 para la acción manual del operador, que utilizan las reglas deducidas en el apartado 6.5.

En el sistema se integran las distintas herramientas disponibles del sistema de diseño asistido por ordenador CASSD. Una muestra la tenemos en el tratamiento de la señal de temperatura empleando herramientas cualitativas y abstractores.

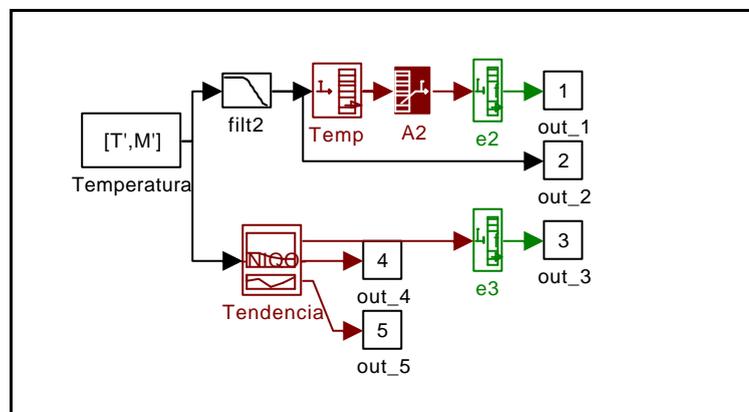


Figura 7.7 Señal de temperatura

La señal procedente de la instrumentación de la planta se pasa por un filtro analógico pasa bajo, y luego por un bloque de acceso de ALCMEN. A la salida de este bloque otro del tipo *object builder* extrae la señal cualitativa, para a continuación convertirla en un *hecho* (Fact) que pueda ser empleado por el sistema experto CEES.

Por otra parte, la misma señal se introduce en un bloque abstractor NIQO, que obtiene la tendencia cualitativa, que a su vez debe transformarse en hecho para entrar en el sistema experto. El proceso seguido se muestra en la figura 7.7.

7.2.2 Sistema propuesto

Finalmente, a partir de todas las herramientas que se han ido desarrollando anteriormente, se diseña un sistema que tiene como variables de entrada la temperatura de la parte superior de la cámara de combustión, la depresión en el horno, la potencia generada en el alternador, y el % de O₂ en los gases de combustión.

Estas señales se tratan para obtener las variables que se emplean para el razonamiento mediante cuatro sistemas expertos especialistas que trabajan en paralelo.

Las salidas de los sistemas expertos se manipulan para obtener las variables de control. Para analizar los resultados se utiliza el modelo dinámico (descrito en el apartado 6.3.4.4) que calcula la temperatura del horno. Un modelo estacionario, basado en cálculos teóricos de combustión (descrito en el apartado 6.3.2), estima también la temperatura del horno, el %O₂ y el caudal de aire de combustión.

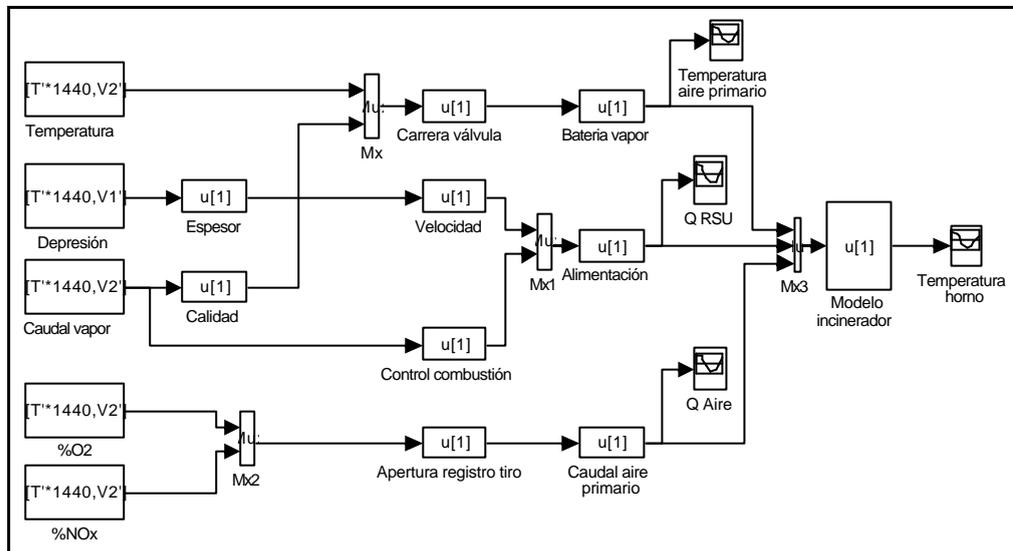


Figura 7.8 Diagrama de bloques del sistema de apoyo a la combustión

La estructura simplificada del sistema de apoyo a la combustión se presenta en forma de diagrama de bloques en la figura 7.8. La estructura completa se presenta en el diagrama de la figura 7.10. A continuación se presenta una breve descripción de las principales características del sistema.

La señal de temperatura junto con la calidad se emplean como entrada al primer sistema experto, CALENT, para determinar la acción a efectuar sobre la apertura de la válvula de vapor que alimenta una batería de vapor empleada para controlar la temperatura del aire primario de combustión, mediante reglas del tipo:

```

Rule 10
  Certainty VERYHIGH Threshold 0.5
  Description "Calidad alta"
  If calid.fv.greater(calid.fv.normal)
  Then
    carrera.fv.assign(carrera.fv.low);
    deduce(&carrera, INTERMEDIATE)
  EndIf

```

EndRule

Rule 20

Certainty VERYHIGH Threshold 0.5

Description "Temperatura alta"

If temp.fv.greater(temp.fv.normal)

Then

carrera.fv.assign(carrera.fv.low);

deduce(&carrera, INTERMEDIATE)

EndIf

EndRule

A partir de la depresión en el horno y la temperatura el segundo sistema experto, ESPE1, determina la actuación del alimentador de residuos mediante reglas basadas en relaciones cualitativas, del tipo:

Rule 20

Certainty HIGH Threshold 0.5

Description "Temp < normal"

If temp.fv.lower(temp.fv.normal)

Then

If espe.fv.lower(espe.fv.high)

Then

alimon.fv.assign(alimon.fv.high);

deduce(&alimon, INTERMEDIATE)

Else

alimoff.fv.assign(alimoff.fv.high);

deduce(&alimoff, INTERMEDIATE)

EndIf

EndIf

EndRule

El sistema experto representado en la figura 7.6, formado por ES_HORN1 y ES_HORN2, es el encargado de determinar el estado en que se encuentra el horno y la acción del operador sobre la alimentación de residuos.

Finalmente el último sistema experto, AIREPR, calcula el caudal del aire primario en función del estado de la combustión, representado por el %O₂ y la potencia generada.

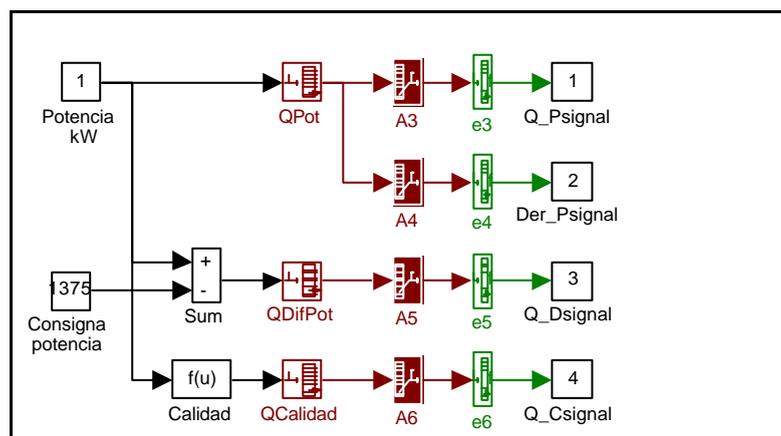


Figura 7.9 Tratamiento de la señal de potencia

A partir de la señal de la potencia generada (que se considera equivalente al caudal de vapor) se obtienen las entradas para el sistema experto. El proceso utilizado para el tratamiento de la señal se muestra en la figura 7.9.

Las reglas tienen la forma:

```

Rule 20
  Certainty VERYHIGH Threshold 0.5
  Description "potencia baja"
  If tendq.fv.lower(tendq.fv.normal)
    And deltaq.fv.lower(deltaq.fv.normal)
  Then
    c1.fv.assign(c1.fv.highest);
    deduce(&c1, INTERMEDIATE)
  EndIf
EndRule
    
```

```

Rule 110
  Certainty VERYHIGH Threshold 0.5
  Description "%O2 bajo"
  If o2.fv.greater(o2.fv.normal)
  Then
    c2.fv.assign(c2.fv.low);
    deduce(&c2, INTERMEDIATE)
  EndIf
EndRule
    
```

El siguiente diagrama de bloques muestra la estructura del sistema de apoyo a la combustión.

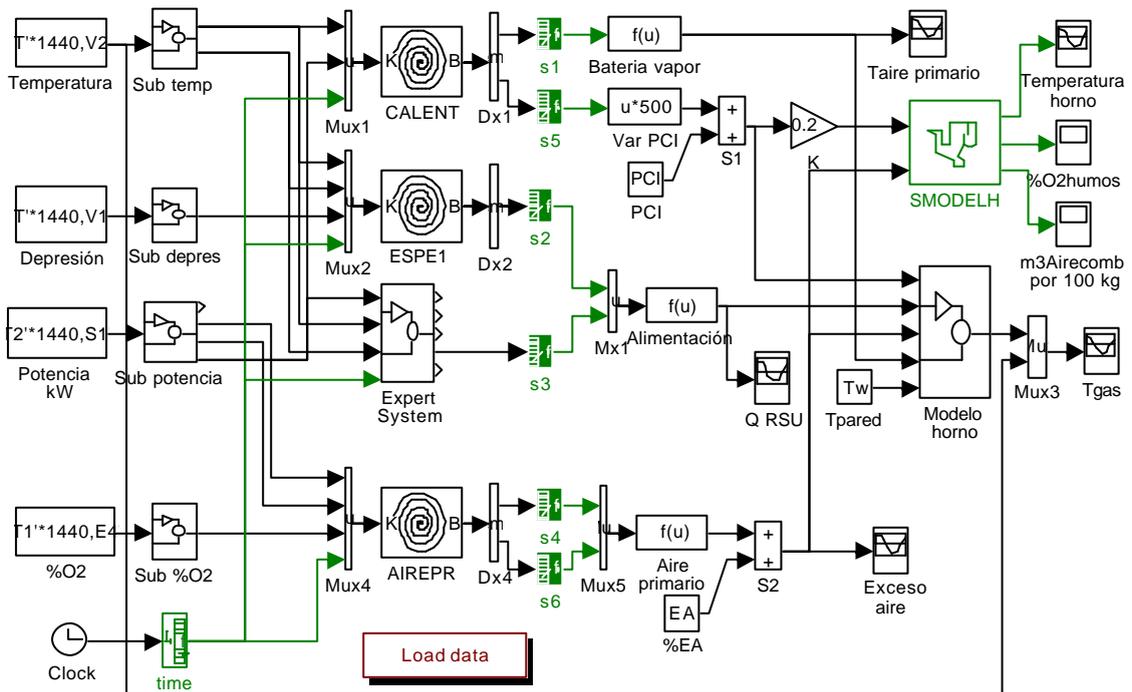


Figura 7.10 Diagrama de bloques contr1.m

La figura 7.11 muestra los resultados obtenidos. Las gráficas de la derecha corresponden a los datos reales del proceso, y las de la izquierda a los resultados del modelo de acuerdo con las acciones propuestas por el sistema experto. Puede

observarse que según el modelo se consigue reducir de forma notable las oscilaciones de la temperatura.

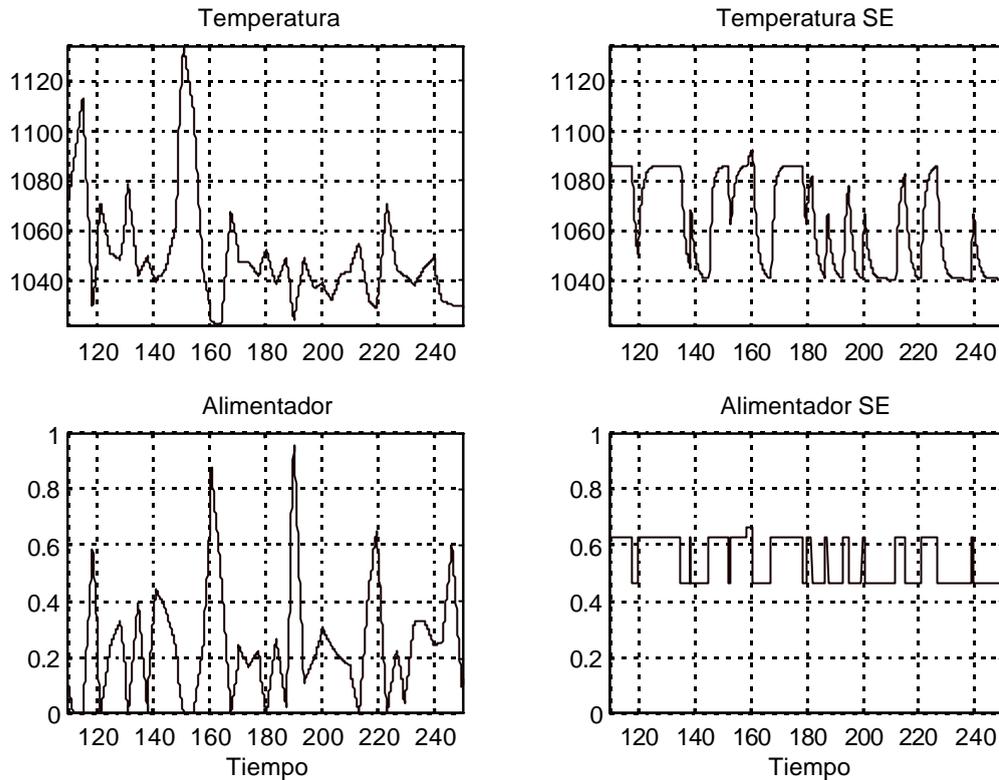


Figura 7.11 Resultados de contr1.m

En la figura 7.12 se han superpuesto los perfiles de temperatura y alimentación de residuos, reales y calculados mediante el modelo del horno para facilitar la comparación. Se aprecia también, como en la figura anterior, una reducción de las oscilaciones de la temperatura alrededor del punto de consigna.

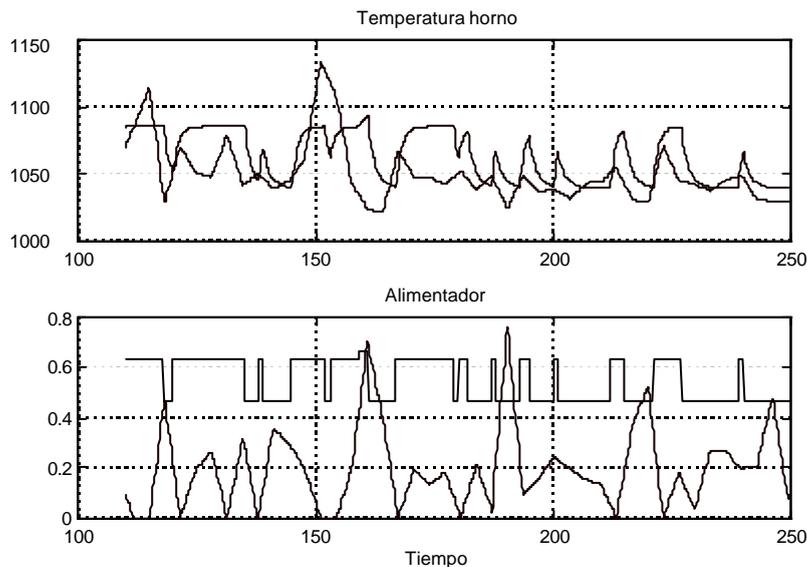


Figura 7.12 Evolución de la temperatura, real y controlada por el CASSD.

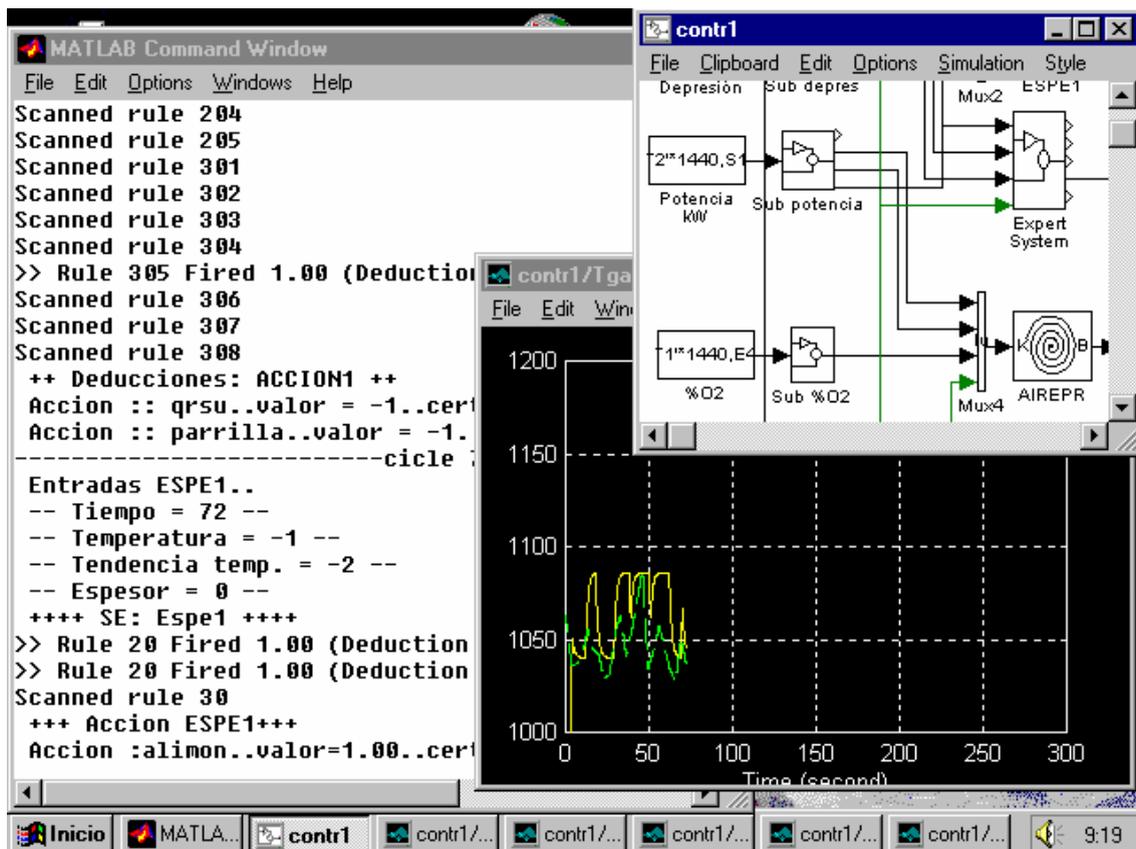


Figura 7.13 Interfase gráfica de usuario

Por último en la figura 7.13 se muestra un ejemplo de la interfase gráfica de usuario del entorno Matlab/Simulink, a través de la cual se va siguiendo la evolución del sistema y las deducciones de los sistemas expertos.

Hay que recordar que estos resultados han sido obtenidos mediante modelos. Tal como ya se ha mencionado anteriormente, el empleo de las técnicas de diseño asistido por ordenador ha permitido realizar el diseño y las pruebas del sistema de control sobre una representación del sistema que se quiere controlar, como paso previo antes de transferirlo a la planta real.

7.3.1 Descripción del sistema experto

El sistema experto utiliza como variables de entrada la calidad de los residuos y el caudal de aire de combustión.

Estimación de la calidad de la basura.

El operador puede clasificar los residuos según la estimación del grado de humedad y del poder calorífico en tres niveles: *low*, *normal*, *high* definidos en relación a la desviación respecto a lo que se considera normal, siendo pues la desviación *negativa*, *normal*, o *positiva*.

Low: 20 - 30

Normal: 30 - 50

High: 50 - 80.

Caudal de aire de combustión.

Se definen los siguientes cinco niveles en función del exceso de aire de combustión:

Lowest= 25 - 50

Low= 75 -100

Normal= 100 -125

High= 125 -150

Highest= 150 - 175

Estimación del estado del horno.

Para la estimación del estado del horno se construye una tabla en función de la calidad de los residuos y el caudal de aire de combustión. Se definen tres estados del horno: *N* normal, *E* frío, *C* caliente. Cada uno de los cuales puede tener además tendencia a enfriar, *e*, o calentar, *c*. Se asigna a cada estado un valor de certeza comprendido entre 0 y 1, según la certeza de la regla utilizada.

Calidad/ Caudal aire comb	Low	Normal	High
Lowest	Ec 1	Nc 1	Cc 1
Low	Ec 0.7	Nc 0.7	Cc 0.7
Normal	E 1	N 1	C 1
High	Ee 0.7	Ne 0.7	Ce 0.7
Highest	Ee 1	Ne 1	Ce 1

Tabla 7.2 Estimación del estado del horno.

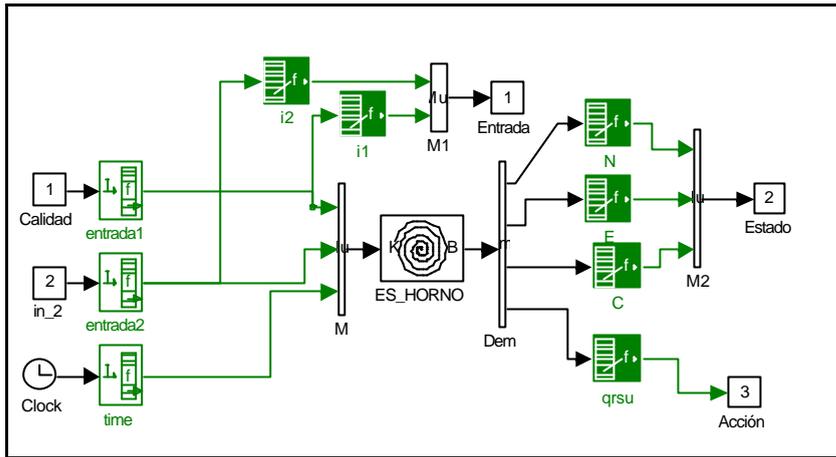


Figura 7.15 Subsistema experto ES_HORNO

La base de conocimiento consta de reglas que tienen la forma:

Si la calidad es low
 Y el caudal de aire de combustión es lowest
ENTONCES el estado del horno es Ec con certeza 1

```

Rule 21
  Certainty VERYHIGH Threshold 0.2
  Description "ESTADO Ec"
  If calidad.fv.lower(calidad.fv.low)
    And calidad.fv.greater(calidad.fv.lowest)
    And aircomb.fv.equal(aircomb.fv.lowest)
  Then
    E.fv.assign(E.fv.lowest);
    deduce(&E, INTERMEDIATE)
  EndIf
EndRule
    
```

A partir de la estimación del estado del horno se calcula una acción de control, para incrementar, reducir o mantener la aportación de residuos (actuando sobre la velocidad de alimentación por medio del pistón hidráulico), asociándole también un grado de certeza.

Para la operación normal podemos definir la tabla :

	Ee	E	Ne	Ec	N	Ce	Nc	C	Cc
QRSU	++	+	+	=	=	=	-	-	--
	1	1	0.5	0.7	1	0.7	0.5	1	1

Tabla 7.3 Acción de control - operación normal

Si el estado del horno es Ee
ENTONCES QRSU ++ con certeza 1

Rule 104

```

Certainty HIGH Threshold 0.2
Description "QRSU ++"
If E.fv.equal(E.fv.highest)
  Then
    qrsu.fv.assign(qrsu.fv.highest);
    qrsu.cf= 1.;
    deduce(&qrsu, ACTION)
  EndIf
EndRule
    
```

```

Rule 100
Certainty HIGH Threshold 0.2
Description "QRSU ="
IfOr N.fv.equal(N.fv.normal)
  Or E.fv.equal(E.fv.normal)
  Or C.fv.equal(C.fv.normal)
  Then
    qrsu.fv.assign(qrsu.fv.normal);
    qrsu.cf= 1.;
    deduce(&qrsu, ACTION)
  EndIfOr
EndRule
    
```

Con este sistema se obtienen los siguientes resultados:

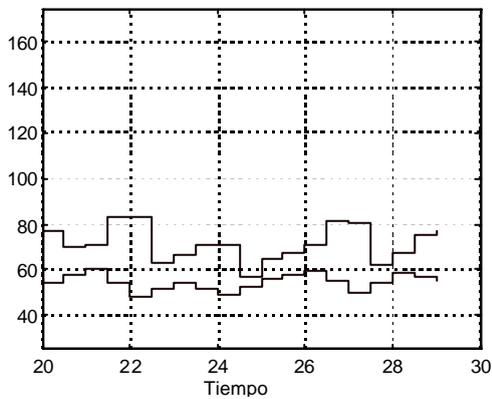


Figura 7.16 Entradas : % exceso de aire, calidad.

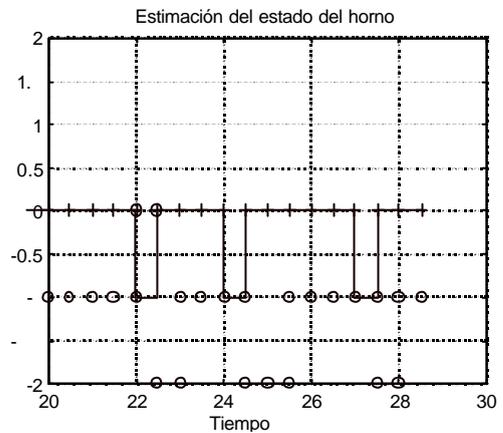


Figura 7.17 Estimación del estado del horno
(+++ E --- N ooo C)

La figura 7.16 muestra las variaciones de las entradas, calidad de los residuos y tanto por ciento de exceso de aire de combustión. El exceso de aire que puede variar entre el 25 y el 175%, viene afectado por la cantidad de residuos que se incineran que a su vez está sometida a una variación que tiene una componente aleatoria y otra debida a la acción de control. La calidad, índice comprendido entre 0-100, se calcula en función del PCI, que varía, y la humedad.

La figura 7.17 muestra la estimación del estado del horno realizada por el sistema experto. Finalmente la figura 7.18 muestra la variación aleatoria de la cantidad de residuos y la acción de control que debe realizarse para mantener la temperatura en su punto de consigna.

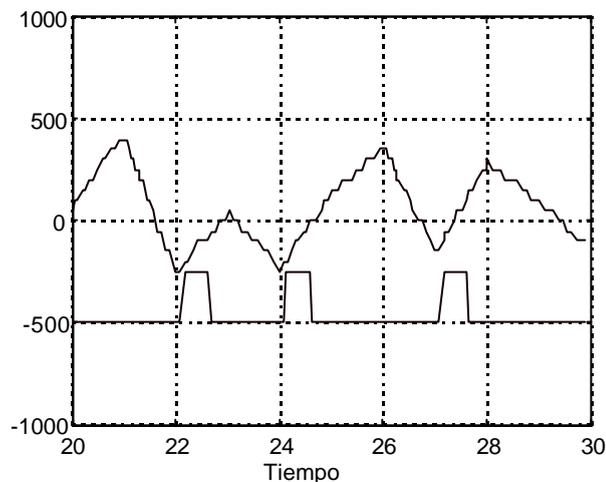


Figura 7.18 Variación aleatoria de la cantidad de residuos y acción de control calculada por el sistema experto

Se considera que la cantidad de residuos alimentados oscila de forma aleatoria, en la parte superior de la figura se representan las variaciones en torno al valor medio. En la parte inferior se observa que la acción de control, consistente en actuar sobre la alimentación de residuos, aumenta cuando la alimentación aleatoria disminuye.

CONCLUSIONES

8. CONCLUSIONES

A continuación se describen de forma resumida los principales resultados presentados en esta tesis.

Una forma de abordar el problema de controlar un proceso cuando no se dispone de un modelo analítico adecuado consiste en recurrir a la utilización de los sistemas basados en el conocimiento. No obstante, en este caso la dificultad principal con la que nos encontramos es precisamente la necesidad de tener un buen conocimiento del proceso y de como controlarlo. La adquisición y representación del conocimiento de los expertos es una tarea multidisciplinaria para la realización de la cual no existe una única metodología.

En esta tesis se presenta un método que se ha ido desarrollando de forma progresiva apoyándose en la aplicación de técnicas diversas, cada una de las cuales ha aportado su contribución al logro del objetivo final.

Nos encontramos con la paradoja de que para diseñar un sistema basado en el conocimiento, cuyo objetivo es poder prescindir del uso de un modelo analítico, es necesario disponer de un modelo para poder simular el comportamiento del sistema de cara a su validación. Sin embargo la ventaja es que este modelo puede ser más sencillo que un modelo para el control.

Una ventaja del método propuesto es que las técnicas empleadas se integran en un único entorno informático, basado en una plataforma PC, lo que facilita su implantación en cualquier instalación.

Para tratar el problema de la representación del conocimiento se ha dividido en diferentes niveles. En primer lugar tenemos el nivel de interfase con el proceso, en el que se maneja información numérica procedente de la instrumentación. A continuación consideramos un nivel intermedio, en el que se tratan las relaciones causales entre las variables, en este nivel podemos manejar información numérica y cualitativa. Por último en el nivel superior encontramos las reglas que describen el conocimiento, razonando sobre hechos.

Del análisis de series temporales de la temperatura del horno mediante una red neuronal adaptativa se concluye que es posible predecir la temperatura en un intervalo de tiempo conociendo sólo el valor de la temperatura en los intervalos previos, sin utilizar ninguna otra información sobre el proceso, obteniendo así una estimación del comportamiento del sistema.

Aplicando las técnicas estadísticas de análisis de componentes principales al conjunto de datos de operación de la planta registrados por el ordenador de proceso, correspondientes a 18 variables, se concluye la existencia de correlaciones significativas entre los datos, y que los dos primeros componentes principales explican más del 70 por ciento de la varianza de los datos, por lo que puede describirse el comportamiento del sistema con un número reducido de variables. El conjunto de 18

variables puede reducirse a 7, con la consiguiente disminución del volumen de datos a analizar.

De la aplicación de las técnicas de clasificación mediante una red neuronal de aprendizaje no supervisado a un vector formado por tres valores consecutivos tomados del registro de la señal de temperatura del horno a intervalos de treinta minutos, se concluye que pueden obtenerse clases que admiten una interpretación gráfica de la tendencia de la temperatura, a subir, bajar o mantenerse estable, lo que permite analizar la señal on line para encontrar tendencias.

De la aplicación del algoritmo de aprendizaje LINNEO+ para la clasificación no supervisada al mismo conjunto de datos de operación empleado para el análisis de componentes principales, se concluye que puede obtenerse una clasificación automática del estado de la planta a partir de un conjunto reducido de observaciones. Estas clases permiten una interpretación en términos de situaciones de la planta, lo que permite su utilización para detectar transitorios o situaciones anormales.

Del estudio del proceso de combustión se concluye que puede calcularse la temperatura teórica de llama, el caudal y la composición de los gases de combustión, utilizando un modelo estático. Aplicando una regresión lineal a los resultados de estos cálculos es posible establecer ecuaciones que relacionan las diferentes variables del proceso de combustión, y disponer de un modelo muy sencillo que describe la influencia del exceso de aire y la cantidad de residuos sobre la temperatura y la concentración de O_2 en los humos. La obtención de estas relaciones es una forma de aumentar el conocimiento sobre el proceso.

De la aplicación de las ecuaciones de balances de materia y energía al proceso de combustión y del análisis de los distintos mecanismos de transmisión de calor que tienen lugar, se concluye que puede desarrollarse un modelo matemático simplificado para realizar cálculos en estado estacionario y en régimen transitorio.

De la aplicación del modelo matemático al análisis del horno en estado estacionario se obtiene un método de cálculo iterativo de la temperatura de los gases de combustión, que emplea una serie de parámetros obtenidos del estudio del horno, de fuentes bibliográficas y de la experiencia.

A partir del estudio teórico de la combustión se define un parámetro, la superficie de llama, que relaciona la alimentación de residuos y el $\%O_2$ con el área de llama. Del cálculo del valor de este parámetro para distintos valores de la cantidad de residuos quemada y de concentración de oxígeno, se concluye que existe una relación entre el área de llama así definida y la temperatura del horno.

De la aplicación de los balances de materia y energía se obtiene un modelo dinámico, empleando el programa de simulación ISIM, para calcular la evolución de la temperatura de los gases de combustión y de las escorias. Los resultados en régimen permanente coinciden con los del modelo de estado estacionario.

De la aplicación de los balances de materia y energía se obtiene un modelo dinámico simplificado para analizar la respuesta del horno que se ha adaptado para ser implementado en forma de bloques de MATLAB/Simulink. El modelo se emplea para la simulación de la respuesta del sistema ante la variación del valor de distintos parámetros, como son el poder calorífico, el caudal de aire de combustión o el caudal de residuos.

Para poder analizar la respuesta dinámica del proceso mediante la formulación del espacio de estado se desarrolla un modelo lineal, para lo cual se precisa la linealización del término de radiación en que aparece la temperatura elevada a la cuarta potencia. El modelo lineal permite hallar las funciones de transferencia que relacionan las salidas con las entradas, lo que permite calcular la respuesta del sistema a las variaciones de caudal de gases y de residuos. La comparación de los resultados obtenidos con el modelo lineal y el no lineal, muestra que hay una diferencias de unos 10 grados en la estimación de la temperatura entre los dos modelos.

De la aplicación de las herramientas de extracción del conocimiento al análisis de las acciones manuales del operador para establecer las relaciones entre estas acciones y el estado del horno, se concluyen las relaciones entre la calidad de los residuos, la velocidad de alimentación y la velocidad de la parrilla con la temperatura, que sirven de base para deducir reglas de actuación.

Del estudio de las relaciones cualitativas entre las variables empleando los bloques basados en el lenguaje de representación ALCMEN se obtiene un modelo cualitativo para describir el comportamiento del horno. El modelo tiene como entradas la velocidad de alimentación, la velocidad de la parrilla y la calidad de los residuos, mientras que la salida es una estimación cualitativa de la temperatura del horno. El modelo es capaz de estimar la tendencia de la temperatura.

A partir de las ecuaciones analíticas del modelo dinámico lineal se definen unas relaciones cualitativas para desarrollar un modelo cualitativo empleando los bloques de ALCMEN. El modelo se valida con datos reales de las acciones manuales del operador, y permite estimar la tendencia de la temperatura de forma parecida al modelo cualitativo heurístico.

Del estudio de las acciones manuales del operador se obtienen las reglas para determinar las acciones del operador en función del estado del horno, que sirven para generar la base de conocimiento.

Se generan reglas de clasificación para clasificar el estado del horno en distintas condiciones, normal, frío, o caliente, según el valor de la temperatura y de su tendencia, expresados en forma de variables cualitativas.

Se generan reglas reglas de actuación para determinar las acciones del operador para controlar la temperatura según el estado del horno, obtenido por la aplicación de las reglas de clasificación, y según la calidad de los residuos. Estas reglas se emplean para calcular la acción de control que debe realizarse para controlar la temperatura.

Se desarrolla un sistema de control de la combustión, basado en el empleo de sistemas expertos especialistas que utiliza como entradas la temperatura del horno, la depresión en el horno, la potencia generada en el alternador y el %O₂ en los gases de combustión. Como salidas del sistema se obtienen las acciones que debe realizar el operador sobre la alimentación de los residuos, el caudal y la temperatura del aire de combustión para controlar la temperatura del horno.

BIBLIOGRAFIA

9. BIBLIOGRAFIA

- [17. BImSchV, 1990] Verordnung über Verbrennungsanlagen für Abfälle und ähnliche brennbare Stoffe - 17. BImSchV , 23. November 1990 , BGBl. I S. 2545, ber. S. 2832.
- [Aguilar, 1991] Aguilar-Martin, J., ALCMEN, A language for qualitative/quantitative knowledge representation in expert supervisory process control, LAAS Report, 1991.
- [Aran,1984] Aran, V., Esplugues, P., Vidal-Ribas, C., Recuperación de energía a través de la eliminación de las basuras, Forum Energético, Barcelona, 1984.
- [ASHRAE, 1985] ASHRAE Handbook, HVAC Fundamentals, 1985.
- [Baughman, 1995] Baughman,D.R., Liu,Y.A., Neural Networks in Bioprocessing and Chemical Engineering, Ed. Academic Press, San Diego, 1995.
- [Behrendt, 1992] Behrendt, T.,Thermodynamische Modellierung des Betriebsverhaltens von Hausmüllverbrennungsanlagen am Beispiel TAMARA; Fortschrittberichte VDI, Reihe 15: Umwelttechnik, Nr.99, 1992.
- [Béjar, 1995] Béjar, J., Knowledge Acquisition in ill-structured domains, PhD Thesis, Universitat Politècnica de Catalunya, 1995.
- [Bequette, 1998] Bequette, B.W., Process Dynamics: Modelling, Analysis and Simulation, Prentice Hall PTR, 1998.
- [Bilitewski, 1994] Bilitewski, B., G. Härdtle, K. Marek, Waste Management, Springer, 1994
- [Bowman, 1975] Bowman C.T., Kinetics of Pollutant Formation and Destruction in Combustion, Prog. Energy Comb. Sci., 1, pag. 33 ,1975
- [Colomer, 1996] Colomer J., C. Pous, J. Melendez, J.LI de la Rosa, J. Aguilar, Abstracting Qualitative Information for process Supervision, IEEE International Symposium on CACSD, pp. 410-415, Dearborn, MI, 1996.
- [COM 97/105, 1997] COM(97) 105 final, Propuesta de directiva del Consejo relativa al vertido de residuos, C 156/97, p. 10, 1997.
- [COM 98/558, 1998] COM(98) 558 final, Propuesta de directiva del Consejo sobre incineración de residuos, C 372/98, p.11, 1998.
- [Darcey, 1987] Darcey, S., Waste to Energy: Market Update, World Wastes, Junio, 30, 6, 1987.

- [DC 88/609/CEE] Directiva del Consejo 88/609/CEE, de 24 de noviembre de 1988, sobre limitación de emisiones a la atmósfera de determinados agentes contaminantes procedentes de grandes instalaciones de combustión.
- [DC 89/369/CEE] Directiva del Consejo 89/369/CEE, de 8 de junio, reducción de la contaminación atmosférica de incineradores de RSU nuevos, y existentes DC 89/429/CEE, de 21 de junio.
- [Decreto 323/94] Decreto 323/94 de 4 de noviembre, Generalitat de Catalunya, por el que se regulan las instalaciones de incineración de residuos y los límites de sus emisiones a la atmósfera.
- [De la Rosa, 1993] De la Rosa, J. Ll., CEES Reference Manual, 1993.
- [De la Rosa, 1994] De la Rosa, J. Ll., Heuristics for cooperation of expert systems. Application to process control, Universitat de Girona, 1994.
- [Ewringmann, 1979] Ewringmann, D., Hoffmann, V., Was Sie schon immer über Umweltschutz wissen wollten, Ed Kohlhammer, Bonn, 1979.
- [Fiol, 1998] Fiol-Roig, G., System Architecture for Knowledge-based Real Time Supervision of Dynamic Processes, WESIC'98, pp 353-357, Girona, 1998.
- [Forbus, 1984] Forbus, K. D., Qualitative process theory, Artificial Intelligence 24, pp 85-168, 1984.
- [Grossberg, 1982] Grossberg, S., Studies of the Mind and Brain, Dordrecht, Holland: Reidel Press, 1982.
- [Herr, 1996] Herr, C., CLEAN: Innovative Technology in Automatic Control of Waste Incineration processes, European Workshop "Recycling Technologies, Treatment of Waste and Contaminated Sites", 20 - 24 May 1996, Hannover. Preussag AG, Report 15, pp. 259-270, 1996.
- [Hottel, 1967] Hottel, H.C., A.F. Sarofin, Radiative Transfer, Mc Graw-Hill, New York, 1967.
- [IDAE, 1998] Las energías renovables en España. Balance y perspectivas 2000, Madrid, Instituto para la Diversificación y Ahorro de Energía, 1998.
- [Ingham, 1994] Ingham, J., I.J. Dunn, E. Heinzle, J.E. Prenosil, Chemical Engineering Dynamics, Modelling with PC Simulation, 1994
- [Jaeschke, 1994] Jaeschke A., B. Keller, Innovative Prozessleittechnik in der thermischen Abfallbehandlung, e&i, 111. Jg., H.9, pp 463-469, Öve/Springer Wien, 1994.
- [Jager, 1994] Jager, J., A. Lohf., Modellbildung und intelligente Steuerungssysteme in der Umwelttechnik - am Beispiel der Müllverbrennung. 38. Darmstädter Seminar -Abfalltechnik- "Modellbildung und intelligente Steuerungssysteme in der Umwelttechnik", Darmstadt, Schriftenreihe WAR, Band 78, pp 1-11, 1994.

- [Keller, 1992] Keller, H.B., T. Weinberger, Knowledge based modelling of the behaviour and the structure of dynamic systems, 1992
- [Keller, 1993] Keller, H.B., B. Osterhues, Ein neuronales Netz-Werkzeug zur Modellierung und Simulation dynamische Systeme, 1993.
- [Keller, 1994] Keller, H.B., E.Kugele, B. grosse Osterhues, T. Weinberger, Einsatz neuronaler Netze im Umweltbereich am Beispiel der Müllverbrennung, 8. Symposium "Informatik für den Umweltschutz", Hamburg, 1994.
- [Kohonen, 1987] Kohonen, T., Self-Organization and associative Memory, 2nd Edition, Berlin: Springer-Verlag, 1987.
- [Kuipers, 1994] Kuipers, B., Qualitative Reasoning, MIT, 1994.
- [Llauró, 1986] Llauró, X. Sistemas expertos para apoyo a los operadores, XII Reunión Anual Sociedad Nuclear Española, Salamanca, 1986.
- [Llauró, 1998] Llauró, X, Knowledge acquisition in complex systems. Application to the design of a knowledge based control system for a Municipal Solid Waste Incineration Plant, WESIC'98, pp 237-244, 1998.
- [Llauró, 1999] Llauró, X, Poch, M, Temperature prediction of a furnace for waste incineration using a neural network, EMChI&E 99, Kraków, 1999.
- [Martinez, 1997] Martinez Arteaga, A., Exemple d'aplicació del sistema expert CEES a una planta industrial en temps real, PFC-EPS, Universitat de Girona, 1997.
- [Masters, 1993] Masters, T., Practical neural network recipes in C++, San Diego: Academic Press, 1993.
- [Matlab, 1996] Matlab 5.0 Using Matlab, The Math Works, Inc, 1996.
- [Mayer-Schwinning, 1991] Mayer-Schwinning, G., Nuevos desarrollos en la depuración de gases de combustión de las incineradoras de basuras. Ingeniería Química, pp181-188, Noviembre 1991.
- [Meléndez, 1995] Meléndez, J., Colomer, J., de la Rosa, J. LL. Linking G2 and Matlab for developing an expert diagnostic system, UdG Report de Recerca, 1995.
- [Meléndez, 1998] Melendez. J, Integration of Knowledge-Based, Qualitative and Numeric Tools for Real Time Dynamic Systems Supervision, Tesis Doctoral, UdG, 1998.
- [MMA, 1998] Medio ambiente en España 1997, Dirección General de Calidad y Evaluación Ambiental, Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, 1998.
- [MOPTMA, 1995] Medio Ambiente en España 1994, MOPTMA, Madrid, 1995.
- [Narvaez, 1993] Narvaez, I.; Corella, J.; Aznar, M.P.; Borque, J.A. "Nuevos conceptos en depuración de gases de incineradores de residuos sólidos". Ingeniería Química, , pp 221-229, Septiembre 1993.

- [Niessen, 1995] Niessen, W.R., Combustion and Incineration Processes. Applications in Environmental Engineering, Marcel Dekker, Inc., 1995.
- [Ono, 1989] Ono, H., Ohnishi, T., Terada, Y., Combustion Control of Refuse Incineration Plants by Fuzzy Logic, Fuzzy Sets and Systems 32, pp193-206, 1989
- [Park, 1994] Park, S.I., Kyong, N.H., Park, Y.J., Lee, S.K., Numerical Simulation to control Rotary-kiln incineration of Municipal Solid Waste, Energy, Vol 19, N°2, pp 179-186, 1994
- [Perry, 1973] Perry Chemical Engineers' Handbook, Sixth Edition, Mc Graw Hill, 1973
- [PMGRM, 1998] Programa Metropolitana de Gestió de Residus Municipals, Àrea Metropolitana de Barcelona, Entitat del medi ambient, 1998
- [Poch, 1993] Poch, M., Lafuente, Serra, P., y otros. ISCWAP: A knowledge-based system for supervising activated sludge processes, 1993.
- [Rakoto, 1995] Rakoto-Ravalontsalama, Naly and Aguilar-Martin, J., Supervision de processus à l'aide du système expert G2. Ed. Hermès, Paris, 1995.
- [Ralea, 1987] Ralea, F., Residus sòlids urbans. Algunes reflexions sobre problemes i perspectives, Jornades tècniques sobre eliminació dels residus sòlids urbans, Lloret de Mar, 1987.
- [RD 646/1991] RD 646/1991, de 22 de abril, Normas sobre limitaciones a las emisiones a la atmósfera de determinados agentes contaminantes procedentes de grandes instalaciones de combustión.
- [RD 1088/1992] RD 1088/1992, de 11 de septiembre, limitación de emisiones atmosféricas de incineradores de residuos municipales.
- [Riaño, 1997] Riaño, D., U.Cortés, Rule Generation and Compactation in the WWTP, Computación y Sistemas, 1(2), pp 77-89, 1997.
- [Rovaglio, 1994] Rovaglio, M., Manca, D., Biardi, G., Falcon, Dynamic Modeling of Waste Incineration Systems: A Startup Procedure, Computers chem. Engng, Vol 18, Suppl. pp. 361-368, 1994.
- [Sàbat, 1996] Sàbat, A., Supervisió experta mitjançant el sistema expert CEES. Exemple d'utilització, Proyecto Fin de Carrera, ETET, Vilanova i la Geltru, UPC, 1996.
- [Schachermayer, 1995] Schachermayer E., Bauer G., Ritter E., et al.: Messung der Güter- und Stoffbilanz einer Müllverbrennungsanlage. Wien, (Monographien; Band 56), März 1995.
- [Shin, 1998] Donhoon Shin, Chang Kook Ryu, Sangmin Choi, Computational Fluid Dynamics Evaluation of Good Combustion Performance in Waste Incinerators, J. Air & Waste Management Association, 48, April, pp 345-349, 1998.
- [Silcox, 1990] Silcox, G.D., Pershing, D.W., The Effects of Rotary Kiln Operating Conditions and Design on Burden Heating Rates as Determined by a

- Mathematical Model of Rotary Kiln Heat Transfer, J. Air Waste Manage. Assoc, 40, pp 337-344, 1990.
- [Simulink, 1996] Simulink 2.0 Using Simulink, The Math Works, Inc, 1996.
- [Soete, 1898] De Soete, G.G., Rev. Gén. Therm. Fr., No 330-331, pp. 353-373, 1989.
- [Stephanopoulos, 1984] Stephanopoulos, G, Chemical Process Control: An Introduction to Theory and Practice, Prentice Hall, 1984.
- [TA Luft, 1986] Technische Anleitung zur Reinhaltung der Luft - TA Luft, Februar 1986, GMBI. S.95, ber. S. 202.
- [Tanabe, 1994] Tanabe, M., Noto, T., Akiyama, H., Kimura, M., Fuzzy Combustion Control for Fluidized Bed Incineration Plant, NKK Technical Report N° 148, December 1996.
- [Tillman, 1991] Tillman, D.A., The Combustion of Solid Fuels & Wastes, Academic Press, San Diego, 1991
- [Tchobanoglous, 1994] Tchobanoglous, G., Theisen, H., Vigil, S., Gestión integral de residuos sólidos, Mc Graw-Hill, 1994.
- [U.S. EPA, 1993] U.S. Environmental Protection Agency, Emission Factor Documentation for AP-42 Section 2.1. Refuse Combustion, May 1993.
- [VDI-Wärmeatlas, 1984] VDI- Wärmeatlas, Wärmestrahlung in Brennräumen, 4. Auflage, 1984.
- [Viñas, 1987] Viñas, A. "Incineració de residus sòlids urbans". Jornades tècniques sobre eliminació dels residus sòlids urbans. Lloret de Mar, 1987.
- [Weinberger, 1994] Weinberger, T., H.B. Keller, Ein Ansatz zur heuristischen Modellierung komplexer dynamischer technischer Systeme, 1994.
- [Westenberg, 1971] Westenberg A.A., Kinetics of NO and CO in Lean Premixed Hydrocarbon-Air Flames, Comb. and Science Technology, 4, pp. 59-64, 1971.
- [White, 1995] White, P. et al., Integrated solid waste management - a lifecycle inventory, 1995 ISBN 0 7514 00467.

- Chiu, S., "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation," J. of Intelligent & Fuzzy Systems, Vol. 2, No. 3, 1994
- Cundy, V.A; T.W. Lester, Rotary Kiln Incinerator: Combustion Chamber Dynamics. Journal of Hazardous Materials, vol 22, num 2, pag 195-219, noviembre 1989.
- Feuerungsleistungs-Regelung , "ACC-Advanced Combustion Control", ABB.
- Guariso et al., "Identification of Model Structure Via Qualitative Simulation". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 22, n° 5, September/October 1992
- Haton, J-P., N. Bouzid, F.Charpillet, et al, "Le Raisonnement en Intelligence Artificielle", Ed. InterEditions, Paris, 1991
- Missier, A., "Structures Mathématiques pour le Calcul Qualitatif, Contribution à la Simulation Qualitative", These de Doctorat, Rapport LAAS n° 91475, Toulouse, France, Dic 1991.
- Lower Shearer, J., Dynamic Modeling and Control of Engineering Systems
- [3] Aarne Vesilind, P. ; E. Rimer, A. Ultimate Analysis of Typical Municipal Refuse Components. Unit Operations in Resource Recovery Engineering. Prentice Hall, 1981.
- [9] Diekmann, A.; Gutberlet, H.; Schallert, B. Aktivitätsbestimmung von DENOX-Katalysatoren in einer Labormessapparatur. VGB Kraftwerkstechnik , 1987, 12, 1204-1213.
- [13] Ley 38/1972, de 22 de diciembre, de Protección del Ambiente atmosférico.
- En Catalunya Ley 22/1983, de 21 de noviembre, sobre Protección del Ambiente Atmosférico.
- [14] Decreto 833/1975, de 6 de febrero, que desarrolla la Ley 38/1972 , Anexo IV Niveles de emisión de contaminantes a la atmósfera para las principales actividades industriales.
- En Catalunya Decreto 322/1987, de 23 de septiembre, sobre desarrollo de la Ley 22/1983.
- [19] Bundes-Immissionsschutzgesetz, BImSchG, del 15 de marzo de 1974, Ley Federal alemana de protección contra inmisiones.
- [20] Ley Federal alemana de Residuos (enmienda de 1986).
- [11] Kraushaar, K.H.; Rähder, C.; Kahle, H. Desnitrificación mejorada en centrales térmicas con la ayuda del regulador WAR basado en la lógica difusa. Revista ABB, 1993, 9, 13-20.
- Tzafestas, S.G. System fault diagnosis using the knowledge-based methodology. In R. Clark, R. Patton. Fault Diagnosis in Dynamic Systems Theory and Applications, 509-572. Prentice Hall International Ltd, New York, 1989.

Dague, P. Qualitative reasoning: A survey of techniques and applications. *Artificial Intelligence Communications*, 8(3/4):119-192, 1995.

Daniel Berleant and Benjamin Kuipers, Qualitative and quantitative simulation: bridging the gap. *Artificial Intelligence* 95(2):pp 215-255, 1998.

Herbert Kay, Sqsim: a simulation for imprecise ODE models. University of Texas. *Artificial Intelligence Laboratory TRAI 96-247*, March 1996

Kuipers, B. Qualitative simulation. *Artificial Intelligence*, 29(3):pp 289-338, 1986

COM 1992/151, COM(92) 23/III final, El estado del medio ambiente en la Comunidad Europea. Una idea general. Volumen III, 20.05.1992, 271pag.

Estado del Medio Ambiente en España en 1997, Dirección General de Calidad y Evaluación Ambiental, Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, 1998.

ANEXO

ANEXO

CLASIFICACIÓN DE LOS RSU

El objetivo de la clasificación es determinar cuales son las causas primarias y secundarias de variación de las características de los residuos sólidos urbanos y como las tienen en cuenta los operadores de la planta de tratamiento de residuos.

La clasificación básica de la basura es : "*buena*" o "*mala*", atendiendo a la dificultad de controlar la combustión que es la característica más importante en una planta incineradora.

Esta clasificación se hace en base al color y al aspecto.

- Color

negruzco : mala
multicolor, ocre, marronosa

- Aspecto

"*Pesada*", si tiene tendencia a aglomerarse
"*Flonja*", si es disgregada (normalmente en invierno): buena

El factor peso (densidad) no interviene, debido a que es muy variable.

La basura mala necesita una fase de secado. Presenta un problema de alimentación, puede caer de golpe y apagar las llamas de la zona de secado (parte alta de la parrilla). Luego se inflama de golpe y provoca una punta de temperatura. Para evitarlo hay que disminuir la velocidad de la parrilla, o pararla, y dejar que se evapore la humedad.

El operador tiene una estrategia de disposición y mezcla de residuos (papel, etc. que tiene preparados aparte) para intentar transformar la basura mala en buena.

La clasificación puede hacerse en función de los siguientes factores

FACTORES PRIMARIOS

Composición

Grasa ("*greixosa*")
Mojada ("*molla*")
Seca ("*seca*")
De "*particulares*"

Grasa : por ejemplo camiones que proceden directamente del mercado. Tiene una plasticidad importante, es de color negruzco.

Mojada: típica del mes de agosto. Contiene mucha humedad de la propia basura.

Seca: típica del invierno. Al descargar se desprende polvo.

De particulares: papel, cartón, embalajes. Proceden directamente de empresas y no están mezclados con otros residuos. Es muy buena.

Estación del año

- Primavera
- Verano
- Otoño
- Invierno

Básicamente puede distinguirse entre verano e invierno. Sin embargo los límites son imprecisos.

En marzo-abril hay el período de la Semana Santa (móvil)

El "verano" se inicia en mayo-junio, según la climatología.

El mes de agosto es muy típico (período de vacaciones)

El "invierno" se inicia en octubre-noviembre.

Los hábitos alimentarios tienen gran influencia y cambian según las estaciones.

Climatología

- Lluvia
- Sequía
- Viento (especialmente la tramontana)

La lluvia o la sequía influirán en el grado de humedad.

El factor viento actualmente es menos importante que antes al haberse generalizado el empleo de contenedores.

Procedencia

- Mercado
- De particulares
- Tipo de recogida (prensada o sin prensar)

Excepto en el caso de los camiones del mercado o de particulares, la zona de procedencia no tiene mucha importancia, debido a que los camiones recorren un itinerario en el que se mezclan residuos de diferentes zonas. Se anota la matrícula del camión, peso, municipio de procedencia y hora de llegada.

Situación económica

- Crisis
- Precio del papel reciclado
- Vacaciones
- Grandes superficies comerciales

Todos estos factores influyen en la composición de los residuos.

FACTORES SECUNDARIOS

Los factores secundarios tienen efectos a largo plazo.

- Hábitos sociológicos
- Legislación sobre residuos
- Legislación sobre embalajes