

**Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría  
Facultad de Ingeniería Química  
Departamento de Ingeniería Química**

## **TÍTULO**

**Aplicación de Sistema Experto y Redes Neuronales Artificiales en el  
Control de Procesos de la Industria Azucarera y Alimentaria.**

**Tesis Presentada en Opción al Grado Científico  
de Doctor en Ciencias Técnicas**

**Autor: MSc. Gil Cruz Lemus**

**gil@quimica.ispjae.edu.cu**

**Tutor: Dra. Silvia Álvarez Rossell**

**silvia@cnsn.cu**

**Dr. José Medina Pagola**

**Medina\_jose@mixmail.com**

**Ciudad de la Habana  
2002**

***Dedicatoria:***

***A mis Padres, Esposa e Hijas***

*Agradecimientos:*

*Tengo la oportunidad de expresar mi gratitud a todos aquellos que han contribuido a eliminar escollos en este arduo y engorroso camino; intentaré no omitir a nadie, pues no me lo perdonaría.*

*Comenzaré por mis tutores los Doctores Silvia Alvarez y José Medina a quienes debo la orientación general de mi trabajo.*

*A los Doctores Carlos Moron, Alejandro Rossette y Elena Izquierdo, así como a la Ingeniera Raysa Socorro, los cuales fueron como un tutor más en la etapa final del trabajo, aunque siempre me brindaron orientaciones fructíferas a lo largo del mismo.*

*A los compañeros de la Facultad que fueron y seguirán siendo mis profesores; a los miembros del departamento de Ingeniería Química, en especial a los ingenieros José Gandón, Ivani Velásquez y Fernando Gonzalez quienes me dieron un gran apoyo en la escritura del documento, a los de la disciplina de Fundamentos de Automatización, a los del grupo de Azúcar, destacando a los Doctores Osvaldo Gozá, Rolando Santana Lur des Zumalacárregui y Guido Riera quienes siempre decían, cuando discutes, pues el trabajo está terminado a los del Departamento de Informática del ICINAZ, resaltando a los Ing. Sergio Toledano y Jesus Izquierdo, así como al Dr Ramón Consuegra y Luis Cruz, a los Ing. Francisco Duquesne y Tomás Boys y al Técnico Guillermo que en cada momento mostraron su solidaridad y me dieron apoyo y siempre aportaron ideas, opciones, soluciones y cuya preocupación por este amigo en más de una oportunidad les quitó el sueño.*

*Al Dr. Gustavo Suris Conde cuya severidad por momentos rebasó mis límites, pero su objetivo fue siempre lograr mi mejor preparación y calidad en los resultados.*

*A todos mis diplomantes Ingenieros, a los ingenieros Maestros Niurvis Caballero, Ana María Sánchez y Reimes Madrazo, así como a todos los estudiantes que participaron en este trabajo, quienes con seriedad, cariño y respeto compartieron conmigo etapas muy difíciles y me posibilitaron llegar a valiosos resultados.*

*A los miembros del núcleo del partido que con su exigencia me ayudaron a la culminación feliz del trabajo.*

*A Arbelia Alfonso, mi esposa que con inmensos deseos de mi éxito, me ha dado cariño, amor y ha sabido garantizar su imprescindible apoyo para llevar a feliz término este trabajo.*

*A mis padres que si bien desearon siempre lo mejor para su hijo, la llegada a este momento cumbre como profesional, no lo pudieron ver, sin embargo durante el desarrollo del trabajo los angustió bastante, prefiriendo a veces callar los problemas de salud para no incrementar mis preocupaciones.*

*A mis hijas, que han reclamado mi atención manifestando en varias oportunidades....." papi, todavía trabajando en la tesis.*

*A los estudiantes Rodelyn Almazor, Robert Cclarke Stacy y Yaitamy Carnet, los cuales se ocuparon de la impresión del trabajo*

*A los amigos  
Muchas Gracias.*

## SÍNTESIS

En el presente trabajo se lleva a cabo la integración de varias técnicas novedosas tales como la Programación Orientada a Objetos, los Sistemas Expertos, las Redes Neuronales y el Control Automático dirigido por computadoras para utilizarlos en la industria de procesos para el diagnóstico de los mismos.

Se ha automatizado la auto extracción del conocimiento, la elaboración y modificación de las bases de conocimientos mediante el desarrollo de un sistema generador de bases de conocimientos para aplicaciones industriales denominado GRECAIL, el cual brinda una explicación de los resultados de la inferencia realizada.

Se automatiza el entrenamiento y explotación de una red neuronal del tipo de retropropagación (Backpropagation) mediante la elaboración del sistema DIARNA para predecir el valor de una variable.

Ambos sistemas se acoplaron al generador de aplicaciones industriales (GRACIL) permitiendo que se utilice en las aplicaciones que los especialistas decidan.

Se establecen los pasos a seguir para la auto extracción del conocimiento al experto, elaborar y modificar las bases de conocimientos. Se presentan además, los aspectos a tener en cuenta para realizar un entrenamiento con una red neuronal

El resultado obtenido es un paquete de programas ampliamente configurable y adaptable a diferentes procesos tecnológicos lográndose disminuir en 38 días el trabajo del experto en la confección de las bases de conocimientos, en 15 días en el entrenamiento de los operarios y a 8 horas diarias su permanencia en las áreas de los procesos tecnológicos, aumentando la rapidez de respuesta ante una falla, pues brinda en tiempo real las decisiones a tomar cuando existen problemas en la operación del proceso que se controla y predice satisfactoriamente el comportamiento de una variable compleja de dicho proceso.

Este paquete se ha utilizado satisfactoriamente en los procesos de Evaporación, Cristalización Continua por Enfriamiento y Cristalización Tradicional en Tachos en la Industria Azucarera y en procesos de fabricación de Queso y Néctar de Jugo en la Industria Alimentaria.

## Índice

	<b>Pag</b>
<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
<b>CAPÍTULO 01. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA Y ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO .....</b>	<b>6</b>
<i>1.1 Control de Procesos .....</i>	<i>6</i>
<i>1.2 Sistemas en Tiempo Real .....</i>	<i>7</i>
<i>1.3 El diagnóstico de fallas .....</i>	<i>9</i>
<i>1.4 Técnicas de inteligencia artificial usadas para el diagnóstico de procesos .....</i>	<i>10</i>
<i>1.5 Sistemas Expertos .....</i>	<i>12</i>
<i>1.5.1 Sistemas Expertos en Tiempo Real .....</i>	<i>16</i>
<i>1.5.2 Sistema Experto de Tablas de Decisión Categorial. (SETDC) .....</i>	<i>17</i>
1.5.2.1 El modelo de Tablas de Decisión Categorial .....	18
<i>1.6 Las redes neuronales artificiales .....</i>	<i>19</i>
1.6.1 Caracterización del modelo neuronal .....	20
<i>1.7 Acerca del software .....</i>	<i>24</i>
<b>CAPÍTULO 2. ELABORACIÓN DE PAQUETE DE PROGRAMAS PARA EL DIAGNÓSTICO EN EL CONTROL DE PROCESOS DE LA INDUSTRIA AZUCARERA Y ALIMENTARIA.....</b>	<b>27</b>
2.1 <i>Procesos Tecnológicos de la Industria Azucarera .....</i>	<i>27</i>
2.1.1 Proceso de cristalización.....	27
2.1.2 Proceso de Evaporación.....	29
2.1.3 Proceso de Cristalización continua por enfriamiento .....	30
2.2 <i>Procesos Tecnológicos de la Industria Alimentaria.....</i>	<i>32</i>
2.2.1 Elaboración de queso fresco por vía enzimática.....	32
2.2.2 Elaboración de néctar de jugo.....	33
2.3 <i>Sistema de control en tiempo real. Características y deficiencias.....</i>	<i>34</i>
2.4 <i>Confección de programas.....</i>	<i>36</i>
2.4.1 Confección del sistema GRECAIL.....	37
2.4.1.1 Análisis del módulo de Sistema Experto .....	38
2.4.1.2 Diseño lógico del conocimiento .....	39
2.4.1.3 Requisitos del software y el hardware .....	42
2.4.1.4 Diseño físico del conocimiento .....	42
2.4.1.5 Elaboración de las bases de conocimientos .....	44
2.4.2 Confección del sistema DIARNA .....	48
2.4.2.1 Características de la red neuronal seleccionada.....	49
2.4.2.2 Modelo de la red neuronal de retropropagación (Backpropagation) .....	50
2.4.2.3 Requisitos del software y hardware .....	54
2.4.2.4 Entrenamiento y explotación de la red neuronal .....	54
2.5 <i>Pruebas realizadas .....</i>	<i>55</i>
2.5.1 Pruebas realizadas con el sistema GRECAIL.....	56
2.5.2 Pruebas realizadas con el sistema DIARNA.....	59
<b>CAPÍTULO 3 ANÁLISIS DE RESULTADOS .....</b>	<b>64</b>
3.1 <i>Resultados del sistema GRECAIL .....</i>	<i>64</i>
3.2 <i>Resultados del sistema DIARNA.....</i>	<i>74</i>
3.3 <i>Análisis de costos y beneficios.....</i>	<i>81</i>
<b>CONSIDERACIONES FINALES.....</b>	<b>85</b>
<i>Conclusiones.....</i>	<i>85</i>

## Indice

	<b>Pag</b>
<i>Recomendaciones</i> .....	86
<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>88</b>
<b>OBRA DEL AUTOR SOBRE EL TEMA</b> .....	<b>99</b>
<i>TRABAJOS PRESENTADOS EN EVENTOS CIENTÍFICOS</i> .....	99
<i>PUBLICACIONES</i> .....	100
<i>TRABAJOS TUTOREADOS</i> .....	101
<b>ANEXOS</b> .....	<b>102</b>

## **INTRODUCCIÓN**

El perfeccionamiento tecnológico, que ha crecido en los últimos años a un ritmo acelerado ha impuesto progresivas exigencias en cuanto al control de los procesos productivos. A partir de las necesidades planteadas por las nuevas tecnologías y la disponibilidad de medios de computación y electrónicos, surgen los Sistemas Automatizados de Dirección para el Control de Procesos Tecnológicos (SADPT), los cuales constituyen un estadio superior en el desarrollo de la automatización del control de procesos tecnológicos (Toledo, 1993a)

En Cuba los procesos productivos de la industria azucarera y la de alimentos se han ido automatizando, por ser estas actividades económicas fundamentales para el país, lo que además de mejorar los índices productivos ayudan a humanizar el trabajo y es esa precisamente la línea en la que se realiza este trabajo, aplicándose a los procesos de cristalización tradicional en tachos, Evaporación y Cristalización Continua por Enfriamiento del CAI “Pablo Noriega” y en los procesos de fabricación de Queso Fresco por Vía Enzimática y de elaboración de Néctar de Naranja- Mandarina del Instituto de Investigaciones de la Industria Alimentaria.

Por otra parte el desarrollo de sensores y autómatas programables ha hecho posible disponer de la información en Tiempo Real (TR) para el estudio de un proceso. Quizás la característica más importante de los Sistemas en TR sea la necesidad de garantizar un tiempo de respuesta pequeño.

En la industria azucarera cubana actualmente se utiliza el Sistema Generador de Aplicaciones Industriales GRACIL, el cual está destinado al Control Supervisorio de un proceso tecnológico. El GRACIL solo detecta las anomalías que surgen en la marcha del proceso, las informa al operario y no brinda las acciones a seguir para restablecer las condiciones normales del sistema. Para resolver este problema mencionado anteriormente se necesita realizar acciones rápidamente, lo cual en ocasiones no es posible llevarlas a cabo con la calidad requerida en el tiempo que se necesita.

Si se tiene en cuenta que en la industria química existen procesos de alta complejidad y los mismos tienen un comportamiento no lineal, en muchas ocasiones, no es fácil tomar decisiones cuando existen problemas en el comportamiento de un proceso en un tiempo pequeño. Además en ocasiones es necesario predecir variables, las que a su vez

dependen de otras, lo que trae como consecuencia tener que realizar aproximaciones, obteniendo como resultado modelos que presentan demasiadas limitaciones.

Otro aspecto a valorar es que hoy en día las entidades de producción y servicios se enfrentan a un problema importante: ¿Cómo conservar a largo plazo el cúmulo de conocimientos y experiencias adquiridos?. ¿Cómo emplear los conocimientos que tienen los expertos en la solución de problemas industriales?.

Como consecuencia, de los aspectos analizados anteriormente se decide que es necesario dotar al GRACIL de nuevas potencialidades, permitiéndole no sólo detectar las alteraciones en el proceso e informarlas al operario, sino también capacitarlo para recomendar las posibles acciones a tomar de una forma más eficaz, así como diagnosticar los parámetros del proceso.

Para lograr esto se propone incorporar Técnicas de Inteligencia Artificial (IA), lo que permitiría contar con una herramienta más completa y potente.

La IA surgió con el fin de desarrollar sistemas capaces de ejecutar actividades consideradas propias e inherentes a los seres humanos, siendo uno de los objetivos principales desarrollar herramientas que permitan a las computadoras realizar funciones consideradas inteligentes. (Rodríguez, 1998). Es por ello que se decide emplear en este trabajo los Sistemas Expertos (SE) y las Redes Neuronales Artificiales (RNA), pues los SE son instrumentos adecuados para trabajar en procesos de toma de decisiones y adicionalmente facilitan la conservación del conocimiento (Frenzel, 1990) y las RNA son recursos de computación que modelan a varios niveles de abstracción, la estructura y operación del sistema nervioso central. Uno de sus usos es con el fin de obtener modelos para calcular valores de variables que son necesarios predecir para decidir el comportamiento de un proceso. Estas son una vía para resolver las limitaciones que presentan los modelos en la industria química(Himmelblau, 2000).

Para incorporar un SE en la toma de decisiones se necesitan elaborar las bases de conocimiento, esto implica que el Ingeniero en Conocimientos (encargado de extraer la experiencia acumulada por los expertos) debe reunirse con el experto, lo cual conlleva bastante tiempo, así como cuando se necesita modificar dichas bases.

Por otra parte cuando se decide utilizar una red neuronal para el diagnóstico de variables, se necesita entrenar la misma, lo que se puede hacer utilizando un programa

profesional, lo que trae como resultado aprender a programar la misma en algunos sistemas o contar con el mismo.

Para mejorar las potencialidades del GRACIL y aumentar la eficiencia en el diagnóstico de los procesos de la industria azucarera y alimentaria se decide realizar este trabajo, el cual forma parte de las líneas de investigación del Instituto Cubano de Investigación de la Industria Azucarera (ICINAZ) y del Grupo de Investigación de procesos azucareros del Departamento de Ingeniería Química de la Facultad de Ingeniería Química del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría.

Por todo lo expuesto anteriormente se puede plantear que el problema a resolver con el desarrollo de este trabajo es la obtención de una herramienta para mejorar el diagnóstico en el control de procesos de las industrias azucarera y alimentaria cubanas.

Para resolver el problema se plantea como hipótesis que es posible mejorar el diagnóstico usando técnicas de IA, en particular los SE y las RNA.

Para corroborar la hipótesis planteada se propone como objetivo:

Mejorar el diagnóstico en el control de procesos de las industrias azucarera y alimentaria cubanas mediante el uso de SE y RNA.

Para dar cumplimiento a este objetivo se propone desarrollar aplicaciones de técnicas de IA, siendo necesario llevar a cabo las siguientes tareas.

- Desarrollar un SE y un Generador de Bases de Conocimientos para Aplicaciones Industriales, que permitan la auto extracción del conocimiento al experto, la elaboración de las bases de conocimientos necesarias y la modificación de las mismas para el trabajo del SE, así como brindar una explicación de los resultados de la inferencia realizada.
- Confeccionar las bases de conocimientos y los ficheros necesarios para los procesos de Evaporación y Cristalización Continua por Enfriamiento del CAI Pablo Noriega y los de fabricación de néctar de naranja-mandarina y de queso fresco por vía enzimática del Instituto de Investigaciones de la Industria Alimentaria (IIIA).

- Elaborar un sistema que permita utilizar una red neuronal del tipo de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento y explotación para predecir el valor de una variable.
- Acoplar ambos sistemas al generador de aplicaciones industriales (GRACIL) para que brinde en tiempo real las causas que provocan una anomalía en las variables de un proceso, así como las recomendaciones de las acciones a tomar, para restablecer las condiciones normales y diagnostique el valor de una variable, para que se utilice en las aplicaciones que los especialistas decidan.

**Los aportes al conocimiento científico técnico que brinda este trabajo son:**

- **La automatización tanto del proceso de auto extracción del conocimiento del experto como la generación y modificación de las Bases de Conocimientos requeridas sin que sea necesaria la intervención de un ingeniero en conocimiento, lográndose una disminución del tiempo de trabajo del experto en la confección de las Bases de Conocimientos, en el entrenamiento de los operarios, en su permanencia en las áreas de los procesos tecnológicos y un aumento en la rapidez de respuesta ante una falla en el proceso. Para ello se establece un Sistema Generador de Bases de Conocimientos para Aplicaciones Industriales (GRECAIL)**
- **El establecimiento de las bases para utilizar la RNA de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento y explotación con la mínima intervención de un ingeniero en conocimiento en la industria azucarera cubana mediante el desarrollo del sistema (DIARNA) que permite entrenar y explotar la misma.**
- **El acople y la integración de ambos sistemas al GRACIL para que se utilice para el diagnóstico de la operación del proceso, como una tarea más a realizar desde el punto de vista del control.**
- **Se establecimiento de los pasos a seguir para aligerar el proceso de auto extracción del conocimiento al experto y elaborar bases de conocimientos.**

Este trabajo está estructurado en tres capítulos.

En el primer capítulo se expone la fundamentación teórica del trabajo y el análisis crítico de la bibliografía consultada.

En el segundo capítulo se realiza la descripción tecnológica de los procesos en que se aplicaron los sistemas una vez elaborados, así como los aspectos que se analizaron para dar cumplimiento a las tareas propuestas. Se presenta además el conjunto de pruebas realizadas para probar los sistemas confeccionados.

El tercer capítulo contiene el análisis de los resultados obtenidos incluyendo un análisis de costos y beneficios que aporta el trabajo.

Finalmente se brindan las conclusiones, las recomendaciones y la bibliografía consultada en este trabajo.

## **CAPÍTULO 1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA Y ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO**

En este capítulo se expone un conjunto de aspectos teóricos que constituyen la fundamentación del trabajo presentado, así como un análisis crítico de la bibliografía consultada.

### **1.1 Control de Procesos**

Un sistema de control no es más que la acción conjunta de una serie de componentes dentro de un proceso para mantener el mismo en un estado determinado; disminuyendo las perturbaciones que afectan su comportamiento (Ogata, 1994; Paredes, 1993). Su finalidad es la sustitución del operador humano por un operador artificial en la ejecución de una tarea física o mental previamente programada.

No resulta difícil alcanzar una regulación automática razonablemente buena de la mayoría de los procesos químicos-tecnológicos y termo energéticos. No siempre se necesita un control exacto para estos procesos, sino que basta, para lograr la calidad requerida, que las variables controladas se mantengan dentro de un intervalo determinado (Acosta y Co., 1991). En este sentido las técnicas modernas de control resultan muy potentes para sistemas de múltiples entradas y salidas donde se requiere una gran cantidad de ecuaciones para la descripción del sistema de control.

La introducción de la computadora tiene por objetivo aumentar la productividad y homogeneizar el producto, lo que, en el fondo, también se traduce en un beneficio económico notable (Nó y Ángulo, 1987; Stephanopoulos, 1995). Por otra parte el usuario potencial de equipos y sistemas de control ha ido modificando sus exigencias. En líneas generales, según (Ayza, 1993), puede afirmarse que los principales requerimientos son: Accesibilidad de los controladores locales en (TR), la integrabilidad de la red de control con la red de gestión y la facilidad y eficacia en la recogida de datos.

Entre las ventajas de la implantación de un algoritmo de control automático en el cual se utiliza la computadora sobre el control analógico tradicional (Trejo, 1989; Toledo, 1993a; Toledo, 1993b; Stephanopoulos, 1995; Andino, 1987; Nó y Ángulo, 1987) se encuentran: Flexibilidad en su empleo excepcional, mayor economía y excelente fiabilidad. El autor coincide con este planteamiento.

Para el control de procesos actualmente se está utilizando la técnica de *fieldbus*. El *fieldbus* es un sistema completo con la función de control distribuido en el equipamiento de campo, que permite, además, la operación y la sintonía desde la sala de control usando comunicación digital. Reemplaza los clásicos controles digitales directos donde la función de control está centralizada en una o más tarjetas, posee funciones de control, alarma, tendencia, entre otras (Vega, 1996).

En Cuba con vistas a fomentar la modernización en diferentes ramas de la economía se comenzó en la década del 70 a introducir las computadoras digitales para el control de procesos. En la actualidad en la mayoría de los centrales del país esto se utiliza mediante el empleo de sistemas en tiempo real.

### **1.2 Sistemas en Tiempo Real**

El término Sistema en TR es usado para describir un sistema que responde a estímulos externos en tiempo finito y definido. Estos sistemas por lo general tienen cuatro requerimientos fundamentales: procesamiento paralelo, control de tiempo real, manejo de excepciones y control único de entrada y salida (Pasios y Col., 1992)

En los sistemas para el control de procesos en (TR) ocupa un lugar relevante las operaciones de entrada / salida debido a que generalmente es necesaria la comunicación con equipos de entrada / salida, empleados específicamente en la actividad de control.

Los sistemas para el control en TR de procesos tecnológicos deben contar con facilidades para el tratamiento de errores. En estos sistemas es característico que aún en presencia de condiciones anormales se continúe la operación del proceso de alguna forma, por lo cual una respuesta ante una situación errónea se considera adecuada si es capaz de llevar al sistema a un estado consistente, reparando cualquier daño cometido.

Los sistemas que operan en TR funcionan bajo estrictas limitaciones de tiempo, su tiempo de respuesta debe estar en el orden de los segundos o de fracciones de segundos. Esto se debe a que muchas de las aplicaciones son dependientes del tiempo y procesan más información orientada al control que a los datos (Pressman, 1996).

Debido a que el software de TR debe operar bajo restricciones de rendimiento muy rigurosas, el diseño del software está conducido frecuentemente, tanto por la arquitectura del hardware como por la del software, las características del sistema operativo, los

requisitos de la aplicación, las facilidades que brinde el lenguaje de programación y los aspectos de diseño.

En los sistemas en TR la computadora está controlando algo que interactúa con la realidad sobre una base de tiempo y genera alguna acción en respuesta a sucesos externos. Para realizar esta función, ejecuta la captación y control de datos a alta velocidad bajo varias restricciones de tiempo y fiabilidad. Debido a que éstas condiciones son muy rigurosas, las computadoras utilizadas para los sistemas de TR están frecuentemente dedicadas a esta única aplicación.

En la revisión bibliográfica realizada se consultaron varios sistemas, entre ellos están: (Gensym, 1995; Gensym, 1999; Manual; Toledano y Izquierdo, 1996). Los dos primeros son extranjeros y su costo es elevado y los otros dos son cubanos.

El que aparece en (Toledano y Izquierdo, 1996) se refiere al manual de usuario del GRACIL en su versión anterior sobre MSDOS, en la cual se trabajó para acoplar el *Shell* HERACLES (encargado de brindar las causas posibles de una alarma y las recomendaciones para eliminarla), con el fin de incorporarle alguna técnica más compleja que sirviera para el diagnóstico de fallas en las plantas industriales, con el objetivo de mejorar la calidad de esta tarea, pues los dos sistemas cubanos revisados, solamente contaban con la tarea de alarma, la cual es la más simple que puede tener un sistema en TR, sin embargo los del mercado internacional sí contaban con técnicas más novedosas

La incorporación del HERACLES al GRACIL se utilizó por el autor de este trabajo para el entrenamiento y el control fuera de línea de los procesos de elaboración de queso fresco por vía enzimática y de néctar de naranja mandarina, así como para el proceso de evaporación en TR con buenos resultados.

En consultas realizadas se conoce que se decide cambiar a ambiente Windows, pues este sería el sistema a utilizar en los centrales del país, así como en algunos centrales de México. Por las razones anteriores es que se optó por acoplar al GRACIL, en una nueva versión para Windows, los sistemas que se desarrollan en este trabajo.

### **1.3 El diagnóstico de fallas**

Un aspecto importante en el control de procesos es precisamente el de detección de fallas.

Las técnicas para la detección y el diagnóstico de fallas en las plantas industriales complejas ha recibido una gran atención en los últimos años dado el incremento de la automatización de los procesos. Normalmente esta tarea es asignada a las computadoras de supervisión de procesos tecnológicos y tiene como objetivo el detectar fallas en la operación, como una vía para evitar catástrofes y reducir los costos.

La mayor parte de los sistemas de control por computadora contienen algún tipo de sistema de detección y diagnóstico, basados en la comparación de algunas variables con valores límites de alarma establecidos (Willski, 1976). Sin embargo, las técnicas computacionales actuales permiten desarrollar diversos métodos más complejos (De Miguel y Perán, 1996). El autor es de la misma opinión.

En la terminología del diagnóstico se pueden distinguir tres niveles (De Miguel y Perán, 1996) : Detección, aislamiento e identificación de la falla.

Entre las clasificaciones más difundidas de las fallas está la que tiene que ver con el nivel de afectación del sistema producto de ésta (De Miguel y Perán, 1996): Aquí aparecen las fallas de medidas aditivos, de procesos aditivos y de procesos multiplicativos.

Para abordar el problema de detección y diagnóstico de fallas existen diversos métodos. Se verán aquellos que no hacen uso del modelo de la planta, por ser los que están estrechamente relacionados con la problemática a enfrentar en el trabajo. Los métodos que no hacen uso del modelo de la planta se pueden agrupar en (De Miguel y Perán, 1996): Alarmas, redundancia física, análisis de frecuencia, SE y RNA.

Estos dos últimos son técnicas de IA y precisamente este trabajo va dirigido a la aplicación de las mismas en la industria azucarera y alimentaria.

### **1.4 Técnicas de inteligencia artificial usadas para el diagnóstico de procesos**

En IA resulta imprescindible la elaboración de técnicas para la manipulación del conocimiento. En este sentido las formas de representación y procesamiento del conocimiento pueden clasificarse en conexionistas y simbólicos.

En la forma conexionista a partir de un conjunto de datos representativos del problema a resolver, se obtiene un modelo que permita identificarlos. Este modelo refleja las dependencias que existen entre las variables del problema.

En la forma simbólica el aprendizaje puede lograrse a su vez de forma inductiva e inductiva. En la inductiva se obtiene el modelo del problema a partir del conocimiento disponible (expertos, libros, etc). En la inductiva se logra a partir de datos representativos, a semejanza de las formas conexionistas. La elección entre estas dos formas depende de las posibilidades de obtención del conocimiento por cada vía.

Una de las formas de representación y procesamiento del conocimiento son las reglas de producción, que son las utilizadas en este trabajo, por ser la forma más sencilla de extraer el conocimiento de los expertos humanos.

Los SE, pueden utilizar para la definición y procesamiento de las reglas, un esquema denominado árbol de decisión. Desde el punto de vista del control de procesos en ese árbol deben aparecer las variables, sus estados, la dependencia entre ellas, las causas de que una variable esté en alarma y las recomendaciones a realizar para que no esté, lo cual se propone en el trabajo para aligerar el proceso de auto extracción del conocimiento.

Se optó trabajar con los SE y las RNA por varias razones:

1 La problemática a solucionar cumple con los requisitos de selección con los que varios autores,(Martín del Brío y Sanz, 1977; Riquenez y Arocha, 1994) y el autor de este trabajo, coinciden que deben satisfacer. Estos requisitos son:

- Son sistemas que se caracterizan por depender de muchos parámetros para los cuales no existen reglas generales que describan su comportamiento.

- Se conocen las leyes que rigen el proceder de los parámetros que caracterizan el fenómeno bajo estudio, pero su instrumentación computacional resulta muy compleja.
- En cualquiera de los casos anteriores debe contarse con ejemplos de observaciones sobre dichos parámetros.

2 Se cuenta con expertos que podían definir el árbol de decisión de un proceso, a partir del cual se definen las reglas para expresar el conocimiento, por otra parte a pesar de tener datos históricos numéricos recogidos por el sistema en TR GRACIL, estos no sirven para definir reglas.

3 En la industria química existe un gran número de variables, para las cuales es difícil encontrar un modelo que sirva para predecir sus valores, ya que los procesos son en su mayoría altamente complejos y no lineales, pero se conocen que existen relaciones entre ellas. Este problema puede resolverse con el uso de las RNA. Las mismas son de gran utilidad para diagnosticar valores de variables que son necesarias para decidir el comportamiento de un proceso.

4 Por existir diferencias en un mismo proceso de una fábrica a otra.

5 El dominio del conocimiento está bien delimitado y claro.

6 Se pueden obtener beneficios justificables

7 Se piensa que el sistema puede ser utilizado para el entrenamiento.

8 La prevención de riesgos y el diagnóstico de fallas se encuentran entre las líneas en las que se ha incursionado exitosamente tanto con los SE como con las RNA (Moreno y Col., 1998; Ibañez y Echezara, 1996; Lista, 1993; Espeso y Fandiño, 1994; Venkatsubramanian y Co., 1990a ; Venkatsubramanian y Chang, 1990b; Watanabe y Col., 1989), sin embargo en Cuba en la industria azucarera y alimentaria no aparecen reportados trabajos en este tema.

Los SE se adaptan muy bien a muchos tipos de procesos de diagnóstico (Allister, 1991; Riquenez y Arocha, 1994). Estos, conjuntamente con las RNA, constituyen las técnicas de la IA más utilizadas en actividades relacionadas con el control de procesos industriales (Brooks, 1998). El autor pudo comprobar el planteamiento anterior. Estos se

basan (Allister, 1991), en programar, mediante reglas, en una computadora toda la experiencia significativa que un ingeniero en conocimiento, con bastante comprensión del dominio objeto de estudio (Russell y Norving, 1996), haya sido capaz de extraerle al personal especializado en el área analizada. De este modo podría decirse que el experto humano ha quedado “reemplazado” por la computadora, lo cual permite poder detectar y analizar cualquier cambio indeseado que se opere en el proceso bajo estudio, encontrando la causa más probable que lo originó y brindando finalmente toda la información antes mencionada al operador humano con la finalidad de que este aplique una acción correctora (Espeso y Fandiño, 1994; Samdani, 1990). El autor coincide con lo planteado anteriormente.

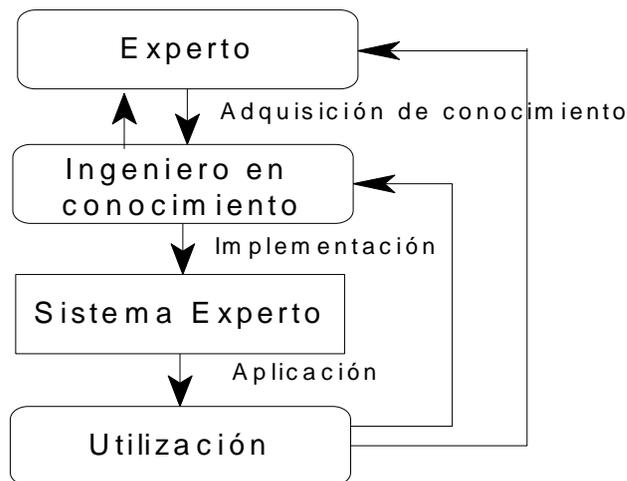
### **1.5 Sistemas Expertos**

Hay una gran cantidad de tareas que requieren el manejo de conocimiento especializado que la mayoría de las personas no posee. Estas tareas sólo pueden ser desempeñadas por expertos que han acumulado el conocimiento requerido. Ejemplos de estas tareas incluyen el diagnóstico, análisis científico, previsión, planificación, monitoreo de tareas, etc. A los programas que emplean el conocimiento humano para resolver problemas que normalmente requieren inteligencia humana sobre un dominio particular del conocimiento se les llama SE (Hayes- Roth, 1983; Hayes- Roth, 1990a; Frenzel, 1990).

Desde el punto de vista de la informática (Ashwell, 1990; Highley y Col., 1994; Jayas y Col., 1995; Smedley, 1995) se plantea que un SE posee una característica fundamental que lo diferencia de un programa convencional. Un programa convencional procesa datos según un algoritmo de tal forma que el conocimiento inherente en este proceso está implícito en el código que realiza el algoritmo. Sin embargo, en un SE, el conocimiento está explícitamente representado en forma simbólica.

Otra de sus características es que antes de la realización del SE, los conocimientos solamente están disponibles en el cerebro de los expertos. Cuando los conocimientos se consignan en un informe o programa, los mismos pueden transmitirse a otros colaboradores menos expertos, los conocimientos se memorizan en un sistema fiable y ya no dependen de la presencia de especialistas. (López de Mántaras, 1989; Cairó, 1993).

El proceso de adquisición del conocimiento es representado (Schleiffer y Dubas 1991; Hayes- Roth, 1990a) en la Figura 1.5.1.



**Figura 1.5.1.- Proceso de adquisición del conocimiento**

Al analizar la figura 1.5.1 se observa que el trabajo de adquisición del conocimiento lo realiza el ingeniero en conocimiento mediante entrevistas con los expertos.

El ingeniero en conocimiento se encarga de extraer los conocimientos al experto con el fin coleccionar los elementos de información, seleccionarlos, clasificarlos y colocarlos en un formato adecuado.

Esta tarea de la adquisición y organización del conocimiento es la que más tiempo consume, pues tienen que entenderse dos personas, el ingeniero en conocimiento y el experto.

En todos los trabajos revisados siempre la extracción del conocimiento la realiza el ingeniero en conocimiento.

En éste trabajo se propone que el experto pueda realizar todo esto solo, sin necesidad del ingeniero en conocimiento, además una vez instalado el sistema en una fábrica se pueda realizar cualquier modificación sin la necesidad de la ayuda de este último.

Los SE se utilizan para diferentes funciones. Según diferentes criterios (Schleiffer y Dubas, 1991; Frenzel, 1990; Frost, 1991) la mayor parte de las tareas expertas está incluida en una u otra de las siguientes categorías: Previsión, diagnóstico, concepción o diseño, planificación, control, reparaciones e interpretación.

Como se expresó anteriormente, los SE constituyen una de las técnicas de IA mejor investigadas y con mayores aplicaciones [Arce y Morón, 1991; Arellano y Col., 1988; Beltramini y Motord, 1988; Collins y Ellis, 1992; Marín y Álvarez, 1995; Acosta y Col., 2001; Benchimol y Col., 1990; Gozá, 1996; Morón,2000), lo cual pudo corroborar el autor. Son sistemas automatizados que se caracterizan por la implementación de estructuras de control y la manipulación de informaciones para la solución de diferentes tareas. Además poseen una característica decisiva ,es que estos separan los conocimientos (reglas, hechos) de su procesamiento, a lo que se añade una interfaz para usuario y un componente explicativo (Frenzel,1990).

Los SE están compuesto fundamentalmente por los elementos siguientes (Schleiffer y Dubas, 1991; Alonso, 1992; Rodríguez y Col., 1991; Rich y Knight, 1991; Frenzel, 1990; Rich y Knight, 1994; Cairó, 1993) : Base de conocimientos, mecanismo inferencial o máquina de Inferencia, el componente explicativo, la interfaz con el usuario y el componente de adquisición.

La Base de Conocimientos (BC) (Contiene el conocimiento de los hechos y experiencias de los expertos en un dominio dado).

El Mecanismo de Inferencias (MI) (Simula la estrategia de operación de un experto humano).

El Componente Explicativo ( Explica al usuario la estrategia de solución encontrada y el porqué de las decisiones tomadas).

La Interfaz con el Usuario (Para que éste pueda consultar al SE en un lenguaje lo más natural posible).

El Componente de Adquisición (Ofrece ayuda a la estructuración e implementación del conocimiento en la BC).

La confección de un SE desde su concepción hasta su implantación exige la colaboración estrecha entre los expertos, que ponen a disposición sus conocimientos, el ingeniero en conocimientos, que da una estructura a los conocimientos presentes y los pone en práctica y el usuario.

El hecho de cómo se va a representar el conocimiento es de gran importancia y debe estar plenamente resuelto. En un SE, el manejo óptimo de grandes Bases de Conocimientos garantizando su consistencia y corrección es indispensable para su éxito.

Entre los formalismos más utilizados en el desarrollo de SE según plantea (Cairó, 1993; Rich y Knight, 1994) se tiene: El cálculo de predicados, las reglas de producción, las redes semánticas y los objetos estructurados (*frames* y objetos).

A continuación se señalan algunos detalles de los dos primeros modelos por estar más relacionados con el esquema conceptual de representación del conocimiento que se utiliza en este trabajo.

### **Cálculo de Predicados.**

El cálculo de predicados permite dividir un planteamiento en sus partes componentes nombradas objetos. También permite usar variables y funciones de variables en forma de planteamiento lógico simbólico (Frenzel, 1990). Los elementos usados en el cálculo de predicados según (Cairó, 1993) y otros autores son: Constantes y variables, predicados, conectivos, funciones y cuantificadores.

El cálculo de predicados proporciona una forma de deducir nuevas expresiones de otras ya conocidas.

### **Reglas de Producción.**

Estas están constituidas por dos partes, la primera parte de la regla, llamada antecedente, expresa una situación o premisa; mientras que la segunda parte, llamada consecuente, refleja el estado de una acción particular o conclusión que se aplica si la situación o premisa es verdadera (Frenzel, 1990; Kramer y Milopoulos, 1990; Sowa, 1990; Hayes-Roth, 1990b).

Este formalismo es el más utilizado para representar el conocimiento debido a su sencillez y a la correspondencia con el principio causa-efecto. Las formas más comunes de representación tienen los siguientes formatos: antecedente-consecuente, situación-acción y premisa-conclusión.

Desde el punto de vista de su escritura la parte izquierda de la regla es una declaración con el prefijo Si (IF) y la parte derecha es una declaración con el prefijo Entonces (THEN).

Un ejemplo de regla de producción puede ser el siguiente:

Si (IF) Válvula automática de vapor cerrada Entonces (THEN) Abrir by-pass

La acción, consecuencia o conclusión ubicado en la parte Entonces (THEN) se aplica si la parte Si (IF) de la regla es verdadera.

### **1.5.1 Sistemas Expertos en Tiempo Real**

El perfeccionamiento de los SE con capacidad de respuesta en Tiempo Real (TR) ha ampliado enormemente las posibilidades de su aplicación en el control de procesos industriales. Estos sistemas se revelan ya claramente como el paso siguiente a las tradicionales funciones de monitorización y control algorítmico.

El gran aporte de los SE en TR radica, por una parte, en su capacidad de reacción inteligente ante sucesos imprevistos en el funcionamiento del proceso y, por otro lado, en la prevención de las situaciones anómalas, puesto que están dotados de cierta capacidad de predicción.

Con sólo estos dos apuntes ya es posible imaginar las mejoras que se obtienen en cuanto a rapidez de respuesta. Desde el momento en que el propio sistema de control es capaz de tomar decisiones y reaccionar ante situaciones imprevistas, se estará ante una sala de control más autónoma y el proceso se acercará al funcionamiento óptimo, siendo más fácil de controlar e integrar (Hormaeche y Col., 1991), con lo cual coincide el autor plenamente.

También en el diagnóstico de fallas, función muy relacionada con la etapa anterior ya que se trata de identificar la causa de los problemas detectados en la misma, los SE pueden resultar útiles para tomar las decisiones correctas antes de actuar sobre la planta. La ventaja de emplear un SE para realizar el diagnóstico de fallas es que su rendimiento no se ve afectado por los factores que dificultan la toma de decisiones de los operarios en estas situaciones: gran volumen de datos, necesidad de respuesta rápida, enfrentarse a situaciones peligrosas o responsabilizarse de decisiones importantes (Alonso, 1992).

De las aplicaciones revisadas se encontró una aplicación de SE en (TR) mediante el empleo de lógica difusa en la industria azucarera (Peacock, 1998), sin embargo en Cuba no se encontró ninguna aplicación de este tipo en la industria azucarera ni en la alimentaria.

### **1.5.2 Sistema Experto de Tablas de Decisión Categorical. (SETDC)**

El sistema SETDC es un SE basado en el modelo de Tablas de Decisión Categorical (TDC). Este sistema es un SE vacío con el que se han desarrollado múltiples aplicaciones en Cuba con eficientes resultados en la práctica, destacándose el desarrollo de SE en el campo de la ingeniería mecánica (Sistema RODESS), en la ingeniería química (Sistema SODOA, ANSTE, SIMEST, HERACLES). La realización del SETDC fue dirigida por el Dr. José Medina y se desarrolló en el Departamento de Informática del ISPJAE en 1991.

De estos sistemas sólo trabaja en TR con algunas limitaciones el HERACLES, el cual fue elaborado por (Prieto y Col., 1995) en su trabajo de diploma, tutorado por el autor de este trabajo, ya que el mismo fue concebido para el control fuera de línea y para el entrenamiento y ninguno de ellos permite elaborar y modificar BC, lo cual es de gran utilidad, pues ahorra tiempo en desarrollar una aplicación en un proceso tecnológico.

Esta herramienta permite desarrollar sistemas donde el conocimiento esté expresado en forma de TDC infiriendo a partir de la misma según la estrategia de encadenamiento hacia atrás (*Backward Chaining*) (Medina, 1996; Medina, 1995), en la cual las inferencias son investigadas en el sentido inverso al de la implicación.

“Las TDC constituyen un formalismo de representación y procesamiento del conocimiento; o sea, conforman una concepción que comprende los medios de representación y los métodos para la extracción de deducciones a partir del conocimiento representado” (Medina, 1995). El autor pudo comprobar lo anterior.

El SETDC al utilizar TDC introduce las siguientes ventajas.

- Las informaciones pueden representarse de una forma más compacta y flexible.
- El proceso inferencial es más potente y rápido.

- Puede perfeccionarse el diseño, en cuanto a completitud y contradicciones, al tenerse las reglas agrupadas en la tabla.
- El diseño de cada aplicación es más flexible y profesional.
- Puede perfeccionarse el mecanismo inferencial con procesos diseñados por el propio ingeniero en conocimientos.

La BC que procesa el sistema definida por el Dr. José Medina se subdivide en tres partes:

- Base de átomos y predicados.
- Base de hechos.
- Base de reglas, la cual contiene las reglas agrupadas en tablas de decisión.

Se decide usar el SETDC, pues además de poderse aplicar en diferentes ramas de la industria, se contaba con el código fuente y se tiene experiencia en el uso del mismo.

### **1.5.2.1 El modelo de Tablas de Decisión Categorial**

Las TDC presentan características similares a las reglas de producción y su empleo facilita la validación de las bases de conocimientos y son representadas de la manera siguiente por (Medina, 1996a), siendo los valores de certeza los coeficientes que expresan la exactitud de los consecuentes si los antecedentes son absolutamente ciertos, los cual se puede ver en la figura 1.5.2.1.1

<b>Matriz de Condiciones (M<sub>C</sub>)</b>	<b>Estado de las Condiciones (E<sub>C</sub>)</b>
<b>CERTEZA</b>	<b>VALORES</b>
<b>Matriz de Acciones (M<sub>A</sub>)</b>	<b>Estado de las Acciones (E<sub>A</sub>)</b>

**Figura 1.5.2.1.1.- Forma de representar una TDC**

Una TDC está formada, al menos, por un conjunto de hechos y un conjunto de reglas de producción (Medina, 1995).

Los valores de certeza asociados con cada regla deben estar comprendidos siempre en el intervalo  $[-1,1]$ . Cada hecho y regla de la BC tiene asociado un único valor de incertidumbre.

### **1.6 Las redes neuronales artificiales**

Desde hace varios años el tema de las RNA ha atraído hacia sí el foco de atención de muchos investigadores, siendo catalogada como una herramienta computacional con la posibilidad aparente de poder imitar las habilidades del cerebro humano de tomar decisiones y llegar a conclusiones ante situaciones complejas, aún cuando el grado de información con que se cuente sea algo ruidoso, o sea, que no sea exactamente igual a la que se le presentó en la etapa de entrenamiento.

Diversos avances han tenido lugar en este campo de los sistemas inteligentes inspirados en las redes neuronales biológicas. Investigadores de diversos campos científicos han desarrollado RNA con la finalidad de resolver una amplia gama de problemas entre los que se pueden enumerar el reconocimiento de patrones, la predicción, la optimización, la aproximación de funciones y en el control de procesos.

En la etapa a partir del año 1990 hasta el 2000 aparecen 194 aplicaciones en campo de la ingeniería química, las cuales se pueden ver en (Himmelblau, 2000). En el caso particular de nuestro país no encontramos ninguna aplicación en el campo de la ingeniería química.

El uso de una RNA requiere de cuatro fases preliminares (Fernández y Granados, 1997):

- Identificación de la estructura de la red neuronal, es decir, el número de capas, la cantidad de neuronas por capa y la interconexión entre estas.
- Llevar a cabo un estudio previo que permita formular los datos para el entrenamiento de la RNA.
- Efectuar entrenamiento para estudiar la convergencia de los pesos.
- Realizar simulaciones para la prueba de desempeño de la red.

### **1.6.1 Caracterización del modelo neuronal**

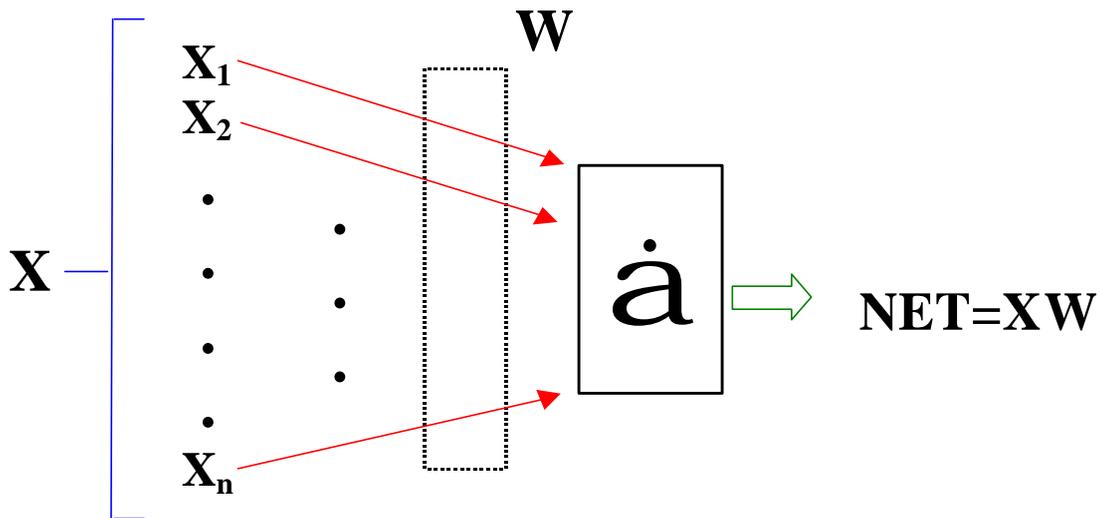
El cerebro humano se compone de cientos y cientos de millones de elementos llamados neuronas, quienes constituyen el componente fundamental del Sistema Nervioso (Eberhart y Dobbins, 1992).

Las características de una neurona biológica aparecen: (Jain y Mao, 1996; Eberhart y Dobbins, 1992; Freeman y Skapura, 1993; Russell y Norving, 1996; Wasserman, 1990; Vadari y Venkata, 1991; Sethi, 1990; Caudill, 1987).

A una neurona artificial se le presenta un conjunto de valores de entrada, las cuales podrían constituir o no las salidas de algún conjunto de neuronas. Cada una de las entradas antes mencionadas se multiplica por un factor de peso, lo cual vendría a simular la fortaleza sináptica, luego se efectúa la suma total entre todos los valores arrojados por la multiplicación para determinar de este modo el nivel de activación de la neurona, aunque existen otras vías de simular tal nivel de excitación, tal y como se verá más adelante. En la figura 1.6.1.1 se muestra gráficamente lo explicado.

Como bien se puede observar en dicha figura, un conjunto de entradas denotadas por  $X_1, X_2, \dots, X_n$  se le aplica a la neurona artificial, estas se referencian como el vector  $\mathbf{X}$  (Wasserman, 1990; Eberhart y Dobbins, 1992). Cada señal que compone al vector  $\mathbf{X}$  tiene asociado un factor de peso, que a su vez se denotan por  $W_1, W_2, \dots, W_n$  y se referencian como el vector  $\mathbf{W}$  (Wasserman, 1990; Eberhart y Dobbins, 1992) y que como se dijo con anterioridad vienen representando dentro del modelo biológico la fuerza e influencia de las conexiones sinápticas, este efecto, como se explica en (Martín del Brío y Sanz, 1997) puede lograrse debido a que los pesos pueden tomar valores positivos o negativos, representando un valor positivo la tendencia a la excitación de la neurona y el valor negativo la tendencia a la inhibición. Combinando los resultados de las multiplicaciones se obtiene la regla de propagación de la red.

Entre las reglas más difundidas está la de la suma ponderada, consistente en efectuar la suma de los valores resultantes de las multiplicaciones de cada una de las entradas a una neurona dada con su correspondiente peso.

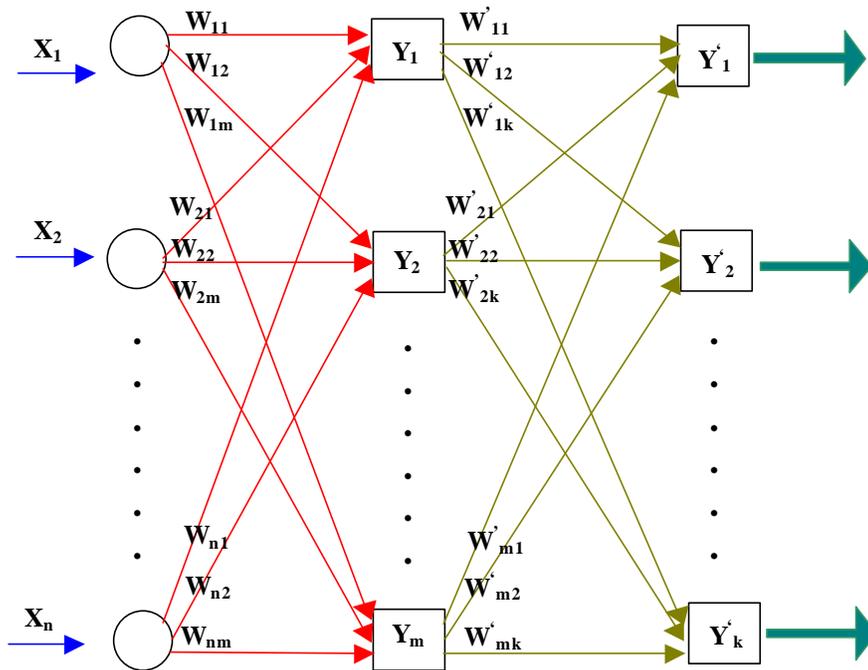


**Figura 1.6.1.1.- Modelo de una neurona artificial**

Otra de las reglas de propagación que más se utiliza es la que se basa en el cálculo de la distancia entre vectores y se denomina distancia euclidiana. La salida **NETA** que brinda esta regla luego es procesada por una función de activación **F** que por lo general en la literatura se le denomina como función de activación y que se representa con el símbolo **OUT**. Entre las funciones utilizadas normalmente están la función Sigmoide y la tangente hiperbólica, , aunque también en la bibliografía (Martín del Brío y Sanz, 1997) hacen referencia a otras funciones como son la sinusoidal, la gaussiana y la escalón entre otras (Wasserman, 1990). Sin embargo, para la explicación que se brinda en el epígrafe 2.4.2.2 acerca del modo de operar de la red de retropropagación (Backpropagation) y facilitar su entendimiento se empleará exclusivamente la función sigmoide, ya mencionada anteriormente, la cual cumple a la vez con un conjunto de características exigidas por este tipo de RNA (Freeman y Skapura, 1993; Jain y Mao, 1996) que garantizan la fiabilidad de sus resultados.

De acuerdo al número de neuronas agrupadas es que se deriva una de las clasificaciones de estas (Freeman y Skapura, 1997) como:

- RNA Simples.
- RNA Multicapas. Este último es el tipo de red con que se trabajó. Está formada por más de un grupo de neuronas y donde todas las neuronas de una capa aparecen conectadas a las neuronas de alguna otra capa y un esquema de la misma aparece en la figura 1.6.1.2



**Figura 1.6.1.2.- Modelo de una RNA Multicapas**

Atendiendo al flujo de datos dentro de ésta las redes neuronales se clasifican en unidireccional y recurrente (Aroche, 1993); Martín del Brio y Sanz, 1997; Freeman y Skapura, 1993; Jain y Mao, 1996). En este trabajo se usó la unidireccional, también llamada propagación hacia delante (feedforward) y en esta la información circula en un único sentido, desde las neuronas de entrada hacia la salida.

Clásicamente se distinguen dos modos de operación en las RNA (Freeman y Skapura, 1993; Martín del Brio y Sanz, 1997; Aroche, 1993): Modo de recuerdo o ejecución y modo de aprendizaje o entrenamiento.

Una de las características más relevantes de las RNA es su capacidad de aprendizaje (Jain y Mao, 1996), lo cual se logra con un adecuado entrenamiento de la misma. El autor coincide con lo antes expuesto. El proceso de entrenamiento consiste en ir modificando o ajustando los pesos de la red neuronal de acuerdo a un algoritmo específico, de manera tal que dichos pesos vayan convergiendo gradualmente hacia valores tales que para cada vector de entrada se produzca un vector de salida lo más correcto posible.

Una vez que se ha entrenado la red, ésta queda en condiciones de procesar nuevos conjuntos de datos y brindar respuestas certeras haciendo uso sólo de los valores de los

pesos resultantes del entrenamiento y entonces es que se dice que la red está operando en modo de ejecución (Freeman y Skapura, 1993).

Las formas de entrenamiento a emplear pueden ser a su vez de cuatro formas (Martín del Brío y Sanz, 1997): supervisado, no supervisado, híbrido y reforzado.

En este trabajo se utiliza el entrenamiento supervisado. Este es en el que se le presenta a la red un conjunto de casos, junto con la salida deseada u objetivo, y se van ajustando los pesos iterativamente hasta que la salida que se obtenga en la capa de salida de la red sea lo más semejante posible a la salida deseada, manteniéndose un control de la magnitud del error en cada pasada. Existen algunas redes en las que no se requiere del proceso iterativo para determinar los valores de los pesos.

Se escogió este tipo de entrenamiento, pues se cuenta con casos suficientes junto con la salida deseada y el objetivo fundamental de ésta es lograr que el valor diagnosticado fuera lo más semejante posible al valor experimental.

A continuación se efectuará un análisis relacionado con algunas consideraciones a no perder de vista durante el entrenamiento de la RNA y el no tenerlas en cuenta, podría conspirar en detrimento de la velocidad con la que se converja hacia una solución satisfactoria

El término del error tiene la forma

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^2 \quad (1.6.1.1)$$

siendo  $d_{pk}$  la señal de error de los nodos de la capa de salida. Cuando es suficientemente pequeño se puede dar por finalizado el entrenamiento.

Relacionado con la materia de selección de los datos del entrenamiento existen tres aspectos indeseables a evitar que son el sobre aprendizaje, el sobre ajuste y el olvido de mapeos (Martín del Brío y Sanz, 1997).

El sobre aprendizaje tiene lugar cuando se ajusta con demasiada precisión a la RNA.

El sobre ajuste ocurre cuando el número de estructuras de pesos de la red resulta excesivo con relación al problema a tratar y al número de casos de entrenamiento disponibles.

El olvido de mapeos tiene lugar cuando la red olvida el comportamiento que debe tener ante algunos casos que se le presentaron durante el entrenamiento por mala introducción de los mismos.

Debe de tenerse especial cuidado en la selección de los datos del entrenamiento (Freeman y Skapura, 1993), debiéndose contar con una cantidad suficiente y adecuada de casos de entrenamiento. De hecho, como punto de partida, para el entrenamiento debe contarse con un subconjunto de casos que se emplearan exclusivamente para el entrenamiento, alguno de los cuales debe contener información ruidosa en caso de que se desee entrenar una red con la finalidad de que funcione en el período de explotación en un entorno ruidoso.

Se debe emplear para comprobar la efectividad de la RNA un vector de entrada totalmente desconocido para la red. Dicha efectividad pone al relieve cuán fuerte es la capacidad generalizadora de la red, al ser capaz de mapear con una mayor o menor precisión la respuesta correcta al procesar un nuevo patrón, dejando de ser entonces la red un simple instrumento capaz de memorizar. Es importante además que los casos de inicio cubran todo el espacio de entradas, ya que la extrapolación no es una de las principales cualidades de la red de retropropagación (Backpropagation) (Espeso y Fandiño, 1994).

### **1.7 Acerca del software**

Para dar cumplimiento a este trabajo se requiere de un sistema operativo capaz de solucionar los conflictos que puedan originarse mientras se hace uso de los recursos del sistema, asegurando en la medida de lo posible una utilización racional y confiable de los mismos, con la capacidad además de aceptar trabajos y conservarlos hasta su finalización, de planificar la ejecución de tareas, de tener habilitado protección contra el acceso indebido de los programas a la memoria y por supuesto de soportar la carga de la multitarea. Todas esas posibilidades en un mayor o menor grado se requerían para la nueva aplicación porque la misma debía operar en concordancia con un sistema de tiempo real GRACIL que controla la ejecución de procesos industriales. Este sistema trabaja sobre una plataforma de 32 bits para redes que aporta grandes beneficios según se puede comprobar en (Mongemery, 1998; Wyatt, 1998; Pastor, 1998; William y Beck, 1998; http, 1997). Estos son: Interfase usuario familiar, soporta una amplia variedad de plataformas, portabilidad del software, fácil de instalar y configurar, excelente soporte

de dispositivos, amplio uso de las APIs, soporte de las tecnologías cliente / servidor y tubería a tubería, seguridad, manejo integrado de aplicaciones y herramientas, soporte de un modelo preventivo de multitarea.

Por lo anteriormente expuesto se decide seleccionar Windows NT en las aplicaciones desarrolladas en este trabajo.

El lenguaje de programación seleccionado fue Object Pascal sobre plataforma Delphi V 4.0, no sólo por las inmensas posibilidades del lenguaje, sino también por el hecho de que la nueva aplicación se deberá integrar a un paquete de programas GRACIL, cuya implementación se realizó completamente en Delphi V 4.0. En este sentido, el peso fundamental en la selección lo tuvieron las amplias potencialidades que brinda el lenguaje (Osier y Col., 1998; Reisdorph, 1998).

Para la implementación de la aplicación se utilizó la técnica orientada a objetos (Aguilar, 1996; Libeety, 1998), la cual permite confeccionar programas fáciles de mantener y modificar.

EL último aspecto a analizar está asociado al hecho de que el software que se confeccionó hace uso de la tecnología OLE, ya que esta debe interactuar con la aplicación GRACIL, OLE significa tecnología de objetos vinculados e incrustados, y constituye una herramienta disponible solo en la familia de sistemas operativos de Windows, o sea, el 3.1, el 95, NT y 98 y fue creada con la finalidad de tener un medio a través del cual las aplicaciones de software permitiesen que sus diferentes componentes interaccionen y funcionaran sin fisuras, es decir, vino a constituir la base para la integración entre aplicaciones de Office, permitiendo insertar datos de una aplicación fuente en una aplicación cliente (Carl, 1997).

### **Conclusiones Parciales del Análisis bibliográfico.**

La aplicación de los SE y las RNA al Control de Procesos son ampliamente utilizados en la actualidad dentro de la Ingeniería de Procesos y están formando parte del Análisis de Procesos como una nueva herramienta de este.

Los Sistemas en tiempo real del mercado internacional revisados cuentan con Técnicas de SE y RNA para el diagnóstico de fallas en las plantas industriales y los del mercado nacional solo cuentan con la tarea de alarma.

La detección y el diagnóstico de fallas en las plantas industriales complejas ha adquirido una gran importancia en los últimos años con el incremento de la automatización de los procesos.

En todos los trabajos revisados la extracción del conocimiento la realiza el ingeniero en conocimiento y es la tarea que más tiempo consume.

En las referencias consultadas para la elaboración y modificación de las bases de conocimientos es imprescindible el ingeniero en conocimientos.

Las reglas de producción es la forma de representación y procesamiento del conocimiento más sencilla para extraer el conocimiento a un experto humano.

El gran aporte de los SE en TR radica, por una parte, en su capacidad de reacción inteligente ante sucesos imprevistos en el funcionamiento del proceso y, por otro lado, en la prevención de las situaciones anómalas, puesto que están dotados de cierta capacidad de predicción.

El uso de las RNA es una solución para la predicción de variables que requiere de un mayor tiempo, en lo que a entrenamiento se refiere, y de una capacidad de memoria considerable que vendrá determinada por la estructura de la RNA que se haya definido. Una vez entrenada la red el tiempo de respuesta de esta es inmediato.

**CAPÍTULO 2. ELABORACIÓN DE PAQUETE DE PROGRAMAS PARA EL DIAGNÓSTICO EN EL CONTROL DE PROCESOS DE LA INDUSTRIA AZUCARERA Y ALIMENTARIA.**

**2.1 Procesos Tecnológicos de la Industria Azucarera**

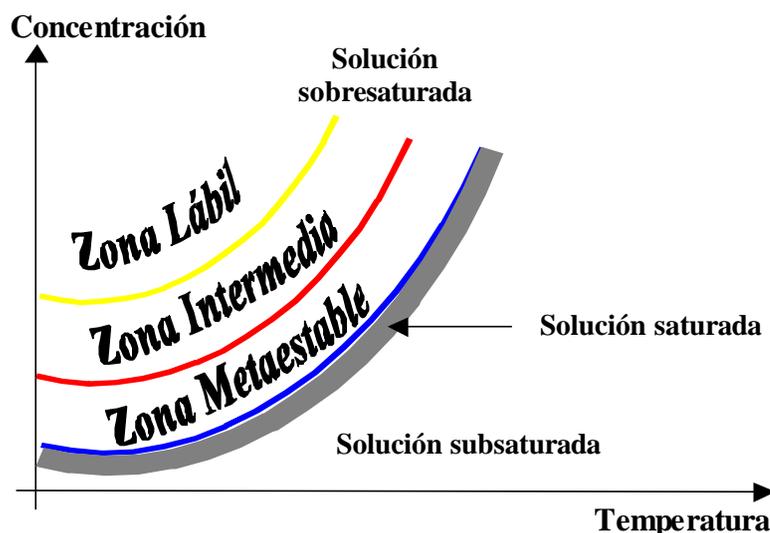
En los tópicos que se desarrollan a continuación se dará una breve explicación acerca de los procesos tecnológicos de la industria azucarera que fueron objeto de estudio

**2.1.1 Proceso de cristalización**

Hasta hace unos años la cristalización de la sacarosa ocurría espontáneamente, ello se conocía comúnmente como “dejar venir el grano”. La masa cocida dentro del tacho se concentraba hasta el punto en que se formaban espontáneamente los cristales, con este método se podía ejercer algo de control empírico sobre la cantidad y calidad de dichos cristales, sin embargo, la variación en el tamaño de estos era muy apreciable, lo que obligaba a una separación costosa (Betancourt). Por otra parte la alta concentración favorecía la formación de conglomerados de baja calidad. En ocasiones la cristalización sobrevenía tan abruptamente que la masa se solidificaba y había que diluirla nuevamente. Manejar la templa en estas condiciones tan difíciles se consideraba un arte y el puntista con su experiencia tenía que ingeniárselas para obtener cristalizaciones con granos razonablemente buenos, además en aquella época el poco instrumental con que se contaba se conformaba apenas de termómetros, indicadores y manómetros del vacío.

A comienzo del siglo XX el Dr. Claassen sugirió utilizar la sobresaturación como elemento de control de la cristalización, poniéndose este método en práctica en Europa. Su trabajo fue seguido por el realizado posteriormente por Thieme, quien lo desarrolló para la industria azucarera en Java (Betancourt). En este momento se cree conveniente señalar el significado de la sobresaturación en el proceso de cristalización, la cual tiene lugar cuando la masa dentro del tacho va concentrándose paulatinamente hasta alcanzar y sobrepasar el punto de saturación, instante en el cual la masa que se cocina tendrá más azúcar disuelta en la solución que la que puede ser disuelta por agua a la misma temperatura constante (Cano, 1983).

El grado de sobresaturación puede dividirse en tres fases , las que se muestran en la figura 2.1.1.1 (Betancourt).



**Figura 2.1.1.1.- Fases de la masa cocida en los Tachos de acuerdo a su grado de concentración**

Claassen enfatizó en que la sobresaturación debía controlarse para lograr una formación y crecimiento uniforme en los cristales. El grado de sobresaturación debía de mantenerse de tal forma que se lograra el máximo de velocidad de crecimiento de los cristales, sin que tuviera lugar la formación de nuevos cristales. También mostró que la concentración de una disolución azucarada estaba relacionada con la elevación de su punto de ebullición

Por otra parte, otros investigadores se dedicaron a aplicar un método refractométrico para medir la concentración (Rodríguez y Consuegra, 1996). Otro método utilizado ampliamente en Europa para la medición de la concentración fue el método conductimétrico (Rodríguez y Consuegra, 1996; Betancourt). Estas dos vías son las más empleadas en la actualidad y la última es la que se utiliza en el proceso que se presenta en este trabajo.

Después de que el grano de azúcar se ha formado en los tachos y adquirido cierto tamaño, la templa se convierte en un proceso de crecimiento de los cristales hasta el tamaño adecuado, lo que implica una alimentación constante al tacho en una proporción adecuada.

En este momento es en el que la movilidad o consistencia de la masa cobra una vital importancia para garantizar la calidad del producto final. La medición de la consistencia

antes mencionada puede emplearse para controlar la alimentación al Tacho durante esa etapa, siendo esta particularmente importante al final de la templa, cuando se desee descargar la masa con el mayor Brix posible, lo cual permitirá elevar los rendimientos (Betancourt).

Los parámetros que se miden en este proceso son:

- Brix y pol de iniciación del elemento con el que se abastecerá el tacho en función del tipo de masa a elaborar, a partir de estas mediciones se calcula la pureza.
- Temperatura de la masa que se cocina.
- Presión de vacío.
- Nivel.
- Conductividad, la cual es la variable controlada

En el anexo 1.5 se presenta un esquema del proceso.

### **2.1.2 Proceso de Evaporación**

Entre los equipos que revisten mayor importancia dentro de la industria azucarera se encuentran los Evaporadores. El objetivo tecnológico de los mismos es eliminar la cantidad máxima de agua del jugo, con el consumo mínimo posible de vapor (Morell, 1989). A este jugo que entra a los evaporadores con una temperatura de 112°C se le añade lechada de cal con el objetivo de neutralizar los ácidos orgánicos que posee el mismo, creando así las condiciones para la reacción de la cal y los fosfatos. A esta reacción se le conoce como alcalización en caliente y se lleva a cabo en los clarificadores, obteniéndose un valor de PH que oscilará entre los valores 6, 7 u 8. De estos clarificadores se extraen dos productos: Jugo claro y Cachaza. El jugo claro se almacena en el tanque de jugo clarificado, del cual se pasa directamente al Evaporador.

La cachaza va hacia el cachazón y se mezcla con bagacillo para facilitar la operación de los filtros rotatorios al vacío, los cuales agotan más esa cachaza al extraerle los jugos que arrastra. El jugo de los filtros se añade al proceso conjuntamente con el que procede de los clarificadores y la cachaza sale del proceso utilizándose como abono, alimentación para el ganado, etc. En el Anexo 1.3 aparece el esquema del proceso.

El jugo al entrar al primer vaso del evaporador se hace hervir con vapor de escape de las diferentes máquinas del Central. Generalmente este vaso tiene una presión superior a la atmosférica y en los restantes inferiores a ésta (vacío). Esta diferencia de presión

provoca que el jugo vaya pasando de un vaso a otro, las evaporaciones producidas en el primer vaso se emplean para hervir el jugo en el segundo, las del segundo se emplean para el tercer vaso y así sucesivamente. Por último, este vapor es enviado al condensador (Herrero, 1991; Morell, 1989).

El jugo al pasar de un vaso a otro se va concentrando y sale en forma de meladura por el último vaso, cuando ya ha adquirido una concentración alrededor de los 62°Brix. Se hace funcionar la bomba de meladura para enviar esta a los tanques de alimentación de los tachos y de estos tanques al tacho que tiene el objetivo de formar el grano.

En la industria azucarera cubana existen diferentes formas de instalar los evaporadores, algunas de las más comunes son: El cuádruple efecto con extracción de vapor en el primero y segundo vaso y el quíntuple efecto con extracción en el primero y segundo vaso. Existen también instalaciones de múltiples efectos precedidas por un pre-evaporador que recibe el vapor de escape, obteniéndose una evaporación que es utilizable para la calefacción en el propio cuádruple efecto, en calentadores y tachos.

En el caso específico de este trabajo se cuenta con un quíntuple efecto precedido por un pre-evaporador con las características antes mencionadas. A estos equipos se le han instalado para su mejor trabajo una serie de lazos de control automáticos, los cuales son:

- Lazo de control de la presión en el pre-evaporador.
- Lazo de control de nivel en todos los evaporadores.
- Lazo de control de la presión en la calandria y en el cuerpo del primer vaso.
- Lazo de control del brix de la meladura en el último evaporador.

Las variables que se miden y se controlan en el proceso, los valores de los parámetros normales de operación, así como los que se consideran altos y bajos de cada una de las variables aparecen en el anexo 5.

### **2.1.3 Proceso de Cristalización continua por enfriamiento**

La cristalización es un proceso que consiste en mezclar la masa cocida por cierto tiempo y tiene como finalidad completar la formación de los cristales y forzar un agotamiento más completo del licor madre. Este proceso se efectúa en los cristalizadores (Hugot, 1995)

Durante algún tiempo muchos investigadores se han dedicado a buscar equipos o tecnologías que permitan realizar el proceso de cristalización del azúcar de manera continua, tarea que se dificulta debido a que los tiempos de duración de la corrida (tiempo que funciona continuamente la instalación) de los evaporadores y los cristalizadores son relativamente cortos por la formación de incrustaciones de azúcar, las cuales aumentan con la pureza de los licores madre. Como consecuencia de dichas incrustaciones y los cortos periodos, se obtiene un azúcar con cristales de tamaño exageradamente grande.

La cristalización continua es una solución tecnológica adecuada a la necesidad de manipular altos volúmenes de masa cocida de forma que el tratamiento para su agotamiento sea uniforme. Esta tecnología fue patentada por el Dr Jorge Guerra Debén y se basa en la aplicación de los principios de aprovechar las capacidades instaladas en los cristalizadores en un 15% a un 20% por encima del sistema discontinuo y en la creación de zonas de temperatura constante dentro del banco creando un movimiento continuo en la masa por todos los cuerpos hasta llegar a la salida hacia los mezcladores de la centrífuga.

El principio de cristalización por enfriamiento se basa en que la sobresaturación se mantiene por enfriamiento de la solución en presencia de “cristales de semilla” y no como hasta el momento se venía desarrollando por evaporación de agua (Herrero, 1991).

En el Anexo 1.4 aparece un esquema de este proceso.

En esta nueva tecnología la meladura o producto inicial es concentrada hasta un brix cercano al de saturación a una temperatura de 90°C, quedando una mezcla subsaturada, caliente y exenta de cristales, lo que facilita llevar la misma a un estado de sobresaturación. Dicha operación se realiza previa a la cristalización en concentradores-evaporadores diseñados al efecto.

Posteriormente el material resultante a 90°C entra en una cascada de cristalizadores, adicionándole la semilla en el primero de éstos, teniendo en cuenta no verterlo por el mismo lugar que el material de entrada, ni en la misma dirección de la salida para evitar el efecto indeseado de cortocircuito de flujo. Consecutivamente el material pasa por rebose de un cristizador a otro disminuyendo su temperatura gradualmente mediante enfriamiento por agua, hasta lograr las condiciones deseadas (40°C al final del proceso) de forma que se garantice un crecimiento paulatino de los cristales de azúcar.

La masa resultante del proceso de cristalización es pasada por la centrifuga obteniéndose azúcar y miel, calentando esta última hasta 85°C para hacerla recircular por el proceso hasta lograr un agotamiento deseado de la misma.

El proceso está compuesto en su conjunto por concentradores- evaporadores y una cascada de cristalizadores. La cantidad de cristalizadores dependerá del tamaño del grano a lograr con un coeficiente de variación pequeña. Estos últimos consisten en componentes verticales con camisa de agua como sistema de enfriamiento. Para una buena circulación del material en el interior, los cristalizadores constan de agitadores helicoidales que a su vez garantizan que la mezcla sea lo más homogénea posible.

A este proceso se le han instalado, para su mejor funcionamiento, una serie de lazos de control automáticos, los cuales son: Lazo de control de temperatura en todos los cristalizadores y lazo de control del flujo de la meladura de entrada al primer cristizador

Las variables que se miden y se controlan en el proceso, los valores de los parámetros normales de operación, así como los que se consideran altos y bajos de cada una de las variables aparecen en (Cruz, 1999).

### **2.2 Procesos Tecnológicos de la Industria Alimentaria**

En los tópicos que a continuación aparecen, se dará una breve explicación acerca de los procesos tecnológicos de la industria alimentaria que fueron objeto de estudio.

#### **2.2.1 Elaboración de queso fresco por vía enzimática**

Para decidir los parámetros que se necesitan controlar y calcular y decidir el esquema de control. Se revisaron las siguientes citas: (Allais, 1971; Amito, 1991; Díaz, 1984; Díaz, 1987; FAO, 1980; Dilíjan, 1976) y se consultaron varios expertos. En el anexo 1.2 se muestra el diagrama del proceso tecnológico.

Como se muestra en el anexo 1.2, inmediatamente después del recibo y cuantificación de la leche, así como de la inspección o toma de muestras para análisis de laboratorio, esta se filtra a flujo continuo, se enfría lo más rápido posible en un intercambiador a

placa con agua helada hasta una temperatura entre 4-6°C y se almacena en recipientes apropiados con aislamiento. Posteriormente, la leche pasa a través de un intercambiador a placas (IAP), donde primero se precalienta, de ahí pasa a una centrífuga donde se clarifica y estandariza y regresa al IAP donde se pasteuriza.

La leche pasa entonces a la tina, adicionándole cloruro de calcio, cultivo mesófilo, cultivo termófilo y cuajo, con el objetivo de que ocurra el proceso de inoculación hasta lograr la coagulación de la leche. Posteriormente se realiza el corte o troceado, se elimina parte del suero, se adiciona sal agitándose y calentándose, pasa al moldeo y prensado y por último va a las neveras para su conservación. Los valores de los parámetros normales de operación, así como los que se consideran altos y bajos de cada una de las variables aparecen en (Cruz, 1997). Los parámetros que se miden y controlan en cada etapa, así como las expresiones que se automatizaron se muestra en el anexo 2.

### **2.2.2 Elaboración de néctar de jugo**

Para decidir los parámetros que se necesitan controlar y calcular, se revisaron las siguientes citas: (Amet, 1995; Boys, 1993) y se consultaron varios expertos. En anexo 1.1 se muestra un diagrama de proceso tecnológico.

La materia prima inicial es jugo concentrado de naranja y jugo de mandarina.

El primer paso es mezclar todos los ingredientes hasta lograr que el brix y la acidez de la mezcla estén en los parámetros establecidos. Una vez que se logre esto las próximas templas a preparar tendrán las cantidades de cada uno de los ingredientes que lograron que en la primera templa se alcanzara el brix y acidez establecidos.

El orden en añadir los ingredientes es el siguiente:

1. Jugo de mandarina.
2. Jugo concentrado de naranja.
3. Azúcar.
4. Ácido cítrico.
5. Colorante.
6. Agua.

Una vez ajustado el valor del brix y la acidez de la mezcla se continúa el proceso y se comienza a preparar la templa número 2, la cual puede tener diferente masa total, según

las adiciones que se hayan tenido que realizar, por lo que la masa total de las siguientes templeas será igual a la de la templa 2. Posteriormente, el jugo pasa por un intercambiador de tubo para precalentarse, de aquí pasa a un intercambiador a placa con el objetivo de lograr la pasteurización del mismo. Una vez lograda la temperatura de pasteurización se pasa al llenado, donde el jugo pasteurizado se envasa en botellas previamente calentadas. Posteriormente se procede a tapar las botellas, el cual se realiza mecánicamente, se pasan las botellas por un enfriador, se le ponen las etiquetas manualmente, se embalan y se almacenan.

Los valores de los parámetros normales de operación, así como los que se consideran altos y bajos de cada una de las variables aparecen en (Cruz, 1997). Los parámetros que se miden y controlan en cada etapa, así como las expresiones que se automatizaron se muestran en el anexo 3.

### **2.3 Sistema de control en tiempo real. Características y deficiencias**

El Sistema estudiado en la industria azucarera fue el que existía para el control de procesos en el Complejo Agroindustrial (CAI) Pablo Noriega, ubicado en el municipio Quivicán de la provincia La Habana. Este central está destinado, fundamentalmente, a realizar las pruebas de múltiples innovaciones que se desarrollan en nuestra Industria Azucarera.

En este CAI la mayoría de los procesos son controlados por técnicas de control automático, existiendo un gran número de equipos destinados a la adquisición de datos y que controlan un conjunto de variables del proceso. Para ello se cuenta con la primera versión del Sistema Automatizado de Dirección de Procesos Tecnológicos en Tiempo Real GRACIL sobre MSDOS, que controla algunos de los procesos más importantes de dicho central y es ejecutado sobre el sistema Operativo en Tiempo Real (SOTRE).

El SOTRE trabaja en ambiente MSDOS y garantiza la instalación de múltiples tareas, así como el control de los recursos en dependencia de la prioridad de cada una, estableciendo el control sobre el teclado, impresora, display y otros dispositivos.

La principal potencialidad del GRACIL es la factibilidad de configuración que brinda ante cualquier proceso tecnológico y aún en el mismo proceso, permitiendo incluir nuevos lazos de control, nuevas variables, así como la eliminación de cualquier elemento involucrado en el proceso de control.

Aunque la primera versión de GRACIL es, sin dudas, un paso de avance, tiene insuficiencias que en el sentido estricto de la palabra se pueden ver como factores que, dado el desarrollo informático, deben ser superados. Estas deficiencias son:

- Sólo detecta las alteraciones en el proceso y las informa al operario, lo que implica que debe ser localizado el experto para que estudie las causas que pudieron provocar éstas.
- Para determinar las causas, el experto debe estudiar los gráficos donde se recoge el comportamiento de las variables y dicho estudio demora.
- No se puede utilizar para el entrenamiento del personal.
- No presenta ninguna técnica que sirva para diagnosticar el valor de una variable, a no ser la de alarma.
- No posee algoritmos de detección de alarmas por instrumento y por rango.
- Carece de un sistema de protección permitiendo a cualquier tipo de usuario modificar la configuración existente.
- No se realiza un registro de los eventos ocurridos en las últimas horas que refleje las alarmas, los cambios de ajustes, acceso de usuarios, etc.
- La ejecución resulta un poco lenta, conspirando contra la máxima explotación de los recursos por el modelo de administración de memoria que implica MS-DOS.
- La interfaz, típica de aplicaciones MS-DOS, adolece de la riqueza de un ambiente gráfico, en cuanto a iconos, tipos de letras, facilidades de ayuda, etc.
- No se permite configurar para trabajar en red.
- No se permite configurar variables por teclado.
- Sólo se puede estudiar gráficamente el comportamiento de una variable.
- El sistema no posee ayuda.

Analizando estas deficiencias se llevó a cabo el estudio de los diferentes sistemas existentes relacionados con la temática de los SE, que permitían elaborar BC, encontrándose que existe en la actualidad un sistema denominado GENBCH (Generador de Bases de Conocimientos para el *Shell* HERACLES) (Cruz, 1997; Prieto y Col., 1995; Mesa y Abreu, 1996).

Este software tiene concebida la idea de la creación de las bases de conocimientos para procesos tecnológicos, pero presenta dificultades. El mismo sólo permite entrelazar 5 tablas como máximo, no se pueden modificar las tablas una vez elaboradas y no contaba con la posibilidad de tener variables cualitativas. Está implementado sobre MS-DOS y la

opción de generar el resto de los ficheros de la Base de Conocimiento nunca fue confeccionada por problemas de memoria. Teniendo por consiguiente que salir de la aplicación y ejecutar desde el Sistema operativo la llamada al Generador de la Base del SETDC.

Para validar las bases obtenidas específicamente por este generador existe otro software llamado HERACLES. Este sistema utiliza como información de entrada las TDC y el fichero de causas y recomendaciones generado por el mismo brindando para cada variable fuera de sus límites de operación la causa posible de la anomalía y las recomendaciones para resolverla. Este sistema está implementado sobre MSDOS

Además se contaba con una primera versión de la unión del HERACLES al GRACIL para usarlo en el control fuera de línea y para el entrenamiento, el cual se aplicó en dos procesos del Instituto de Investigaciones de la Industria Alimentaria con buenos resultados (Cruz, 1997).

Cuando esta versión se probó para utilizarla para el control en tiempo real, conspiró la lentitud de la aplicación del GRACIL en MSDOS, sobre todo cuando entran en alarma varias variables al mismo tiempo.

Teniendo en cuenta las deficiencias enunciadas anteriormente se decide mejorar algunas de las opciones del GRACIL e incorporarle otras.

### **2.4 Confección de programas**

Considerando los aspectos planteados en el epígrafe anterior se decide

- Rediseñar el Sistema para el Control de Procesos en TR GRACIL, de forma que, sin perder su principal funcionalidad que es la factibilidad de configuración que brinda ante cualquier proceso tecnológico, permita incluir nuevas potencialidades al mismo, salvando las dificultades señaladas a su antecesor y obteniendo una herramienta más completa y potente.
- Confeccionar un sistema GRECAIL generador de bases de conocimientos para aplicaciones industriales y acoplar éste al GRACIL.

- Confeccionar un sistema DIARNA que permita utilizar la RNA de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento y explotación y acoplar éste al GRACIL.

El trabajo realizado para rediseñar al GRACIL aparece en (Sánchez y Caballero, 1999). En este se muestran algunos aspectos generales del mismo, ya que el GRECAIL y DIARNA se unieron al GRACIL. El autor de este trabajo fue tutor del mismo

Al GRACIL se le incorporaron las siguientes opciones.

- Cargar configuración del SE.
- Cargar ficheros de la BC.
- Activar / desactivar el experto.
- Brindar causas y recomendaciones de las variables en alarma.
- Cargar fichero de resultado de los pesos del entrenamiento de la red.
- Brindar el valor de la variable diagnosticada

### **2.4.1 Confección del sistema GRECAIL**

El objetivo fundamental, hacia el cual se encamina la confección del GRECAIL, es que sea configurable para cualquier proceso, que cumpla con sus restricciones, permitiendo la auto extracción del conocimiento al experto, la elaboración de las BC necesarias y la modificación de las mismas para el trabajo del SE sin la intervención directa de un ingeniero en conocimientos y la realización de inferencias a partir de los datos de una configuración, mostrando las posibles causas de los problemas, las recomendaciones necesarias para eliminarlos, así como brindar una explicación de los resultados de la inferencia realizada.

Este se concibe con las siguientes responsabilidades.

- Cargar fichero de configuración del Sistema en TR GRACIL.
- Guardar la configuración realizada para el SE.

- Definir las variables a tener en cuenta para el estudio del proceso.
- Definir las causas de las posibles fallas para el SE.
- Definir datos generales para la aplicación.
- Establecer relaciones de dependencias para la BC.
- Crear fichero con la TDC de la BC para el SE.
- Generar ficheros de la BC para el SE.
- Realizar inferencia y brindar resultados.
- Emitir reporte de la TDC generada.

### **2.4.1.1 Análisis del módulo de Sistema Experto**

Los aspectos que se analizan según (Hickman, 1989) para decidir utilizar un sistema experto son :

1. Resultados esperados
2. Necesidad del SE.
3. Experticidad
4. Dominio
5. Recursos con que se cuentan

Los resultados esperados con la instalación del SE pueden definirse de la forma siguiente:

- Existencia de un sistema capaz de informar las causas de las alarmas detectadas y brindar las recomendaciones para volver el sistema a la situación deseada en TR. Además se puede usar para el entrenamiento de operadores y técnicos y para el control fuera de línea.
- Estudio más rápido y confiable de los problemas que originan estas alarmas.

Se considera necesario la utilización de un SE debido a:

- Inestabilidad de la fuerza laboral.
- Necesidad de capacitación a los recién graduados y al nuevo personal (operarios y tecnólogos).
- Necesidad de solucionar las fallas en el menor tiempo posible para evitar pérdidas de materias primas y de eficiencia en general.
- Existencia de pocos expertos en los diferentes procesos.
- Existencia de procesos complejos en los que el operario necesita tomar experiencia, ya que la lógica de solución no es sencilla.
- Por ser necesario la modificación e inserción de nuevos conocimientos de un central a otro en un mismo tipo de proceso.

En lo que respecta a la experticidad se considera que existen disponibles en las áreas expertos con conocimiento total de los diferentes procesos

Estos expertos poseen disposición de llevar a cabo una tarea como la que se propone, manifestando un gran espíritu de cooperación. Los mismos se encuentran altamente calificados y poseen facilidad de expresión.

El dominio de un SE define el alcance del conocimiento que manejará el mismo. Este debe ser restringido, ya que esto favorece al éxito del sistema y el mismo está definido para procesos tecnológicos, es por esto que el SE que se propone será un Shell especializado en procesos tecnológicos, a pesar de la restricción del dominio el SE se puede aplicar a gran variedad de procesos tecnológicos donde se encuentre instalado el GRACIL o para el entrenamiento a operarios en estos procesos.

Otro punto a tener en cuenta para la realización de un SE, e incluso para realizar cualquier sistema informático en general, es el costo de los recursos técnicos necesarios para su implantación. Como se cuenta con todos los recursos necesarios, el costo de inversión para la implantación del experto es nulo, suponiendo que esté instalado el GRACIL en el proceso tecnológico y los instrumentos de medición y control.

### **2.4.1.2 Diseño lógico del conocimiento**

Los niveles o estratos para lograr el modelo conceptual de la experticidad son: Dominio, inferencia, tarea y estrategia (Hickman, 1989).

**Dominio**

Este consta de dos etapas:

1. Definición del Lexicón o diccionario de conceptos
2. Definición de la Estructura Estática o estructura del conocimiento.

Al ser GRECAIL un SE especializado en procesos tecnológicos los conceptos manejados por él son:

**Lexicón:**

Proceso Tecnológico	Es la combinación de equipos y tecnologías para la obtención de un producto a nivel industrial.
Variable	Parámetro cuyo valor es obtenido o controlado por la computadora.
Continua	Variable continua cuyo estado es obtenido o controlado por la computadora
Calculada	Variable calculada cuyo estado es obtenido o controlado por la computadora
Por Teclado	Variable por teclado cuyo estado es obtenido o controlado por la computadora
Válvula	Elemento Final de Control que se precisa medir o controlar por la computadora.
Discreta	Variable discreta cuyo estado es obtenido o controlado por la computadora.
Cualitativa	Variable cualitativa cuyo estado es obtenido o controlado por la computadora.
Alto, Bajo, Normal	Son los estados en los que puede encontrarse una variable continua, calculada y por teclado
Abierta, Cerrada, Normal	Son los estados en los que puede encontrarse una válvula en un instante del tiempo dado.
ON, OFF	Representan los estados en que se puede hallar una variable discreta en un instante del tiempo dado.
SI, NO	Son los estados en los que puede encontrarse una variable cualitativa en un instante del tiempo dado.
Causas	Constituyen las posibles causas que originan problemas en los procesos tecnológicos.

Recomendaciones                      Constituyen las posibles recomendaciones para resolver los problemas que se presentan en los procesos tecnológicos.

Todo proceso en el que se puedan definir los conceptos anteriormente señalados y que pueda ser representado por un árbol de decisión puede ser configurado con el GRECAIL.

La estructura estática se define como la dependencia que existe entre los conceptos que aparecen en el lexicón. Esta se puede ver en el árbol de decisión confeccionado para un proceso tecnológico. Aquí aparece la relación entre las variables, sus estados, las causas y las recomendaciones. ( Ver figura 2.4.1.5.1)

### **Inferencia.**

La inferencia consta de la definición de las meta clases, las fuentes de conocimiento y el modelo genérico para la concepción del Glosario de Meta clases, el Glosario de Fuentes de Conocimiento y la Estructura Inferencial respectivamente.

Las Meta clases constituyen variables tipificadas, superclases de los conceptos descritos en el Lexicón. Su objetivo es definir el papel que juegan los conceptos en la solución de las inferencias.

Las Fuentes de Conocimiento constituyen procesos mediante las cuales, las meta clases de entrada se transforman en meta clases de salida. Los mismos constituyen primitivas funcionales del proceso en general y pueden ser tan simples como un algoritmo cualquiera o tan complejas como un proceso inferencial completo.

La Estructura Inferencial es una descripción gráfica del modelo genérico del Sistema Experto. Para la definición de la Estructura Inferencial se debe recurrir a la Biblioteca de Modelos Genéricos que no es más que el conjunto de modelos típicos en los que puede clasificarse un SE.

Dadas las características de GRECAIL, el mismo se puede catalogar como perteneciente al modelo genérico de Diagnóstico Sistemático. A partir de el se define la estructura inferencial mediante un árbol de decisión

**Tarea.**

La descripción de las tareas de experticidad no es más que la descripción de las opciones que brinda el sistema GRECAIL, el cual, como SE, brinda una sola opción: Ejecución de Inferencias para obtener las posibles causas de las fallas y brindar las recomendaciones para la solución a los problemas detectados durante un proceso tecnológico.

Como el GRECAIL tiene una sola tarea el estrato de la estrategia no se analiza en este trabajo.

**2.4.1.3 Requisitos del software y el hardware**

En la confección del Sistema GRECAIL se utilizó la máquina de inferencias SETDC, confeccionada en el Departamento de Informática del ISPJAE. La configuración de hardware necesaria es una computadora con microprocesador 486 ó superior.

**2.4.1.4 Diseño físico del conocimiento**

Para el diseño de las fuentes de conocimiento del sistema es necesario tener en cuenta las características de la máquina de inferencias a utilizar, el SETDC. Este brinda varias fuentes de conocimientos, pero para la confección de GRECAIL es necesaria la definición de otras nuevas. Para ello el SETDC brinda las TDC y la posibilidad de crear predicados procesos.

GRECAIL necesita la fuente de conocimiento "Determinar Causa", la cual debe ser representada como la relación entre varios predicados. La tabla obtenida se denomina Tabla Raíz y queda de la siguiente forma:

**Tabla Raíz;**

**recupera\_falla (variable#,estado#) | si |**

**causa\_de(variable#,estado#,causa#) | si |**

**almacena\_causa(causa#) | si |**

**CERTEZA;**

Los predicados procesos se encuentran fuera de la máquina de inferencias, permitiendo, de esta forma, aumentar sus potencialidades. Las fuentes de conocimientos Es\_Estado y los predicados recupera\_falla y almacena\_causa, de la tabla Raíz, deben ser del tipo

proceso porque constituyen el enlace entre la máquina de inferencias SETDC y el SE GRECAIL.

Los nuevos predicados se definen de la siguiente forma:

**Dame\_estado(variable,estado)/p;** Representa la fuente de conocimiento "Determinar Estado". Al asignarle el argumento atómico asociado a una variable, determina su estado en el GRECAIL y lo retorna al SETDC. Muy útil cuando la variable posee más de un estado de interés.

**Es\_estado(variable,estado)/p;** Se debe asignar una variable y su posible estado, este predicado determina el estado real de la variable en el GRECAIL, los compara y define una certeza de acuerdo a la situación de la inferencia.

**Recupera\_falla(variable#,estado#)/p;** Constituye la forma de leer las Meta clases de Entrada de la fuente de conocimientos Tabla Raíz, en el Sistema .

**Almacena\_Causa(Causa#)/p;** Envía la Meta clase de Salida "Causa" hacia el GRECAIL para que sea almacenada.

El predicado **causa\_de** es de tipo inferencial, o sea, debe ser resuelto por la máquina de inferencias tratando de evaluarlo en encadenamiento hacia atrás (BackWard Chiang) en las diferentes tablas de la (BC).

Una vez definidas las nuevas fuentes de conocimientos, se puede pasar a definir el formato de las bases de conocimientos.

Para confeccionar una base de conocimiento para el Sistema GRECAIL es necesario respetar el formato que exige el generador de la base GENTDC y agregarle ciertas restricciones para la especialización que exige el trabajo con los procesos tecnológicos.

El formato resultante será:

SETDC <Nombre de la base de conocimientos>;

ATOMOS

Variable (Argumentos atómicos asociados a las variables de interés para el Experto)

Causa ( Argumentos atómicos asociados a las posibles causas del sistema)

Estado ( Argumentos atómicos asociados a los posibles estados de las variables)

PREDICADOS

HECHOS

REGLAS

TABLA < Nombre de la tabla >

TABLA Raíz

CERTEZA

FINTDC

Una explicación más detallada de este formato aparece en el anexo 4

#### **2.4.1.5 Elaboración de las bases de conocimientos**

Antes de pasar a explicar como se elaboran las bases de conocimientos con el GRECAIL se mencionarán los pasos a seguir para la confección de éstas sin el uso del mismo.

En entrevistas realizadas entre el ingeniero en conocimiento y el experto.

1. Se analiza en cada una de las etapas del proceso, cuáles son las variables de las cuales se necesitan conocer sus valores para decidir cómo va la marcha del proceso, así como cuáles necesitan tener alarmas para detectar si están por encima o por debajo de sus valores normales.

Al realizar este análisis en los procesos de elaboración de queso y de jugo se determina que es necesario automatizar una serie de parámetros para llevar a cabo el control del proceso. Estos aparecen en los anexos 2 y 3.

2. Se determina cuando la variable está en alarma de qué variables depende, cuáles son las causas que motiva que una variable pueda estar fuera de rango, así como las recomendaciones a considerar para resolver estas anomalías y definir los límites altos y bajos de las variables.

3. Se elabora el árbol de decisión.

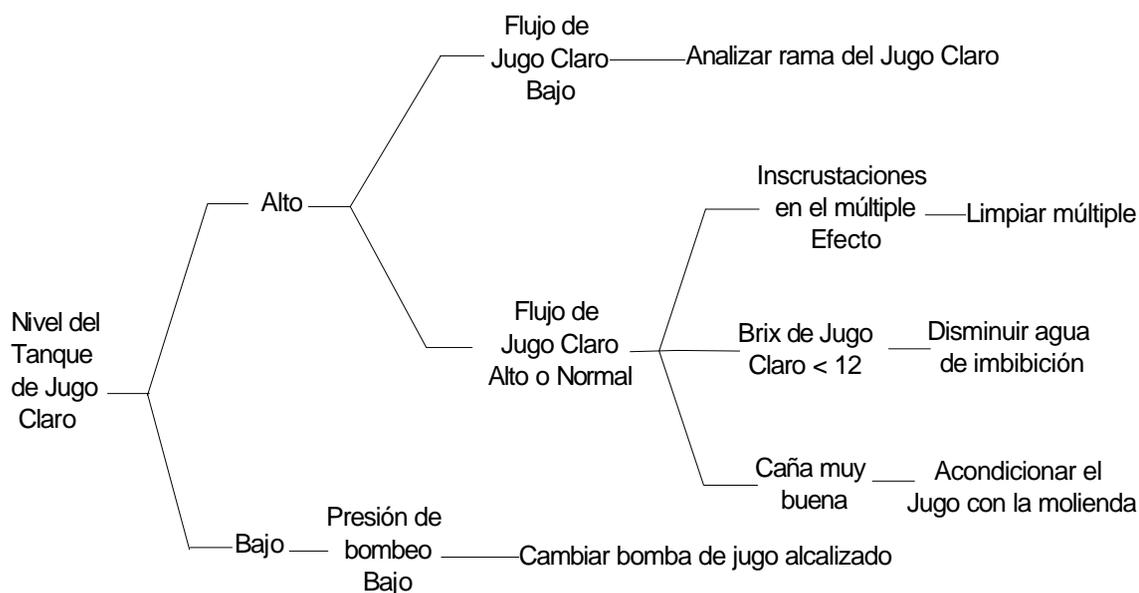
Esta forma de organizar el conocimiento del experto se propone en el trabajo. Se demuestra que un experto en un proceso tecnológico pueda realizar los tres pasos anteriores solo, sin la intervención de un ingeniero en conocimiento.

Esto trae como resultado que se pueda aligerar el proceso de auto extracción del conocimiento y se comprobó cuando se elaboraron los árboles de decisión de los cuatro procesos.

4. Se pasa a construir por el ingeniero en conocimiento las TDC, siguiendo el formato explicado en el epígrafe 2.4.1.4. Se generan las bases y se comprueba con el SETDC si quedaron bien elaboradas. Este último aspecto sólo lo puede realizar una persona que domine el SETDC. Si se desea hacer cambios en la base es imprescindible la presencia del ingeniero en conocimiento. El árbol de decisión y la TDC del proceso de evaporación aparecen en el anexo 5 y 6 respectivamente. Los demás árboles de decisión, así como las tablas aparecen en los trabajos presentados por (Cruz, 1997; Cruz, 1999).

En la creación de estas bases se cataloga como Hecho, cuando ocurra que todas las causas posibles de una rama del árbol estén asociadas al mismo argumento atómico. Esto ocurre cuando no llegan al sistema todas las mediciones necesarias para decidir exactamente cuál fue la causa, o sea cuando al sistema no llega información de los valores de las variables de que dependa que una variable esté en alarma y si la misma se recibe se cataloga como Tabla.

El diseño de las BC se explica a través de tablas representativas que abarcan casi todas las complejidades de un proceso tecnológico, siguiéndose el mismo estilo para todas las demás.



**Figura 2.4.1.5.1.- Ejemplo de Árbol de Decisión.**

Se usará para la explicación el ejemplo que se muestra en la figura 2.4.1.5.1 la variable “Nivel del Tanque de Jugo Claro”, como se puede apreciar del árbol de decisión, puede tomar el valor de bajo, lo cual puede ser producido sólo por una causa, por lo que se asociará con la etiqueta Nivel\_Tanque\_JC afirmándose esto con un valor de certeza igual a 1. Este es uno de los casos típicos al cual se le denomina **Hecho**, poniéndose en la parte de hechos el predicado inferencial con todos sus datos, como se muestra a continuación:

Hechos

causa\_de(Nivel\_Tanque\_JC, Bajo, L1)/1.0;

Además, en este caso no llega información al sistema del valor de la presión de bombeo. Ahora se explica igualmente la variable “Nivel del Tanque de Jugo Claro” cuando se encuentra por encima del valor establecido. En este caso habría que pasar a elaborar una tabla, pues la variable depende del estado de otra variable. Cuando el Nivel del Tanque de Jugo Claro es alto depende del estado del Flujo de Jugo Claro. Si este es alto o normal existen varias causas que explican por qué el proceso está fuera de los límites de operación. Esto se puede hacer usando el predicado tipo proceso ES\_ESTADO, el cual determina el estado del Flujo de Jugo Claro. Si es cierto este antecedente, cazará con el consecuente CAUSA\_DE (Nivel\_Tanque\_JC, Alto, L2).

Para el caso de que éste antecedente no sea cierto la causa está dada por los problemas en el Flujo de Jugo Claro por bajo, por lo que hay que ir a buscar la causa en la TABLA Flujo de Jugo Claro, el cual cazará con el consecuente CAUSA\_DE (Nivel\_Tanque\_JC, Alto, causa1#). Como este predicado es de tipo inferencial y tiene el tercer argumento sin valor, iniciará una nueva inferencia para que este argumento tome valor, resolviéndose en este caso en la TABLA Flujo de Jugo Claro.

Lo óptimo sería poder dar al operario en cada uno de los casos de alarma la causa de falla en específico y no un conjunto de estas, como se hace en la mayoría de los casos, pero esto no es posible producto de la cantidad de mediciones que llegan a la computadora, que es insuficiente.

Como se puede apreciar, todos estos factores se deben tomar en cuenta durante la confección de las TDC, así como todos los identificadores de las variables y las causas que son necesarias para la elaboración de las BC.

A partir de tener elaborado el árbol de decisión y el fichero GRC configurado con el GRACIL, donde aparecen todas las variables del proceso con sus estados y valores de alarma si se va a trabajar en tiempo real. Si es para entrenar se puede configurar el fichero de variables con el propio GRECAIL.

Los pasos a seguir para elaborar las TDC con el GRECAIL son:

1. En el caso de los hechos se selecciona la variable, su estado, y se dan las causas y recomendaciones. Anexo 8. Figuras 1, 2 y 5.
2. En el caso de una tabla, se selecciona la variable, su estado, se dan las variables de que depende y se definen las relaciones de dependencia entre ellas. Luego se debe definir si es conocida o no la causa que puede provocar la situación de la variable en el estado que se está analizando. Si se define que esta causa es conocida se debe introducir la misma y las recomendaciones asociadas. Anexo 8. Figuras 1, 3, 4, 2 y 5.
3. Si la variable seleccionada depende de más de un estado de otra variable, una vez terminado el análisis de uno de los estados, se debe marcar próxima regla y se repite el procedimiento explicado en el párrafo anterior. Anexo 8. Figura 4.

4. Cuando una variable depende de otra para la cual se necesita definir otra tabla, se selecciona la variable, su estado, se da la variable de que depende, así como sus relaciones de dependencia y se plantea que la causa es desconocida. Anexo 8. Figura 1, 3 y 4.

5. Para el caso que una variable dependa de más de una, se analiza como se explicó anteriormente para el caso que dependa de una sola y antes de pasar a realizar el análisis de la otra variable dependiente se debe marcar próxima variable. Anexo 8. Figura 4.

Con éstas operaciones quedan construidas las TDC y el fichero del SE con extensión SE que usa el GRECAIL para realizar la inferencia.

Para comprobar si quedaron bien elaboradas las BC, a partir del árbol de decisión se van dando las variables, los estados en que se encuentran, las variables de que dependen con sus estados y el sistema le brinda las causas y recomendaciones, las cuales puede comparar con las que aparecen en el árbol de decisión. Esta forma de comprobación es más amena y rápida que con el SETDC y la puede realizar el mismo experto.

Como puede apreciarse de todo lo explicado anteriormente, el proceso de elaboración de las BC lo puede realizar el experto al igual que cuando sea necesario realizar alguna modificación en las mismas.

El sistema se considera ampliamente configurable teniendo en cuenta que permite definir las variables del proceso tecnológico que cumpla con las restricciones de éste, así como las causas que hacen que estas variables se alejen de los límites establecidos y las acciones a realizar en función de los orígenes de las alarmas.

### **2.4.2 Confección del sistema DIARNA**

El objetivo fundamental de DIARNA es que permita utilizar la RNA de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento y explotación para predecir el valor de una variable. Este se concibe con los siguientes subsistemas:

1. Subsistema de administración (S. de Administración). Este coordina las solicitudes de acceso de un usuario al sistema, así como controla el listado de información,

identificación y palabra clave de los usuarios ya existentes en el sistema o los nuevos usuarios que deseen utilizar el mismo.

2. Subsistema para controlar todas las actividades relacionadas con el accionar de la RNA. Este abarca todo lo concerniente a las actividades del entrenamiento y de explotación.

3. Subsistema de configuración (S. de Configuración). Tiene como objetivo coordinar todos los datos de configuración.

4. Subsistema de reporte. Es el responsable de coordinar todas las tareas de reporte del sistema.

### **2.4.2.1 Características de la red neuronal seleccionada**

En el campo de la Ingeniería Química se han aplicado tres tipos de RNA fundamentales. Estas son la de Retropropagación (Backpropagation), la Recurrente y la RBF (Himmelblau, 2000).

Se optó trabajar con la RNA de retropropagación hacia atrás, comúnmente también conocida como Backpropagation y dicha selección se basó en los aspectos siguientes:

1- Por el grado de conocimiento que se tiene de ella.

2- Por lo fácil que es programar su algoritmo.

3- El tipo de entrenamiento que utiliza es el supervisado, pues se contaba con datos de entrada y salida deseada.

4- Por su amplia utilización en el campo de la ingeniería química para el diagnóstico y el control (Toja y Trejo, 1992; Pego y Col., 1994; Rodríguez, 1994; Tzer y Col., 1994; Zhang y Col., 1992; Zamarreño, 1998; Hecht- Nielsen, 1989; Hoskins y Himmelblau, 1988; Hornik, 1991; Jones y Hoskins, 1987; Kirchner, 1990; Rumelhart y Col., 1986; Silva y Almeida, 1990; Werbos, 1988; Freisleben, 1992; Peacock, 1998; Benne y Col., 1999; Himmelblau, 2000).

5- Este tipo de red ha encontrado aplicaciones específicas en la industria azucarera, en el área de tachos para el diagnóstico de la elevación del punto de ebullición y de la conductividad, así como en el área de evaporación para diagnosticar el brix de salida (Peacock, 1998; Benne y Col., 1999).

**2.4.2.2 Modelo de la red neuronal de retropropagación (Backpropagation)**

A continuación se muestra el algoritmo que explica el modo de funcionamiento de esta red, el cual aparece programado en DIARNA.

Antes de dar comienzo a la explicación sería conveniente identificar los subíndices e indicadores más comunes, los cuales se presentan en la tabla 2.4.2.2.1

**Tabla 2.4.2.2.1.-Índices e indicadores del sistema**

p:	Subíndice para referirse al p-ésimo vector/patrón de entrenamiento.
i:	Subíndice para referirse a la i-ésima unidad de la capa de entrada.
j:	Subíndice para referirse a la j-ésima unidad de una capa oculta.
E:	Superíndice para referirse a la capa de entrada.
O:	Superíndice para referirse a la capa oculta.
S:	Superíndice para referirse a la capa de salida.
k:	Subíndice para referirse a la k-ésima unidad de la capa de salida.
M:	Cantidad de unidades en la capa de salida.
N:	Cantidad de unidades en la capa oculta.
Q:	Cantidad de unidades en la capa de entrada.
X	Vector de entrada a una capa

Para el entrenamiento se parte de un par de conformado por los valores de alimentación de la RNA ( $X_{pi}^E$ ) y los valores esperados a la salida de esta ( $SE_{pk}$ ). Desde el preciso momento en que se le presente a la capa de entrada de la red una trama de datos con los que estimular a cada una de las unidades de la misma, ésta señal se propagará por cada una de las capas superiores para dar lugar finalmente a una salida ( $SF_{pk}$ ). Esta salida se compara con un valor de salida esperado ( $SE_{pk}$ ) para originar así el error asociado a cada unidad de salida ( $\delta_{pk}$ ):

Donde: ( $x_{pi}^E$ ): Los valores de las variables de entrada a la red en cada instante de tiempo.

$$\delta_{pk}^S = (SE_{pk} - SF_{pk}) \quad \text{donde} \quad SF = f\left( \text{NETA}_{pk}^S \right) \quad (2.4.2.2.1)$$

( $SE_{pk}$ ): Los valores esperados de la variable de salida de la red en cada instante de tiempo.

( $SF_{pk}$ ): Los valores calculados de la variable de salida por la red en cada instante de tiempo.

El objetivo principal del entrenamiento es minimizar el error total al aplicar la Regla Delta Generalizada a la suma de los cuadrados de los errores de todas las unidades de la capa de salida, definida como.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^2 \quad (2.4.2.2.2)$$

El próximo paso consiste en determinar el sentido en el que deben variar los pesos para minimizar el  $E_p$  y para ello se calculará el valor negativo del gradiente  $E_p$  ( $\nabla E_p$ ) respecto a los pesos:

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}^{SF}} = (SE_{pk} - SF_{pk}) f'(\text{NETA}_{pk}^S) f(\text{NETA}_{pj}^o) \quad (2.4.2.2.3)$$

$\text{NETA}_{pk}^S$  : Suma ponderada vinculada con una neurona de la capa de salida. En la suma intervienen las entradas asociadas a la neurona y los pesos de esta.

$\text{NETA}_{pk}^o$  : Suma ponderada vinculada con una neurona de la capa oculta.

Considerando a la magnitud del cambio de peso como proporcional al gradiente negativo, podría plantearse como ecuación de reactualización de los pesos que interconectan a la neurona  $j$  de la capa oculta con la  $k$ -ésima neurona de la capa de salida. Esta dada por

$$W_{jk(t+1)}^S = W_{jk(t)}^S + \Delta W_{jk(t)}^S \quad (2.4.2.2.4)$$

Adicionalmente se consideran un par de parámetros más que mejoran el desempeño de la red durante el entrenamiento. El primero de ellos es el parámetro de velocidad de aprendizaje ( $\beta$ ), el cual ayuda a la RNA a asentarse en una solución y cuyo valor está comprendido entre 0 y 1 (Freeman y Skapura, 1993), será mayor el número de

iteraciones mientras menor sea el valor de ( $\beta$ ), por lo que suele ser una práctica frecuente incrementar ( $\beta$ ) lentamente a medida que progresa el aprendizaje para aumentar así la velocidad de convergencia.

El segundo parámetro es el del momento. Este ayuda a incrementar la velocidad de convergencia manteniendo los cambios de pesos en una misma dirección. Este nuevo término cuenta con el parámetro del momento ( $\alpha$ ), el cual toma valores recomendados entre 0 y 0,25 de manera tal de que si el incremento de un determinado peso es alto, entonces la tendencia en la siguiente iteración será a mantener dicha medida de incremento y si dichos incrementos oscilan (a veces son positivos y a veces negativos), entonces el incremento efectivo o acumulado se reduce al cancelarse unos con otros, provocando finalmente incrementos pequeños.

La ecuación final del incremento de los pesos de las neuronas de la capa de salida, en específico de los  $j$ \_pesos de la capa oculta que se enlazan con la  $k$ \_ésima neurona de la capa de salida. Está dada por:

$$\Delta W_{jk(t)}^S = \beta \underbrace{(SE_{pk} - SF_{pk})}_{\delta_{pk}^S} f'(NETA_{pk}^S) f(NETA_{pj}^O) + \alpha \Delta W_{jk(t-1)}^S \quad (2.4.2.2.5)$$

$\delta_{pk}^S$  : Señal del término del error asociado a la  $k$ \_ésima neurona de la capa de salida

$f(NETA_{pj}^O)$  : Valor de entrada a la capa de salida o valor de salida de la capa oculta adyacente a la capa de salida.

Hasta aquí se ha obtenido el modo de calcular la medida en la que se deben incrementar los pesos de la capa de salida así como el error asociado a cada una de sus unidades. El próximo paso es la propagación hacia atrás, o sea hacia las capas ocultas, la fracción de la señal de error total que le corresponde a cada neurona de la capa oculta en dependencia de la contribución que haya hecho cada una de ellas a las unidades de la capa superior.

En las capas ocultas, para el cálculo del error total  $E_p$ , no puede partirse al igual que en el análisis anterior de que se cuenta con valores esperados de salida, sin embargo, (Freeman y Skapura, 1993) suponen que  $E_p$ , de alguna manera, debe de estar relacionado con los valores de salida de la capa oculta y para ello parten de la ecuación de la suma de los cuadrados de los errores de todas las unidades de salida:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (SE_{pk} - SF_{pk})^2 \quad (2.4.2.2.6)$$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left( SE_{pk} - f \left( \sum_{j=1}^N W_{kj}^S X_{pk}^S \right) \right)^2 \quad (2.4.2.2.7)$$

$X_{pk}^S$  : Entrada késima del vector de entrada a la capa de salida.

Ya se conoce que  $X_{pj}^S$  es el vector de entrada a la capa de salida y de que el mismo depende directamente de los pesos de la capa oculta, por lo que el gradiente  $E_p$  podría calcularse con respecto a los pesos de las capas ocultas, para lo que se obtendría:

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ij}^O} = - \sum_{k=1}^M (SE_{pk} - SF_{pk}) f' \left( \text{NETA}_{pk}^S \right) W_{kj}^S f' \left( \text{NETA}_{pj}^O \right) \quad (2.4.2.2.8)$$

$X_{pi}^O$  : Entrada i\_ésima del vector de entrada a la capa oculta. Este puede provenir o bien de la capa de entrada, o bien de alguna otra capa oculta que anteceda a la capa oculta analizada.

Considerando nuevamente la proporcionalidad entre el cambio del peso y el gradiente negativo de  $E_p$  se obtiene como fórmula de cálculo del cambio de peso para las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s):

$$\Delta W_{ij}^O = \beta f \left( \text{NETA}_{pj}^O \right) \sum_{k=1}^M \left[ (SE_{pk} - SF_{pk}) f' \left( \text{NETA}_{pk}^S \right) W_{jk}^S \right] f' \left( \text{NETA}_{pj}^O \right) \quad (2.4.2.2.9)$$

Al añadirsele el término del momento y el parámetro de la velocidad de aprendizaje, se obtiene la ecuación de actualización de los pesos de la capa oculta:

$$W_{ij}^O(t+1) = W_{ij}^O(t) + \beta \delta_{pj}^O f' \left( \text{NETA}_{pj}^O \right) + \alpha \Delta W_{ij}^O(t-1) \quad (2.4.2.2.10)$$

En el anexo 7 se muestra a modo de resumen el algoritmo que se debe seguir a la hora de efectuar el entrenamiento.

### **2.4.2.3 Requisitos del software y hardware**

El sistema propuesto requiere para su explotación de un microprocesador electrónico 486 o superior que trabaje sobre la plataforma de Windows NT 4.0 con 16 Mb de memoria RAM

### **2.4.2.4 Entrenamiento y explotación de la red neuronal**

Se conoce que las RNA se deben utilizar en sistemas no lineales. Uno de sus usos es obtener modelos para calcular valores de variables que no se midan directamente, los cuales son necesarios predecir con el fin de utilizarla en el diagnóstico o para el control de procesos.

En este trabajo se incorpora el módulo de la RNA al GRACIL con el fin de poderla utilizar para el diagnóstico de los procesos.

Para probar la RNA trabajó en el proceso de elaboración de masas cocidas con el objetivo de calcular la conductividad, esta es una variable que se mide en tiempo real, lo cual ha servido para probar la eficiencia de la red. Esta es una variable compleja y en consulta con los tecnólogos se determinaron las variables que influyen en su comportamiento. Estas son: Brix, pol y pureza de iniciación del elemento con que se abastecerá el tacho, temperatura de la masa que se cocina, vacío, nivel y además influyen las características físico química de los materiales que se procesan.

Los aspectos que se consideraron para configurar la etapa de entrenamiento y explotación con el fin de establecer la estructura de los ficheros de los casos son los siguientes.

- El azúcar de primera se elabora en el primer y segundo tacho.
- El azúcar de segunda se elabora en el tercer tacho.
- El azúcar de tercera se elabora en el cuarto tacho.
- Los dos últimos tachos se utilizan ocasionalmente para producir cristalización y / o mejora de grano fino.

- En los tachos tres y cuatro existe un parámetro que indica el tipo de operación a realizar en el tacho.

Los otros parámetros definidos para los ficheros de casos para cada uno de los Tachos coincidieron y se asociaron a cada unos de las variables que son sensadas durante la marcha de los procesos y estas se enumeran a continuación:

1. Tiempo transcurrido desde que se inició el proceso
2. Brix de iniciación del elemento con el que se abastecerá el Tacho.
3. Pol de iniciación del elemento con el que se abastecerá el Tacho.
4. Pureza de iniciación del elemento con el que se abastecerá el Tacho.
5. Temperatura de la masa que se cocina.
6. Vacío en el Tacho.
7. Nivel alcanzado en el Tacho.
8. Conductividad.

Las variables 2, 3 y 4 son medidas o calculadas en el laboratorio y las cuatro últimas se van midiendo directamente cada 20 segundos a medida que transcurre el proceso. También debe especificarse que en los Tachos donde se elabora masa A sensan cada 20 segundos una variable que reviste gran importancia que es el Brix de la meladura de alimentación. Por ende, esta variable debe tenerse en cuenta a la hora del entrenamiento para los tachos 1 y 2. La conductividad constituirá la única variable de salida de la última capa de la RNA, mientras que las restantes serán los de entrada a la RNA.

Los parámetros a tener en cuenta en la etapa de entrenamiento son:

Tipo de procesamiento, nombre de los ficheros de resultados, cantidad de capas de la red, error mínimo permisible, el valor de beta y de alfa, máximo de iteraciones y cada cuantas iteraciones se desea salvar, si se necesita modificar la razón de aprendizaje, tipo de función de activación y cantidad de neuronas de cada capa.

Todos estos parámetros se pueden cambiar cada vez que se ejecute el programa.

### **2.5 Pruebas realizadas**

En este epígrafe se presentan las pruebas realizadas al GRECAIL y a DIARNA, así como el acoplamiento de éstos con el GRACIL con el objetivo de comprobar la eficiencia de los mismos.

### **2.5.1 Pruebas realizadas con el sistema GRECAIL**

A continuación se exponen los pasos a seguir para construir las TDC y los ficheros SE.

Esto se explica con el ejemplo que aparece en la figura 2.4.1.5.1

Se parte de que los dos primeros pasos que aparecen en el epígrafe 2.4.1.5 para la confección del árbol de decisión lo realiza el propio experto sin la intervención del ingeniero en conocimiento.

Una vez confeccionado el árbol de decisión y tener configurado el fichero GRC del proceso con el GRACIL o con el GRECAIL, en el cual aparecen todas las variables, con sus estados y los valores de alarma se pasa a la confección de las TDC y los ficheros SE.

Las pruebas realizadas al GRECAIL son las siguientes

#### 1. Confección de las TDC y los ficheros de configuración del Sistema Experto SE.

A partir de tener las variables configuradas, se configuran todas las causas asociadas a cada uno de los estados de las variables.

Posteriormente y conociendo las variables y las causas se pasa a configurar la TDC teniendo en cuenta que caso se puede representar por un (HECHO) o por una (TABLA).

La variable nivel del tanque de jugo claro por bajo se representa por un (HECHO). Para configurar este se selecciona la variable, se da su estado (BAJO), se selecciona la causa (PRESIÓN DE BOMBEO BAJO) y se escribe la recomendación (CAMBIAR BOMBA DE JUGO ALCALIZADO).

La variable nivel del tanque de jugo claro por alto se representa por una (TABLA). Para configurar este se selecciona la variable, se da su estado (ALTO), se dan las variables de que depende (FLUJO DE JUGO CLARO), se seleccionan los estados de la variable de que dependen (ALTO Ó NORMAL), se seleccionan las causas (INCRUSTACIONES EN EL MÚLTIPLE EFECTO, BRUX DE JUGO CLARO MENOR QUE 12, CAÑA MUY BUENA) y se escriben las recomendaciones (LIMPIAR MÚLTIPLE,

DISMINUIR AGUA DE IMBIBICIÓN, ACONDICIONAR EL JUGO CON LA MOLIENDA).

Al terminar con un estado de la variable de que depende se da PRÓXIMA REGLA y se selecciona el otro estado de la variable flujo de jugo claro (BAJO), en este caso la respuesta hay que encontrarla en otra (TABLA) o en un (HECHO) que es este caso, por lo que hay que dar causa (DESCONOCIDA). En el anexo 5 aparece cuando el flujo de jugo claro es bajo cuales son las causas y recomendaciones. Para esta variable se configura como en el caso del (HECHO) anterior.

Con estos pasos queda confeccionada la TDC y los ficheros de configuración del SE por el propio experto sin necesidad de conocer nada del SETDC, ni tener que trabajar con un ingeniero en conocimiento.

Aplicando este mismo procedimiento se construyeron las TDC y los ficheros de configuración del SE para cada uno de los procesos. Para esto se parte de los árboles de decisión y los ficheros GRC configurados con el GRACIL para cada proceso. La tabla para el proceso de evaporación aparece en el anexo 6 y las demás aparecen en (Cruz, 1997; Cruz, 1999).

Para el proceso de Evaporación la cantidad de elementos de la (BC) son los siguiente

Total de átomos:	77
Total de predicados:	5
Total de hechos:	8
Total de tablas:	22
Total de antecedentes:	37
Total de consecuentes:	38
Total de reglas:	39

Para el proceso de Cristalización Continua por Enfriamiento la cantidad de elementos de la BC son:

Total de átomos:	98
Total de predicados:	5
Total de hechos:	21
Total de tablas:	15

Total de antecedentes:	41
Total de consecuentes:	40
Total de reglas:	41

Para el proceso de Elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática la cantidad de elementos de la BC elaborada son:

- Total de átomos:	127
- Total de predicados:	5
- Total de hechos:	68
- Total de tablas:	12
- Total de antecedentes:	33
- Total de consecuentes:	32
- Total de reglas:	33

Para el proceso de Néctar de Naranja-Mandarina la cantidad de elementos de la BC son:

- Total de átomos:	83
- Total de predicados:	5
- Total de hechos:	21
- Total de tablas:	13
- Total de antecedentes:	35
- Total de consecuentes:	33
- Total de reglas:	32.

## 2. Modificación de una TDC y de un fichero SE.

Si al ejemplo anterior se desean agregarle nuevas variables, por ejemplo: flujo de vapor vaso, nivel vaso 6 y como esta última depende de la posición de la válvula automática del vaso, también es necesario incluirla. Estas variables aparecen en el anexo 5 al igual que las causas, las cuales son necesarias incluir. Además en este anexo se muestran las recomendaciones.

La variable flujo de vapor vaso por bajo se configura como un (HECHO) y el nivel del vaso 6 por alto se configura como una (TABLA).

Con este ejemplo se probó la inclusión de variables, causas, recomendaciones, hechos y tablas. Siguiendo este mismo procedimiento se siguió incorporando las demás variables

que aparecen en el anexo 5 hasta culminar la TDC del proceso de evaporación la cual aparece en el anexo 6. Esto también se realizó para los demás procesos.

3. Comprobar la respuesta que brinda el sistema.

Para comprobar si la respuesta que brinda el GRECAIL es adecuada se simuló la ejecución de la TDC que aparece en la tabla 3.1.1 con el objetivo de comprobar si las causas y recomendaciones, así como la explicación del resultado inferencial para cada una de las situaciones analizadas eran correctas. Esto también se realizó utilizando las TDC de cada uno de los procesos.

4. Probar la comunicación del GRECAIL con el GRACIL.

Para probar la comunicación del GRECAIL con el GRACIL con el objetivo de verificar cuando el GRACIL informa que una variable está en alarma, si es que el GRECAIL informa correctamente las causas de la misma, las recomendaciones para volver el proceso a la normalidad, así como una explicación del resultado inferencial realizado. Esto se realizó primeramente usando la tabla 3.1.2 mediante la simulación, generando números aleatorios. Además se probó en tiempo real para el proceso de evaporación y mediante la simulación para los otros procesos. También se utilizó, para realizar el control fuera de línea en los procesos de elaboración de jugo y de queso del IIIA.

### **2.5.2 Pruebas realizadas con el sistema DIARNA**

Al igual que se hizo con el GRECAIL fue necesario probar en la práctica el DIARNA, por lo que se realizaron las pruebas siguientes.

1. En este trabajo se determina en la etapa de entrenamiento el mejor modelo para el caso de la masa cocida A, aunque el programa es configurable y se puede utilizar en el entrenamiento para las otras operaciones que se realizan en esta área o para otra área.

En el central “Pablo Noriega” se elabora masa tipo A en los tacho 1 y 2. En este caso se determina un modelo para cada tacho, aunque se debe plantear que estos modelos se deben mejorar en la próxima zafra antes de probar el sistema en tiempo real, lo cual sería bastante rápido con los programas con que se cuentan.

En las redes de retropropagación el modelo que comúnmente se utiliza según aparece en (Himmelblau, 2000) es el de tres capas, pues se ha comprobado la eficiencia de este modelo en un gran número de aplicaciones y no vale la pena usar estructuras más complicadas, ya que la mejora que se obtiene es poca.

La estructura de la red que se siguió fue de tres capas, mostrada en el anexo 9. Una capa de entrada con 8 neuronas, éstas representan los valores de las variables que son sensados durante la marcha del proceso y que influyen en el comportamiento de la conductividad, esta última sirve para medir indirectamente la sobresaturación en el proceso de cristalización. Las variables son las que se describieron en el epígrafe 2.4.2.4. De estos como se explicó anteriormente tres se toman de las hojas de laboratorio y las otras de los ficheros que guarda el GRACIL, las cuales aparecen reportados cada 20 segundos. Estos últimos fueron exportados hacia el DIARNA y el MATLAB desde el GRACIL para conformar los ficheros de patrones de entrenamiento, los cuales se filtraron, normalizaron y se presentaron de forma aleatoria.

Se preparó para el tacho 1 un juego de datos con 4000 casos y para el tacho 2 con 3000 casos.

El tipo de procesamiento utilizado fue en línea y se emplearon bias. Se fue variando los valores de alpha y beta, al igual que el número de neuronas en la capa oculta, hasta alcanzar un error cuadrático medio acorde con las características del proceso. Una capa de salida con una neurona, la cual representa los valores de conductividad.

El tipo de entrenamiento utilizado fue el supervisado. Para la capa de entrada se usó como función de activación la función sigmoide, que es la aconsejada cuando los datos son normalizados, en la capa oculta la función sigmoide y la tangente hiperbólica sigmoide y para la capa de salida la lineal, que es la única que se puede utilizar cuando se trabaja con una neurona en esta capa y sus valores son discretos.

Se comenzó con 200 iteraciones y después se fue aumentando hasta 1000.

Al final se trabajó usando los valores de alpha y beta y las funciones de activación aconsejadas por el MATLAB y se varió el número de neuronas en la capa oculta hasta alcanzar el menor error cuadrático medio teniendo en consideración las características del proceso, lo que garantiza que el modelo prediga adecuadamente la variable si el error obtenido es pequeño.

El objetivo que se persigue en la etapa de entrenamiento es comprobar la eficiencia del algoritmo programado en DIARNA, pues la conductividad se mide en el central y este modelo por ahora no se va a utilizar. Si se fuera a utilizar debe mejorarse el filtrado de los datos para obtener un error menor. En esta etapa el programa quedó listo para ser usado en cualquier proceso tecnológico y es muy fácil al finalizar cada zafra actualizar el entrenamiento.

Se decide usar DIARNA para entrenar, pues esto ahorraría tiempo, por ejemplo en el caso del MATLAB hay que aprender como programar la red y en el caso de que sea un programa que no se necesite programar, tienen que tener los ingenios las licencias correspondientes para usar estos programas. Como DIARNA se acopla al GRACIL en cualquier ingenio que esté instalado el mismo se puede usar con la mínima intervención de un Ingeniero en conocimiento.

2. Se realizó el entrenamiento con el MATLAB utilizando las mismas condiciones explicadas en el punto anterior. El objetivo de este paso fue verificar la precisión de DIARNA en esta etapa, por lo que fue necesario programar esta red en el formato que utiliza el MATLAB.

3. Con los resultados de los entrenamientos obtenidos para el tacho 1 y 2 tanto por DIARNA como por el MATLAB se realizó la explotación usando un conjunto de datos que no se habían utilizado para el entrenamiento. Los datos utilizados para la explotación fueron exportados desde el GRACIL hacia DIARNA y MATLAB y los ficheros de resultados fueron importados de MATLAB hacia DIARNA.

Se realizaron 3 corridas para cada tacho utilizando entre 1500 y 2000 casos en cada juego de datos para verificar si los errores obtenidos eran del mismo orden a los obtenidos en el entrenamiento. No se realizaron más corridas por lo explicado anteriormente.

Para el caso del MATLAB se programó la red para ser utilizada en esta etapa mediante la simulación y para el caso de DIARNA se probó la comunicación de este con GRACIL a través de la tecnología OLE, enviando el GRACIL los valores de las variables sensadas en tiempo real hacia DIARNA y éste el valor de la conductividad diagnosticada hacia el GRACIL comparando este valor con la conductividad real.

En esta etapa el programa quedó preparado para usarlo en todas las operaciones que se realizan en el área de tacho. Además, puede usar los pesos que brinda el MATLAB o los que brinda el mismo.

Si el programa se quiere utilizar en otro tipo de proceso es necesario realizar las siguientes modificaciones.:

Primeramente, se debe dar la facilidad de cargar el fichero de resultados del entrenamiento, a partir del cual se quiere realizar una explotación. En dicho fichero se guarda la información necesaria para el diseño de una pantalla de explotación.

Con esa información se mostraría por pantalla la cantidad de variables de entrada y salida del proceso, dándose la posibilidad de especificar para cada una de éstas, una etiqueta que las identifique y para el caso de las variables de entrada especificar ,cuales deben introducirse por teclado.

Toda esta información se guardaría en un fichero de configuración y a partir de éste se podría crear un formulario de explotación similar al de la figura 3.2.5

4. Para efectuar todas estas pruebas fue necesario preparar la exportación de ficheros de casos de entrenamiento desde el GRACIL hacia DIARNA y hacia MATLAB, así como la importación de los ficheros de resultados del entrenamiento de MATLAB hacia DIARNA y los resultados de estas operaciones fueron satisfactorias..

### **Conclusiones parciales del capítulo 2**

#### **El GRECAIL**

- Es configurable para cualquier proceso que cumpla con sus restricciones.
- Permite elaborar y modificar las TDC y los ficheros SE.
- Permite aconsejar las posibles acciones a tomar ante una anomalía y brinda una explicación de los resultados de la inferencia realizada de acuerdo a las BC que posee el sistema

#### **El DIARNA**

- Permite utilizar la RNA de retropropagación para predecir el valor de una variable.

- Se puede usar para entrenar y explotar la RNA de retropropagación (Backpropagation).
- Es configurable en la etapa de entrenamiento.

Quedan establecidos

- Los pasos a seguir para la auto extracción del conocimiento al experto.
- Los pasos a seguir para elaborar y modificar (BC) por el propio experto con el uso del GRECAIL.
- Los aspectos a tener en cuenta para realizar un entrenamiento con una RNA

El acoplamiento de ambos sistemas con el GRACIL brindó los resultados que se esperaban.

Se automatizó el cálculo de los parámetros a tener en cuenta en la operación de los procesos de fabricación de néctar de naranja-mandarina y de queso fresco del IIIA.

## **CAPÍTULO 3 ANÁLISIS DE RESULTADOS**

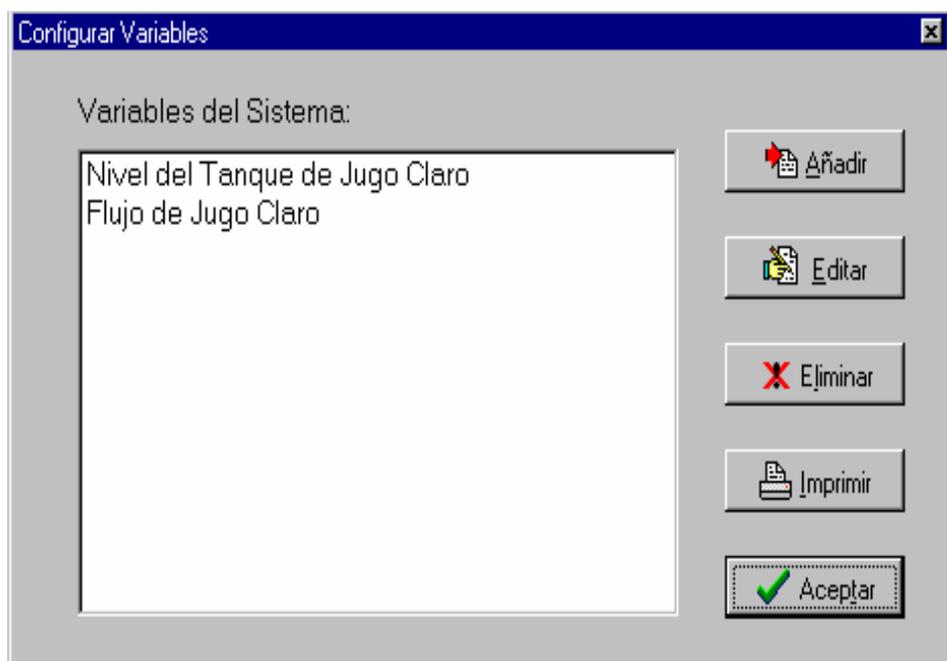
En este capítulo se presenta el análisis de los resultados obtenidos, así como de los costos y beneficios que puede reportar este trabajo.

### **3.1 Resultados del sistema GRECAIL**

A continuación se realiza el análisis de los resultados obtenidos en cada una de las pruebas realizadas al GRECAIL.

1. En la elaboración de las TDC y los ficheros de configuración del SE se tomó como ejemplo el árbol de decisión que aparece en la figura 2.4.1.5.1

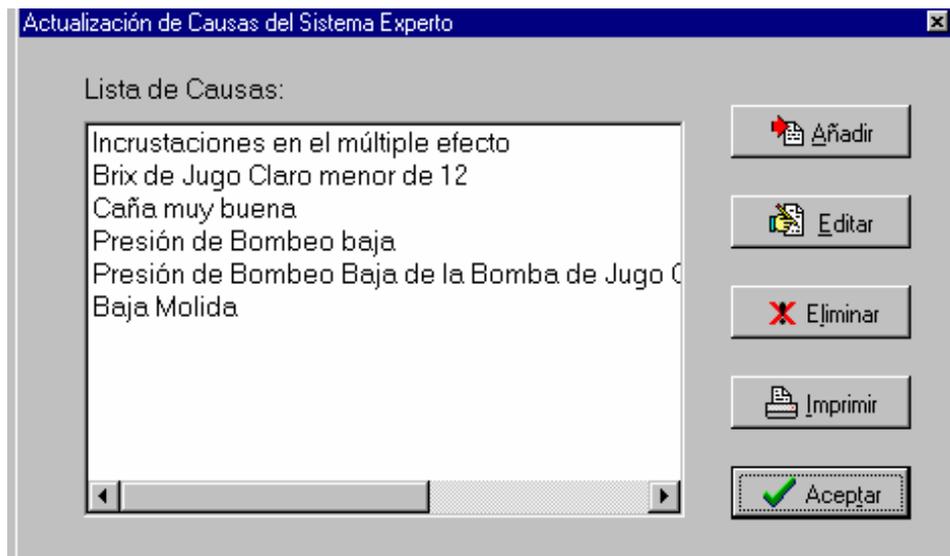
Las variables que aparecen se observan en la figura 3.1.1



**Figura 3.1.1.- Variables del sistema**

Estas coinciden con las que aparecen en el árbol de decisión y en el fichero GRC confeccionado con el GRACIL, aunque también se pudiera haber configurado con el GRECAIL por medio de la opción Añadir. Además se permite editar para cualquier modificación que se desee realizar, eliminar e imprimir las mismas.

Las causas asociadas a los estados de estas variables aparecen en la figura 3.1.2



**Figura3.1.2.- Lista de causas**

Estas coinciden con las que aparecen en la figura 2.4.1.5.1 y en el anexo 5, lo que muestra que con el sistema se pueden configurar las causas por medio de la opción Añadir. También permite modificar, eliminar e imprimir estas.

Siguiendo los pasos explicados en el epígrafe 2.5.1 se elaboró la TDC la cual se muestra en la tabla 3.1.1

**Tabla 3.1.1.- TDC del ejemplo de la figura 2.4.1.5.1**

```
SETDC EJEMPLO;
ATOMOS
EA16,EA6          :variable;
bajo, normal, alto,
on, off,
existe, noexiste,
abierta, normal, cerrada : estado;
L1,L2,L3          :causa;
```

```
PREDICADOS
recupera_falla(Variable,estado)/p;
causa_de(Variable,estado,causa);
almacena_causa(causa)/p;
dame_estado(Variable,estado)/p;
es_estado(Variable,estado)/p;
```

```
HECHOS
causa_de(EA16,Bajo,L1)/1.0;
causa_de(EA6,Bajo,L2)/1.0;
```

```

REGLAS
TABLA EA6_Alto;
es_estado(EA16,Bajo)           | si | no ;
causa_de(EA16,Bajo,CAUSA1#)   | si |   ;
CERTEZA                         |1.0 |1.0;
causa_de(EA6,Alto,CAUSA1#)    | *  |   ;
Causa_de(EA6,Alto,L3)         |    | * ;
TABLA Raiz
recupera_falla(ELEMENTO#,ESTADO#) | si;
causa_de(ELEMENTO#,ESTADO#,CAUSA#) | si;
almacena_causa(CAUSA#)          | si;
CERTEZA;
FINTDC

```

Como se observa, esta tabla cumple con el formato del SETDC, el cual aparece en el anexo 4. En la misma aparecen las dos variables EA16, EA6, estos representan los códigos con que el GRACIL identifica a las variables flujo de jugo claro y al nivel del tanque de jugo claro. Además, aparecen las tres listas de causas, L1,L2,L3, las cuales corresponden con las causas asociadas a los dos (HECHOS) y a la (TABLA) configurada.

La lista (L1) corresponde a las causas que provocan que el flujo de jugo claro esté bajo, las cuales aparecen en el anexo 5 y son las dos últimas que aparecen en la figura 3.1.2

La lista (L2) corresponde a la causa que provoca que el nivel del tanque de jugo claro esté bajo, las cuales se muestran en la figura 2.4.1.5.1 y es la cuarta que aparece en la figura 3.1.2

La lista (L3) corresponde a las causas que provocan que el nivel del tanque de jugo claro esté alto cuando el flujo de jugo claro este normal o alto, las cuales aparecen en la figura 2.4.1.5.1 y son las tres primeras que aparecen en la figura 3.1.2

En el caso de los (HECHOS) significa que siempre que EA16 y EA6 estén bajos las causas aparecen en las listas L1 y L2 respectivamente con una certeza de 1,0.

En el caso de la tabla EA6 por alto, primeramente pregunta por el estado de EA16, pues EA6 DEPENDE DE EA16. Si EA16 está bajo, la causa de que EA6 esté alto la buscará en el (HECHO) que aparece para EA16 y las mismas aparecen en la lista L1. Cuando EA16 esté no bajo, la causa de que EA6 esté alto aparecen en la lista L3.

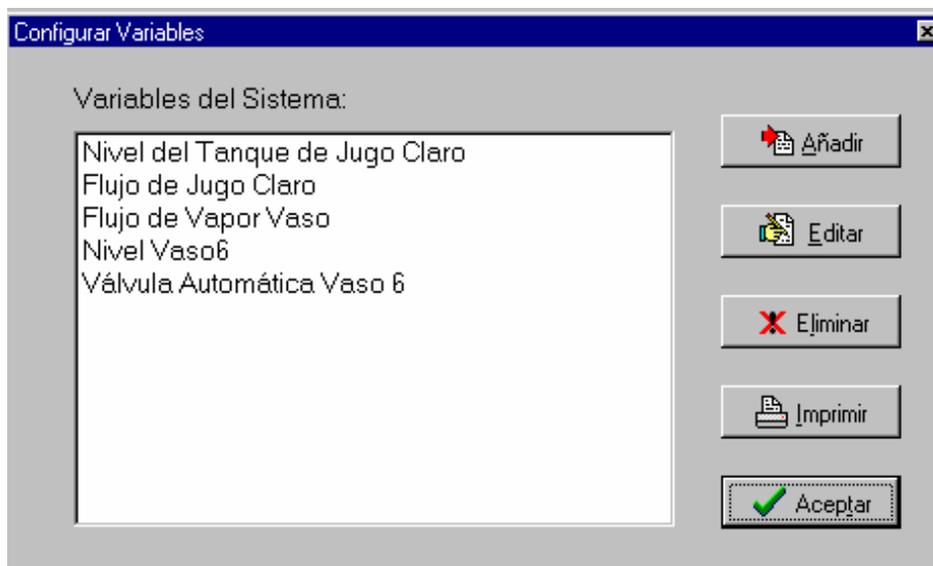
Por lo anteriormente explicado se comprueba que la tabla se corresponde con el árbol de decisión que aparece en la figura 2.4.1.5.1.

Por tanto se comprobó que un experto, a partir del árbol de decisión de un proceso, el cual es fácil elaborar por el mismo y del fichero GRC configurado por el GRACIL puede elaborar las BC de un proceso en poco tiempo. El programa también fue probado con los cuatro procesos que se describen en el trabajo, así como con otros ejemplos propuestos por especialistas del ICINAZ.

Se verificó en todos los casos que con la propuesta de elaborar el árbol de decisión por el experto se disminuye el tiempo de auto extracción del conocimiento y a partir de este árbol es muy fácil con el uso del GRECAIL elaborar las TDC y el fichero de configuración del SE.

En el anexo 6 aparece la TDC del proceso de evaporación, la cual representa plenamente al árbol de decisión que aparece en el anexo 5. La de los otros procesos se muestran en (Cruz, 1997; Cruz 1999) y todas ellas cumplen el formato del SETDC. Además se demostró que el sistema interpreta los ficheros GRC configurados con el GRACIL.

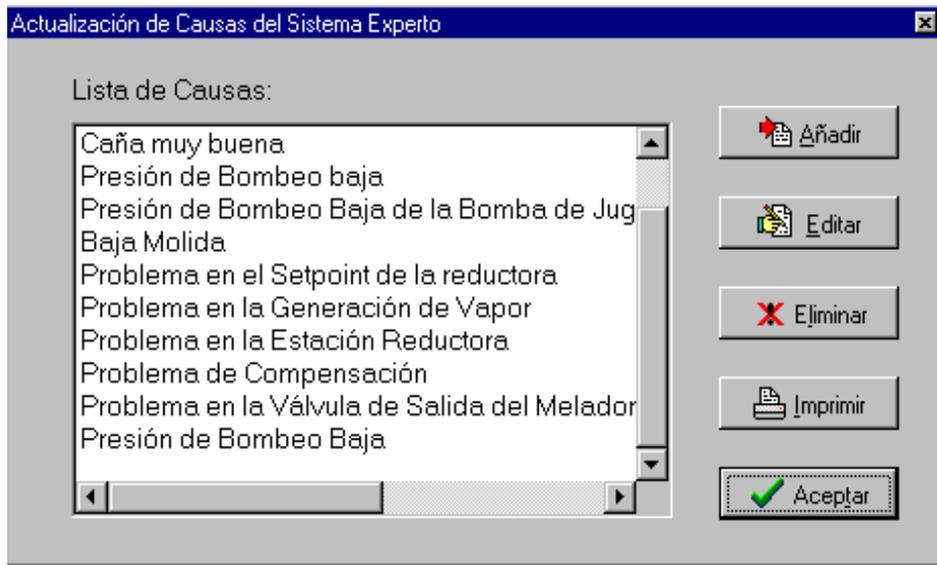
2. Como se explicó en el punto número 2 del epígrafe 2.5.1 al ejemplo anterior se le agregaron tres variables, las cuales aparecen en el anexo 5 y son las tres últimas que se muestran en la figura 3.1.3



**Figura 3.1.3.- Variables del sistema**

Esto demuestra que al sistema se le pueden incluir nuevas variables mediante la opción de añadir ó modificar mediante la opción editar, así como eliminar las necesarias e imprimirlas.

La incorporación de nuevas variables trajo como resultado la incorporación de nuevas causas las cuales se muestran en la figura 3.1.4



**Figura 3.1.4.- Lista de causas**

Esto demuestra que al sistema se le pueden incluir nuevas causas mediante la opción de añadir o modificar algunas de ellas mediante la opción de editar, así como eliminar las necesarias e imprimirlas.

Además, estas modificaciones trajeron como resultado la incorporación de un nuevo (HECHO) y de una nueva (TABLA).

Todos estos cambios realizados culminaron con una nueva TDC y un fichero de configuración del SE. La nueva TDC se muestra en la tabla 3.1.2

**Tabla 3.1.2.- TDC Modificada**

**SETDC EJEMPLO MODIFICADO**

ATOMOS

EA16,EA6,EA17,

EA5,EA42

:variable;

bajo, normal, alto,

on, off,

existe, noexiste,

abierta, normal, cerrada : estado;

L1,L2,L3,L4,L5

:causa;

PREDICADOS

recupera\_falla(Variable,estado)/p;

causa\_de(Variable,estado,causa);  
 almacena\_causa(causa)/p;  
 dame\_estado(Variable,estado)/p;  
 es\_estado(Variable,estado)/p;

**HECHOS**

causa\_de(EA16,Bajo,L1)/1.0;  
 causa\_de(EA6,Bajo,L2)/1.0;  
**causa\_de(EA17,Bajo,L4)/1.0;**

**REGLAS**

TABLA EA6_Alto;	
es_estado(EA16,Bajo)	si   no ;
causa_de(EA16,Bajo,CAUSA1#)	si   ;
<b>CERTEZA</b>	1.0  1.0;
causa_de(EA6,Alto,CAUSA1#)	*   ;
Causa_de(EA6,Alto,L3)	* ;

**TABLA EA5\_Alto;**

<b>es_estado(EA42,Cerrada)</b>	<b>  si ;</b>
<b>CERTEZA</b>	<b> 1.0;</b>
<b>Causa_de(EA5,Alto,L5)</b>	<b>  * ;</b>

TABLA Raiz

recupera_falla(ELEMENTO#,ESTADO#)	si;
causa_de(ELEMENTO#,ESTADO#,CAUSA#)	si;
almacena_causa(CAUSA#)	si;
<b>CERTEZA;</b>	
<b>FINTDC</b>	

Nota: Lo que aparece en negrita se corresponde con las modificaciones

Al analizar la TDC que aparece en la tabla anterior se observa que al sistema se le agregaron tres variables representadas por los átomos EA17, EA5 y EA42, los cuales representan, cómo se explicó anteriormente los códigos con que el GRACIL identifica a las variables flujo de vapor vaso, nivel vaso 6 y válvula automática. Además, aparecen dos nuevas listas de causas, L4 y L5, las cuales corresponden con las causas asociadas al nuevo (HECHO) y a la (TABLA) configurada.

La lista (L4) corresponde a las causas que provocan que el flujo de vapor vaso este bajo, las cuales aparecen en el anexo 5y son los números 5, 6 y 7 que se muestran en la figura 3.1.4

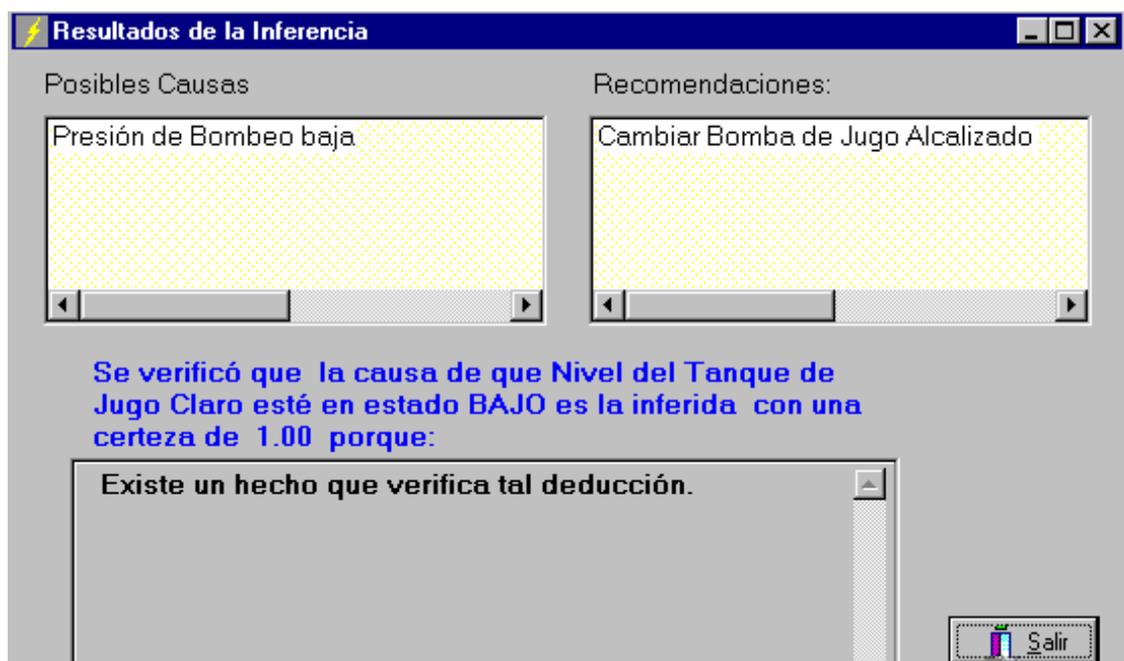
La lista (L5) corresponde a las causas que provocan que el nivel del vaso 6 este alto cuando la válvula automática este normal o cerrada, las cuales se muestran en el anexo 5 y son las tres últimas que aparecen en la figura 3.1.4

Por lo antes explicado se comprueba que la tabla anterior se corresponde con el árbol de decisión que aparece en la figura 2.4.1.5.1 y con lo que aparece en el anexo 5.

Como puede apreciarse es fácil modificar las bases de conocimientos con el GRECAIL por el mismo experto, pues con él se permite incluir variables, causas, hechos y tablas. Esto también se demostró cuando se elaboraron las TDC de cada uno de los procesos paso a paso hasta completar cada una de ellas.

3. Cuando se simuló la ejecución de la TDC que aparece en la tabla 3.1.1 usando el GRECAIL con el objetivo de comprobar si la respuesta que brinda el sistema es adecuada, se obtuvieron los resultados que se explican a continuación.

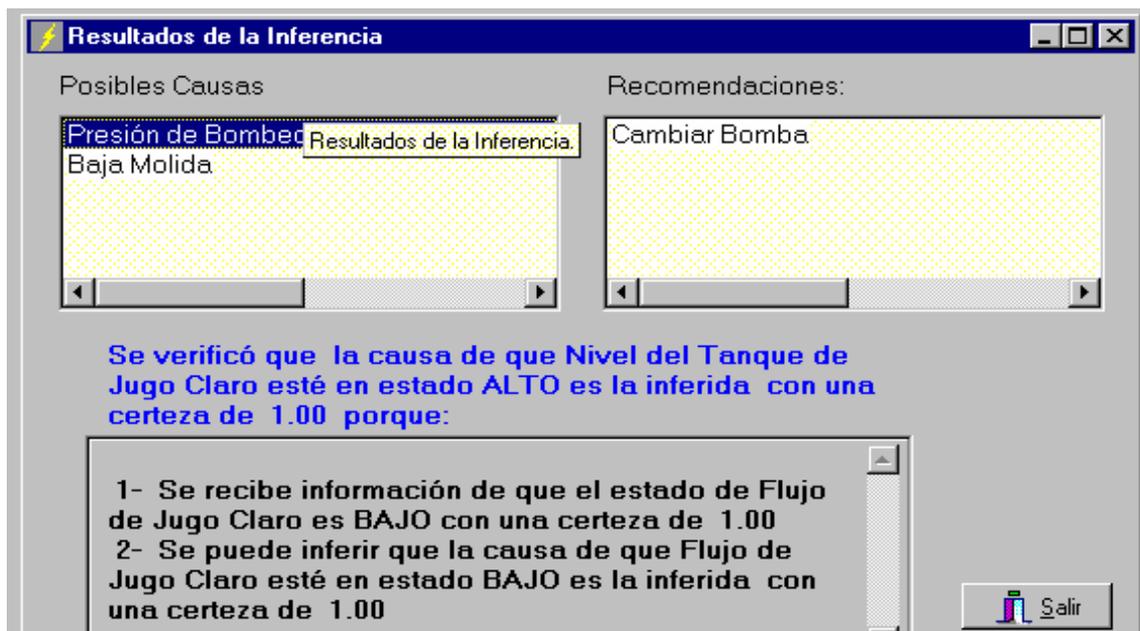
Cuando el nivel del tanque de jugo claro es bajo los resultados obtenidos aparecen en la figura 3.1.5



**Figura 3.1.5.- Resultados de la inferencia**

Como se observa la causa y recomendación obtenida coincide con lo que aparece en la figura 2.4.1.5.1, así como la explicación del proceso inferencial, pues informa que existe un (HECHO) que verifica tal deducción y si se revisa la TDC este caso esta representado por el (HECHO), Causa\_ de (EA6\_Bajo,l2)/1.0; . Esto fue inferido con una certeza de 1,0.

Cuando el nivel del tanque de jugo claro es alto y el flujo de jugo claro es bajo los resultados se muestran en la figura 3.1.6



**Figura 3.1.6.- Resultados de la inferencia**

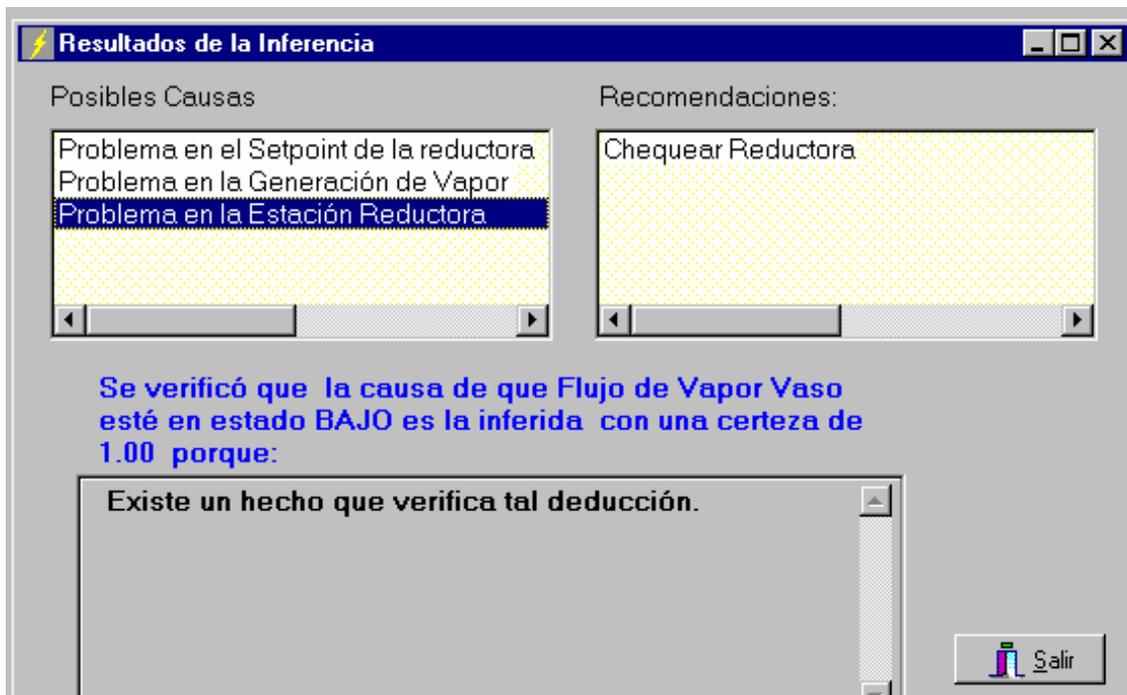
Como se observa, las causas y recomendaciones obtenidas coinciden con lo que aparece en el anexo 5, así como la explicación del proceso inferencial, pues informa que el nivel del tanque de jugo claro es alto porque se recibe información que el flujo de jugo claro es bajo y precisamente el nivel del tanque puede estar alto porque el flujo este bajo como se observa en la figura 2.4.1.5.1. Se debe destacar que aquí se observa en este momento la recomendación para la causa seleccionada y esto se infiere con una certeza de 1,0.

Además, se simularon las otras alternativas correspondientes a este ejemplo, así como las TDC de los cuatro procesos, verificándose en todas las corridas que el GRECAIL es capaz de brindar las causas y recomendaciones, así como la explicación del resultado de la inferencia para cada una de las situaciones analizadas.

Con el uso del sistema un operador puede ir cambiando los estados de las variables, aprende las variables y los estados de éstas que influyen en el comportamiento anormal de una variable, así como las causas que provocan esto y las recomendaciones que debe seguir para volver el proceso a la normalidad. Se piensa que ésto ayuda al entrenamiento de los operarios, pues se puede mostrar todas las situaciones de alarmas que ocurren en un proceso y aprender antes de que se enfrenten a ellas como resolverlas en la realidad, lo cual sin duda logra disminuir la actividad del experto en esta tarea.

4. Cuando se probó la comunicación del GRECAIL con el GRACIL los resultados obtenidos al utilizar la tabla 3.1.2 se describen a continuación:

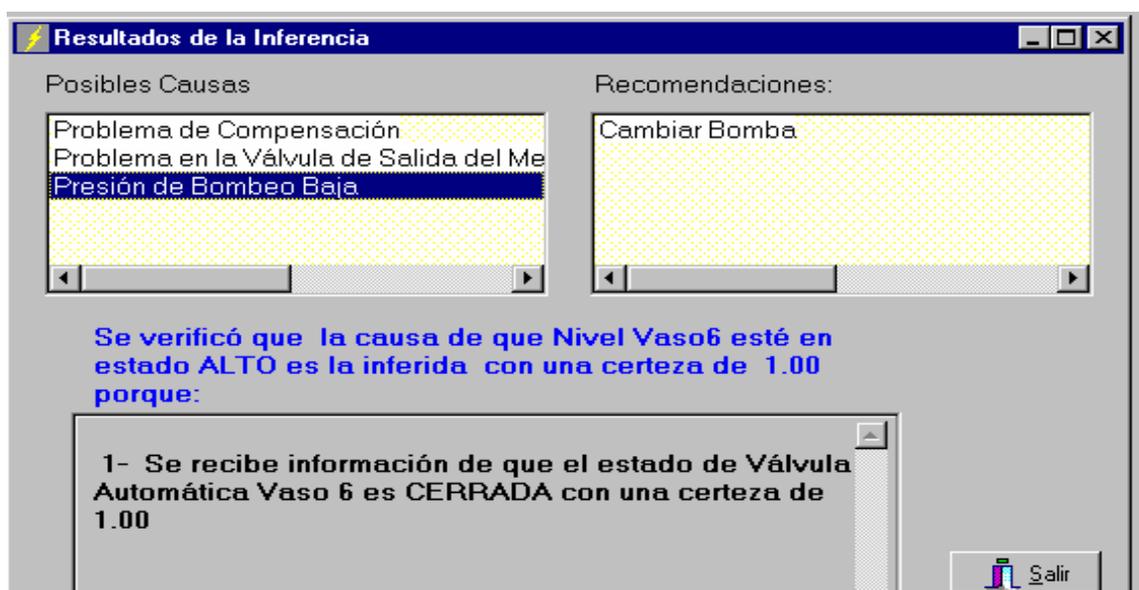
Al informar el GRACIL que el flujo de vapor del vaso está en alarma por bajo, al atender el operador la misma, el GRECAIL informó los resultados que se muestran en la figura 3.1.7



**Figura 3.1.7.- Resultados de la inferencia.**

Como se observa las causas y recomendaciones obtenidas coinciden con lo que aparece en el anexo 5, así como la explicación del proceso inferencial, pues informa que existe un (HECHO) que verifica tal deducción y si se revisa la TDC este caso esta representado por el (HECHO), Causa\_ de (EA17\_Bajo,L4)/1.0; Solamente se muestra la recomendación seleccionada y esto se infiere con una certeza de 1,0.

(Al informar) el GRACIL que el nivel del vaso 6 está en alarma por bajo y estar la válvula automática cerrada, al atender el operador la misma, el GRECAIL informa los resultados que se muestran en la figura 3.1.8



**Figura 3.1.8.- Resultados de la inferencia**

Como se observa las causas y recomendaciones obtenidas coinciden con lo que aparece en el anexo 5, así como la explicación del proceso inferencial, pues informa que el nivel del vaso 6 es alto porque se recibe información que la válvula automática del vaso 6 está cerrada y precisamente el nivel del vaso puede estar alto porque la válvula este cerrada como aparece en este mismo anexo. En esta pantalla se observa la recomendación de la causa seleccionada y la inferencia se realiza con una certeza de 1,0.

Esta unión también se probó en tiempo real en el proceso de evaporación y en los otros tres procesos mediante la simulación.

También la unión de los dos sistemas se puede utilizar para el entrenamiento, usando un generador de números aleatorios para ir cambiando los valores de las variables y se utilizó para el control fuera de línea de los procesos de elaboración de jugo y de queso del IIIA con buenos resultados, pues se lograba analizar la producción de un día y evitar cometer los mismos errores al día siguiente.

Con estos resultados se probó que existe una buena comunicación del GRACIL con el GRECAIL, comprobándose que el GRECAIL además de leer los ficheros GRC también es capaz de detectar las alarmas enviadas por el GRACIL y éste recibe las causas, recomendaciones y una explicación del resultado inferencial que brinda el GRECAIL, de manera que cuando el operador va a atender la alarma éste recibe la información para resolver el problema que se presenta.

Los resultados que brinda el GRECAIL tienen más utilidad más utilidad cuando es el caso de una variable que dependa de varias, para definir cuales son las causas, por lo que está en alarma y las recomendaciones a seguir para llevarla a la normalidad.

Por ejemplo, al analizar el árbol de decisión que aparece en el anexo 5, la variable nivel del tanque de meladura por alto depende del brix de meladura, si este está bajo depende de la presión del cuerpo del preevaporador, si ésta está baja depende de la presión en la calandria del vaso 1, si ésta está baja depende del estado de la válvula automática de vapor, si ésta está no cerrada depende del nivel del vaso1, si éste está bajo depende de la posición de la válvula automática de entrada al vaso.

Si no se tiene el experto instalado al GRACIL el operador tendría que analizar variable por variable para llegar a la conclusión final, lo cual llevaría mucho más tiempo para volver el proceso a la normalidad. Además, con éste no se necesita tener un experto las 24 horas en los cuartos de control.

### **3.2 Resultados del sistema DIARNA**

A continuación se brinda el análisis de los resultados obtenidos en cada una de las pruebas realizadas a DIARNA.

1. En el entrenamiento realizado utilizando los datos de elaboración de masa cocida A, los mejores resultados en la predicción de la conductividad se obtuvieron al utilizar los valores de alpha, beta y los tipos de funciones de activación recomendados para cada capa por el MATLAB. Al variar el número de neuronas en la capa oculta se obtuvo para el tacho 1, 6 neuronas y para el tacho 2, 8 neuronas, los menores errores cuadráticos medio como se aprecia en la tabla 3.2.1 y 3.2.2 respectivamente.

De acuerdo con consultas realizadas a especialistas de la rama, el error obtenido de 2,35 para el tacho 1 y 2,24 para el tacho 2 son pequeños atendiendo a las implicaciones prácticas.

Esta magnitud de error obtenido significa que la conductividad puede variar en un  $\pm 2,4\%$ , lo cual es admisible en este tipo de proceso. Un error grande trae como consecuencia que exista una diferencia entre el valor predicho por el modelo y el valor real de la variable, lo que trae como resultado que no sea confiable el modelo, así como el valor obtenido de la conductividad.

Por tanto se puede afirmar en este caso que el sistema es un buen predictor ante una variable compleja como lo es la conductividad, por lo que el modelo obtenido puede utilizarse, aunque sería aconsejable filtrar los datos para disminuir aun más el error .

2. Al realizar el entrenamiento con el MATLAB utilizando las mismas condiciones que fueron usadas en DIARNA se obtuvieron, al variar el número de neuronas en la capa oculta, resultados similares con respecto al error cuadrático medio para cada uno de los tachos como se observa en las tablas 3.2.1 y 3.2.2

Al observar las figuras 3.2.1 y 3.2.2 se observa como el modelo es capaz de seguir los resultados experimentales, se ve que los puntos verdes, que representan los resultados obtenidos por el modelo coinciden en gran medida con los azules, que representan los valores reales de conductividad medidos, lo que demuestra la calidad del modelo, lo cual se corrobora con la magnitud de error obtenido.

Todo lo anterior confirma la precisión del algoritmo programado en DIARNA para esta etapa y que el mismo es un buen predictor ante una variable compleja.

DIARNA facilita poder entrenar la red de retropropagación en todos los ingenios que esté instalado el GRACIL y no tener que contar con programas profesionales para esto, como es el caso del MATLAB, así como realizar el entrenamiento de un caso nuevo, pues las condiciones de un ingenio a otro cambian en un mismo proceso, o actualizar uno realizado fácilmente cada vez que se necesite con la mínima intervención de un ingeniero en conocimiento. Además en el caso particular del MATLAB hay que aprender cómo programar la entrada de datos, los parámetros de entrenamiento y la forma de dar los resultados la red.

**Tabla 3.2.1.- Resultados del entrenamiento del tacho 1.**

Número de neuronas en la capa oculta	Error cuadrático medio DIARNA	Error cuadrático medio MATLAB
1	15,50	15,56
2	23,40	23,08
3	12,12	12,30
4	6,62	6,53
5	5,38	5,49
6	2,35	2,47
7	3,15	3,01
8	2,58	2,72

**Tabla 3.2.2.- Resultados del entrenamiento del tacho 2.**

Número de neuronas en la capa oculta	Error cuadrático medio DIARNA	Error cuadrático medio MATLAB
1	14,82	15,06
2	14,96	15,08
3	8,05	7,94
4	9,42	9,63
5	12,35	13,36
6	3,34	3,24
7	3,9	4,04
8	2,24	2,3

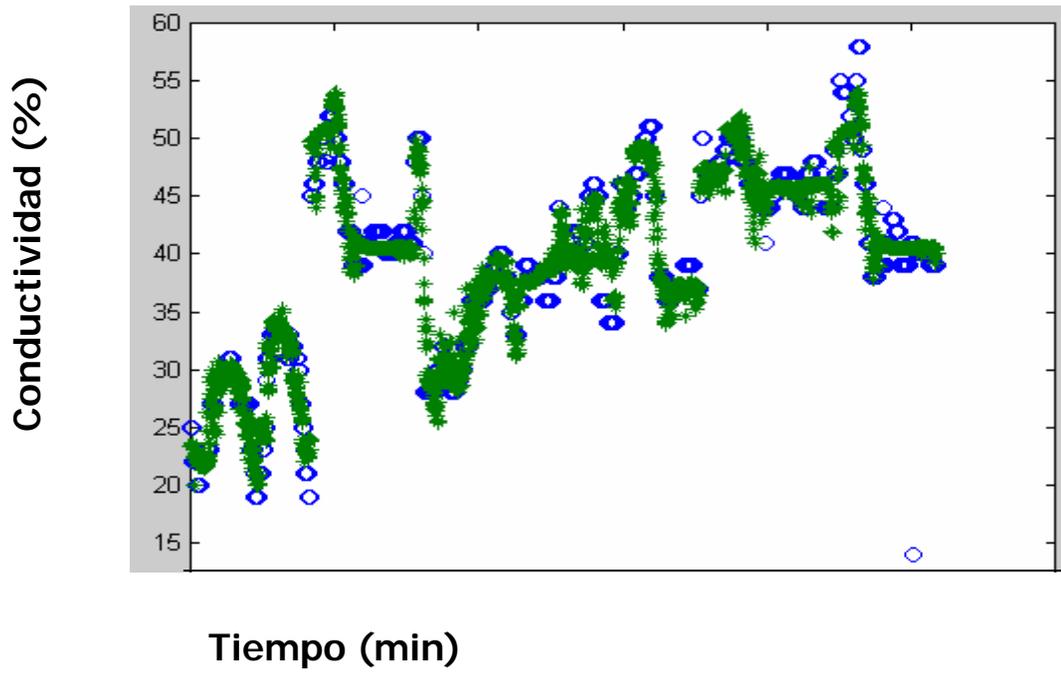


Figura 3.2.1.- Resultados del modelo del entrenamiento del tacho 1

Puntos azules: Resultados experimentales

Puntos verdes: Resultados del modelo

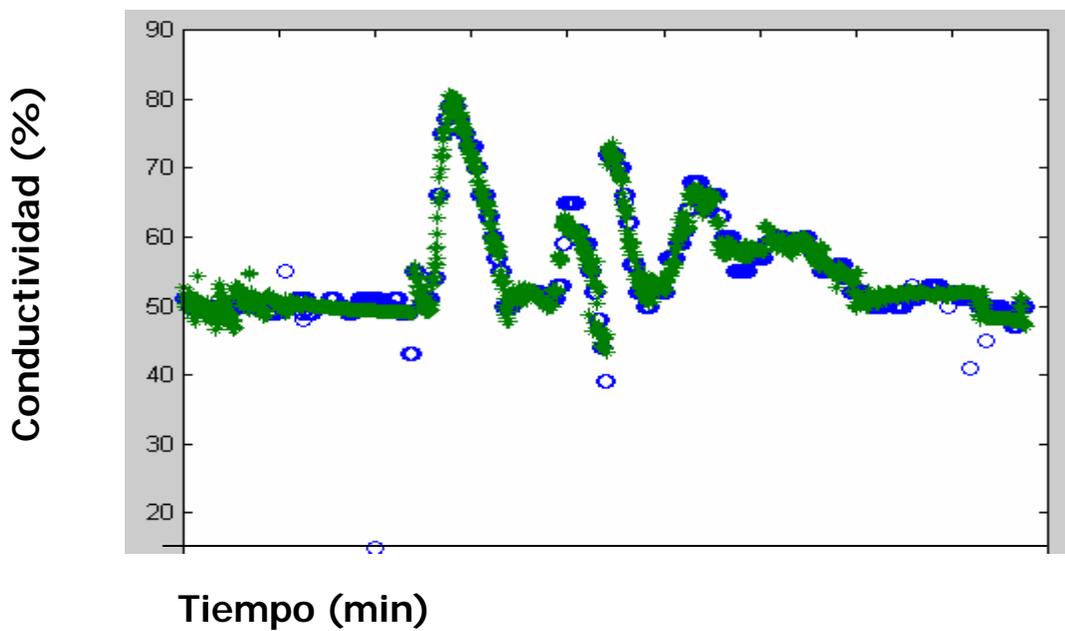
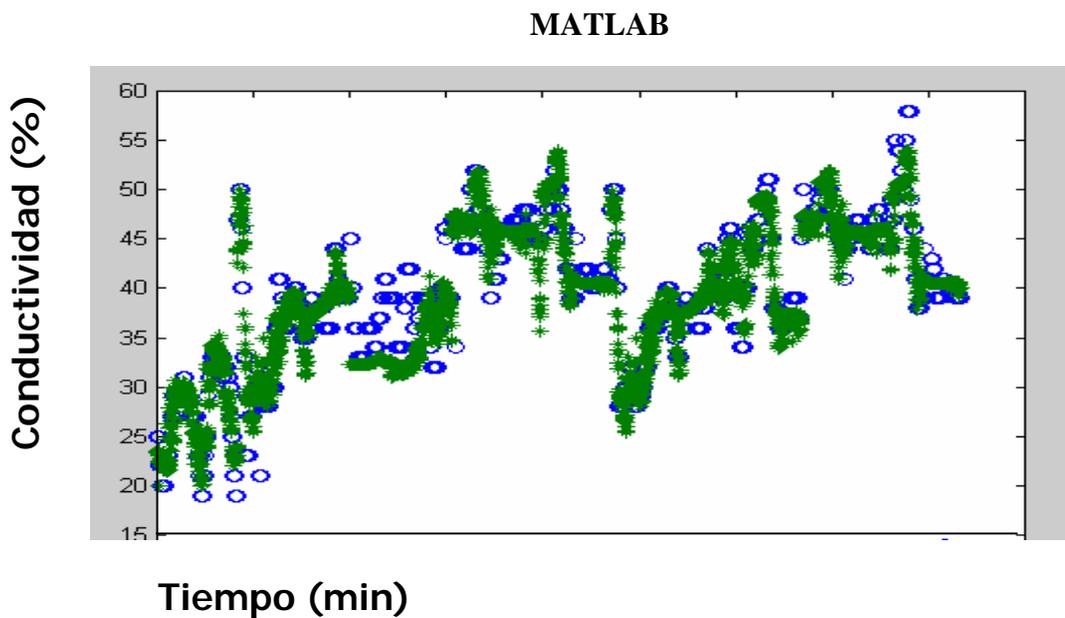


Figura 3.2.2.- Resultados del modelo del entrenamiento del tacho 2

3. En la etapa de explotación se comprobó que DIARNA puede operar con los pesos obtenidos tanto por el MATLAB como con los obtenidos con el mismo en la etapa de entrenamiento.

Al observar las figuras 3.2.3 y 3.2.4 se observa cómo el modelo es capaz de seguir los valores experimentales, esto se aprecia, pues las dos curvas coinciden en gran cantidad de puntos, en los que no coinciden la diferencia entre los valores predichos por el modelo y los experimentales se mueven en la mayoría de los puntos en el rango de error obtenido en el entrenamiento, excepto en una zona de la figura 3.2.3 donde se introdujo valores con bastante ruido, ya que se encontraban en alarma casi todas las variables que influyen en el comportamiento de la conductividad.

Por tanto se puede concluir que los resultados obtenidos en el entrenamiento fueron aceptables, tanto para el tacho 1 cuando se usó el MATLAB, como para el tacho 2 cuando se usó DIARNA. La conductividad predicha por el modelo es similar a la real, lo que demuestra que el algoritmo programado en la etapa de explotación funciona adecuadamente.

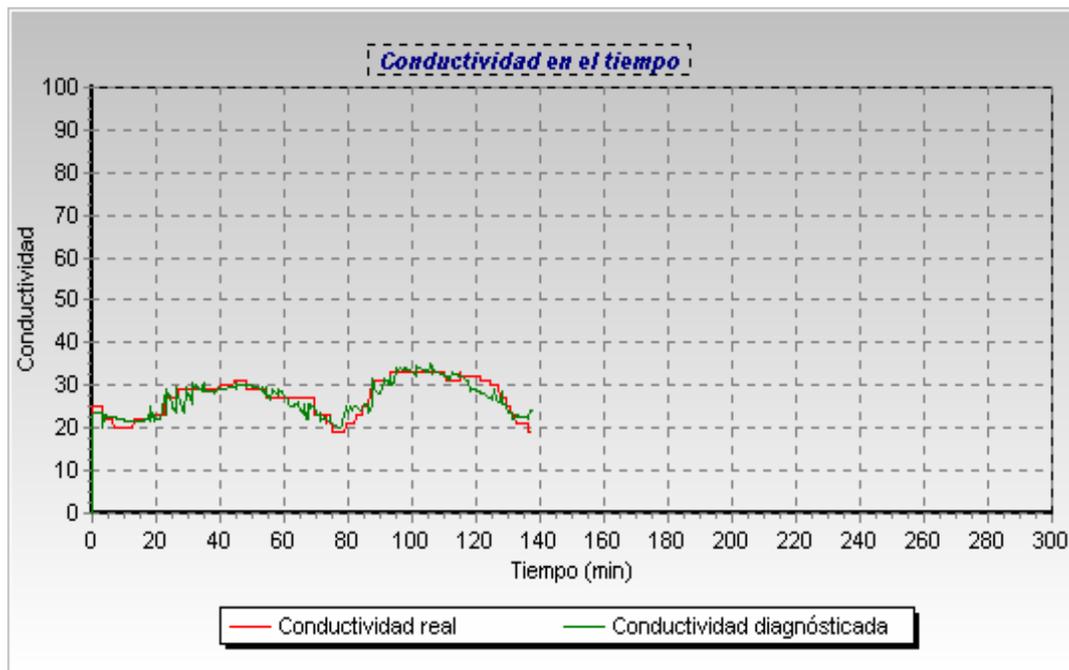


**Figura 3.2.3.- Resultados de la explotación del tacho 1**

**Puntos azules: Resultados experimentales**

**Puntos verdes: Resultados del modelo**

**DIARNA**



**Figura 3.2.4.- Resultados de la explotación del tacho 2**

En la figura 3.2.5 se muestra la operación del tacho 1, donde se elabora masa cocida A.

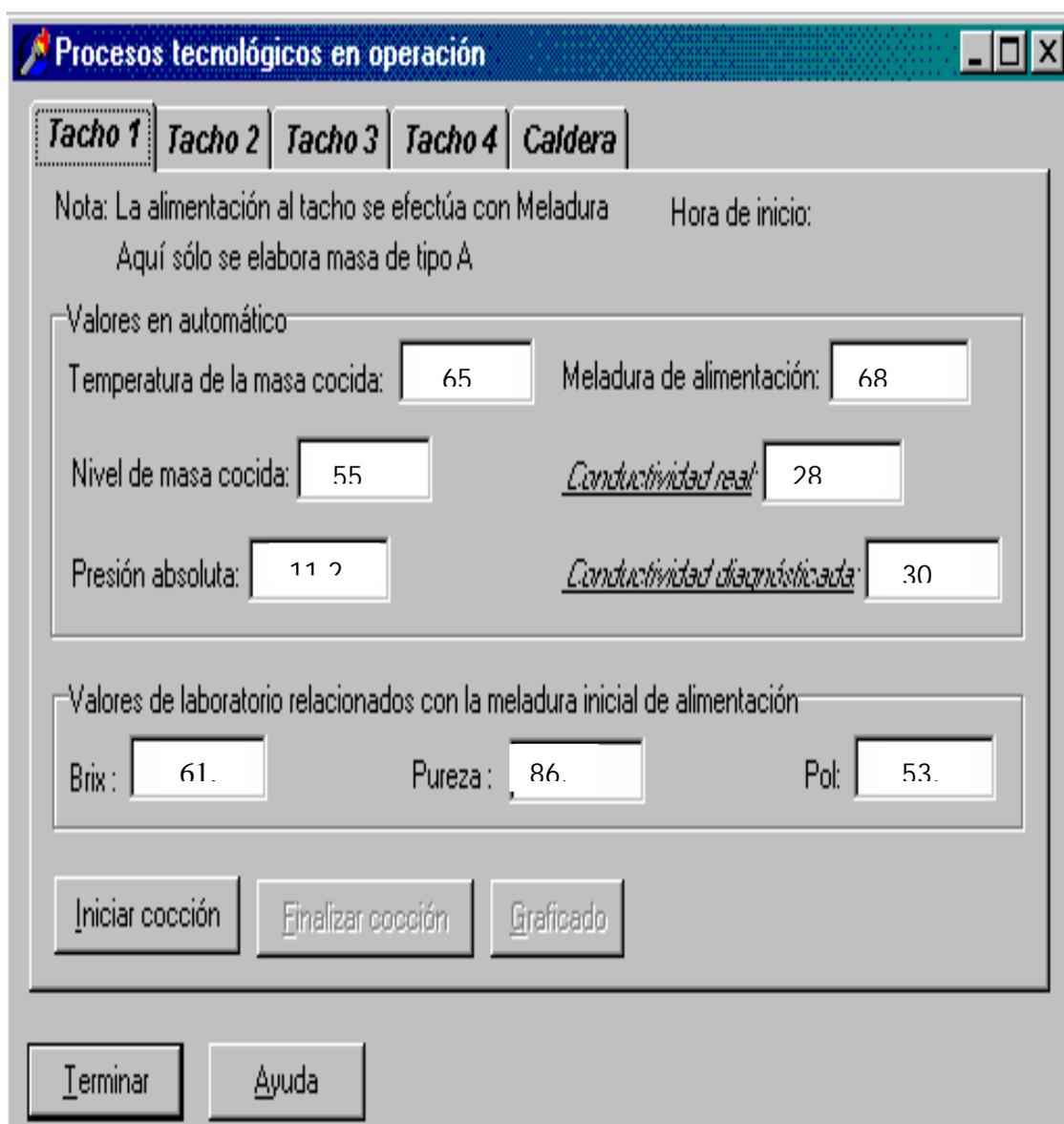
El sistema está preparado para ser utilizado en cualquier tacho, lo que demuestra que se puede usar para cualquiera de los tipos de operación que ocurren en éstos, tal como se explicó anteriormente.

Para llevar a cabo la predicción con el DIARNA el operador entrará por teclado los valores de brix, pol y pureza del material con que se abastecerá el tacho, posteriormente indicará que se va iniciar la cocción, e inmediatamente se comenzará a recibir desde el GRACIL los valores de temperatura, nivel, presión, brix de meladura y conductividad real y DIARNA brindará el valor de la conductividad correspondiente (diagnosticada).

Una vez terminada la temple finaliza la cocción. El sistema también brinda un gráfico del comportamiento de la conductividad real y la diagnosticada como se muestra en la figura 3.2.4

Esto confirma que se logró una buena comunicación entre DIARNA y GRACIL. El valor de la variable diagnosticada se puede usar para lo que definan los especialistas,

quedando confirmada la factibilidad de crear cualquier aplicación que se estime conveniente.



**Figura 3.2.5.- Pantalla de comunicación entre DIARNA y GRACIL**

4. Se pudo comprobar durante la etapa de entrenamiento y explotación que las exportaciones e importaciones de los ficheros realizadas operan correctamente, tanto del GRACIL hacia DIARNA y GRECAIL, como de estos dos al GRACIL.

5. DIARNA se puede utilizar para entrenar y explotar sin necesidad de programar la entrada de los datos, los parámetros del entrenamiento y la forma de dar los resultados la red .

### **3.3 Análisis de costos y beneficios.**

Para la realización de todo proyecto informático se debe realizar una estimación de sus costos con el objetivo de determinar si es factible o no su ejecución.

Los costos constituyen un elemento de sumo interés en la valoración de cualquier trabajo, e indiscutiblemente debe cuidarse de no incurrir en costos que no estén sustentados en beneficios económicos, aunque este criterio no debe ser absoluto, pues en ocasiones los beneficios son de otro tipo.

En (Sánchez y Caballero, 1999) se presenta una variante de cálculo de costos que pretende dar una visión de la cuantía de éstos, utilizando para ello las técnicas de COCOMO (Trujillo, 1993). De la misma forma aparece en (Madrazo, 2000) para DIARNA. El cálculo realizado da como resultado:

Costo Total del GRECAIL = \$ 7030,54

Costo Total del DIARNA = \$ 8638,67

El sistema GRECAIL aporta un conjunto de beneficios que dependen del uso del mismo: si es para control de procesos, en línea o fuera de línea, o si es para el entrenamiento de operarios.

En este sentido se pueden señalar los siguientes:

1. Disminuye considerablemente el tiempo de confección de las bases de conocimientos, especialmente el tiempo de auto extracción del conocimiento al experto, lo cual trae consigo una disminución sustancial de los gastos de salario y tiempo de trabajo. Se obtiene un ahorro de tiempo de 38 días en la configuración de un proceso de mediana complejidad, así como un ahorro de \$ 873,2 por concepto de salario.
2. Facilidad para el entrenamiento de nuevos operarios, ya sea porque sean nuevos en la actividad o para adaptarlos a cambios en el proceso de control, disminuyendo la actividad del experto en esta tarea de 30 días (sin la utilización del sistema) a 15 días utilizando el software, por lo que por concepto de salario se obtendría un ahorro de \$ 170 al mes por cada experto que participe en el entrenamiento.

Para obtener los cálculos reportados en los dos puntos anteriores se consideró que el salario de un experto es de \$ 340,00 mensuales y el de un ingeniero en conocimiento es de \$ 295,00 al mes.

3. Cuando se trabaje para el control del proceso en línea, también se puede reducir el trabajo del experto. Para este caso se considera que el experto trabajará uno de los tres turnos rotativos.

4 Aumento en la calidad del producto terminado por tener un mejor control del proceso.

5. Disminución de los costos unitarios de los productos.

6. Aumento en la rapidez de respuesta ante una falla del sistema cuando se une el GRECAIL al GRACIL.

El sistema GRECAIL se puede comercializar para diferentes usos. Entre ellos están:

- Para trabajar en TR con el GRACIL.
- Para elaborar BC de procesos industriales.
- Para entrenamiento de nuevos operarios.

Si la venta se realiza con las BC, se estima que el valor agregado del GRACIL aumente en un 20% por cada aplicación. En la actualidad el sistema se vende en \$2500 dólares y el mismo se encuentra instalado en más de 100 aplicaciones.

Asociados al sistema DIARNA existe un conjunto de beneficios que el mismo reporta y que a continuación se enumeran.

1. Teniendo en cuenta el grado de configuración, en la etapa de entrenamiento se ahorra tiempo, pues no tiene que aprender a programar la red en un programa profesional como sucede con el MATLAB, o no se necesita contar con el mismo.

2. En la etapa de explotación se observa que éste se puede usar para diagnosticar variables complejas y que es factible usarlo para fabricar otros productos en esta área.

3. El beneficio fundamental es que se crean las bases para cualquier aplicación que se estime conveniente, mediante el empleo de esta técnica para el diagnóstico de variables complejas.

**Conclusiones parciales del capítulo 3.**

Se crearon las bases de conocimientos y los ficheros GRC para los procesos de Evaporación, Cristalización Continua por Enfriamiento, fabricación de Néctar de Naranja-Mandarina y de Queso Fresco por vía Enzimática y se probó el sistema con estas bases obteniéndose buenos resultados.

El GRECAIL es configurable y se puede usar para elaborar y modificar las bases de conocimientos por un experto del proceso tecnológico sin que sea necesario la intervención directa de un ingeniero en conocimientos.

Con el uso del GRECAIL se comprobó que es posible obtener una explicación del proceso inferencial ejecutado, indicándose para cada inferencia realizada por qué se llegó al resultado obtenido.

Se comprobó que el GRECAIL puede ser utilizado para entrenamiento en el proceso sin necesidad de la presencia del experto durante todo el tiempo de aprendizaje, teniendo gran aceptación por parte de los usuarios.

Se verificó que usando el GRECAIL disminuye el tiempo de trabajo del experto en la confección de las bases de conocimientos y en el entrenamiento de los operarios

Con la incorporación del módulo del experto al GRACIL se reduce el tiempo de permanencia de los expertos en las salas de control de los procesos tecnológicos en que se aplique el mismo.

Se comprobó que la incorporación del módulo del experto al GRACIL puede ser usada para el control de procesos en tiempo real, para el entrenamiento y para el control fuera de línea.

DIARNA se probó en la fase de entrenamiento con la mínima intervención de un ingeniero en conocimiento para la elaboración de masa cocida A lográndose buenos resultados.

En la fase de explotación DIARNA predijo bien el valor de la conductividad mediante la simulación.

El sistema DIARNA permite utilizar la red neuronal de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento para cualquier proceso tecnológico y en la fase de explotación para el área de tachos.

El costo total del GRECAIL es de \$7030,54 pesos y el de DIARNA es de \$8638,66 pesos.

## **CONSIDERACIONES FINALES**

### **Conclusiones**

A partir de los resultados de este trabajo se llega a las siguientes conclusiones

- Se elaboró un Sistema Experto y un Generador de Bases de Conocimientos para Aplicaciones Industriales (GRECAIL) con lo cual se ha logrado automatizar tanto el proceso de auto extracción del conocimiento del experto como la generación de las Bases de Conocimientos requeridas y la modificación de las mismas sin que sea necesaria la intervención de un ingeniero en conocimiento. Este sistema brinda los resultados de la inferencia realizada, así como una explicación de la misma.
- El GRECAIL puede ser utilizado para el adiestramiento del personal que trabaja como operario en los procesos tecnológicos.
- Se disminuye el tiempo de trabajo del experto en la confección de las Bases de Conocimientos, en el entrenamiento de los operarios y en su permanencia en las áreas de los procesos tecnológicos donde esté activado el módulo del experto.
- Se incorporó una nueva opción al GRACIL que permite no sólo detectar las alteraciones en el proceso e informarlas al operario, aconseja las posibles acciones a tomar de una forma más eficaz ante una anomalía, brinda una explicación de los resultados de la inferencia realizada y aumenta la rapidez de respuesta ante una falla en el proceso.
- Se crearon las Bases de Conocimientos y los ficheros GRC para los procesos de Evaporación, Cristalización Continua por Enfriamiento, fabricación de néctar de naranja-mandarina y de queso fresco por vía enzimática y se probó el sistema con estas bases obteniéndose buenos resultados.
- Se comprobó que la incorporación del módulo del experto al GRACIL puede ser usada para el control de procesos en tiempo real, para el control fuera de línea y para el entrenamiento.

- Se establecen los pasos a seguir para elaborar y modificar bases de conocimientos con el uso del GRECAIL y para la auto extracción del conocimiento al experto
- Se automatizó el cálculo de los parámetros fundamentales a tener en cuenta en la operación de los procesos de fabricación de néctar de naranja-mandarina y de queso fresco del IIIA.
- Se elaboró un sistema (DIARNA) que permite utilizar la red neuronal de retropropagación (Backpropagation) en la fase de entrenamiento con la mínima intervención de un ingeniero en conocimientos para cualquier proceso tecnológico y en la fase de explotación para el área de tachos.
- DIARNA se probó en la fase de entrenamiento con la mínima intervención de un ingeniero en conocimiento para la elaboración de azúcar de primera, lográndose buenos resultados con los datos del área de tachos del C.A.I “Pablo Noriega”.
- DIARNA se probó en la fase de explotación para predecir el valor de la conductividad lográndose buenos resultados mediante la simulación.
- Se crearon las bases posibles para cualquier aplicación que se estime conveniente mediante el empleo de redes neuronales para el diagnóstico de variables complejas.
- Se brindan los aspectos a tener en cuenta para realizar un entrenamiento con una red neuronal.

### **Recomendaciones**

- En la próxima zafra probar a DIARNA en la fase de entrenamiento con los nuevos datos recopilados y en la fase de explotación en tiempo real
- Extender esta forma de diagnóstico a otras áreas de un central azucarero
- En una versión futura lograr que DIARNA sea un sistema configurable en la fase de explotación y añadirle otros tipos de redes neuronales.

- Acoplar DIARNA, GRECAIL y GRACIL en un solo sistema añadiéndole la posibilidad de usar la red neuronal como predicado proceso para estimar variables y para el control del proceso, así como incursionar en otras áreas novedosas de la inteligencia artificial

**REFERENCIAS**

Acosta, J. y Col. (1991). “ Controles automáticos para procesos”. Ediciones ENPES. La Habana.

Acosta, C. y Col. (2001). “ Knowledge based diagnosis of a sugar process with tekndid”. International Sugar Journal. Vol. CIII de. No. 1228. Abril.

Aguilar, L. (1996). “ BORLAND C++ 4/4.5: Iniciación y referencia”. MacGraw\_Hill / Iberoamericana de España, S. A.

Alonso, C. (1992). “ Sistemas Expertos en control de procesos”. Revista Automática e Instrumentación. España, Mayo, No. 223, Pp.74-77.

Allais, C. (1971). “ Ciencia de la leche”. Editorial Continental, Barcelona, España.

Allister, J. 1991. “ Inteligencia artificial y prolog en microordenadores”. MARCOMBO, S. A..

Arnet, G. (1995). “ Automation possibilities for the fruit juice industry trend in measurement, regulation and Process Control Technology”. Fluessiges abst; 62(4), 140-144.

Amiot, J. (1991). “ Ciencia y Tecnología de la leche”. Editorial Acribia, S. A., Zaragoza, España,

Andino, M. (1987). “Aseguramiento técnico de los Sistemas Automatizados de Dirección de Procesos Tecnológicos”. Editorial Pueblo y Educación, La Habana, Cuba.

Arce, E. Morón, C. (1991). “Desarrollo de Sistemas expertos con un enfoque de Análisis de sistemas y clasificación jerárquica”; Boletín “IEEE”.

Arellano, J. Y Col. (1988). “Un nuevo enfoque para la construcción de Sistemas Expertos en diagnóstico”. Boletín II E. Mayo-Junio.

Aroche, R. 1993. “ Experiencia en la programación de bibliotecas de redes neuronales”. Ingeniería Industrial”. Vol. 14 No 3. Septiembre.

Ashwell, M. (1990). "The role of expert committees in regulating food safety". Food Science Technology today; 4(4) 234-241, 6 ref.

Ayza, J. (1993). "Respuesta a las exigencias de la industria". Revista Automática e Instrumentación. España, Septiembre, No. 236. Pp.64.

Ayza, J. (1994). "Software de control". Automática e instrumentación. No. 243. Pp. 86-97.

Beltramini, L. Motord, R.L. (1988). "Expert Systems in chemical engineering". Expert Systems, chem. Biochem.Eng.Q, 2(3) 119-126,

Benchimol, G. y Col. (1990). "Los Sistemas Expertos en la empresa". Macrobit Editors, S.A. de C.V. México.

Benne, M. y Col. (1999). "Neural Networks models of evaporation and crystallization processes in sugar cane industry". XXIII Congress ISSCT, India.

Betancourt, R. "Informaciones técnico-económicas". Memorias del 1ER encuentro nacional de automatización de la industria azucarera.

Boys, A. (1993). "Expediente del Nuevo producto néctar Naranja-Mandarina. IIIA. .

Brooks, A. (1998). "Computer brains extend reach to new applications". Computing Canada, Jan.

Cairó, O. (1993). "Formalismos para la representación del conocimiento". División Académica de computación. Instituto Tecnológico Autónomo de México, México,

Cano, M. (1983). "Tachos". Editorial pueblo y educación.

Carl, C. y Col. (1997). "Microsoft Office Resource Kit".. Microsoft Press.

Caudill, M. (1987). "Neural Network Primer". AIExpert. December.

Collins, A.G. Ellis, G.W. (1992). "Information Processing coupled with expert systems for water treatment plants". Revista "ISA"; 31(1),

Cruz, G. (1997). “ Desarrollo y Aplicación de Sistemas Expertos a Procesos Alimentarios”. Trabajo de Tesis de Maestría, Fac. Ing. Química, ISPJAE.

Cruz, G. (1999). “ Desarrollo y Aplicación de Sistemas Expertos a Procesos de la Industria Azucarera”. Trabajo de Tesis de Maestría, Fac. Ing. Química, ISPJAE.

De Miguel, L. Perán, J. (1996). “ Método de detección y diagnóstico de fallos basado en el modelo de la planta”. Memorias de la II Jornada Centroamericana y del Caribe de automática e informática, Sept.

De Miguel, L. Rauber, T. (1996). “ Diagnóstico automático de sistemas ”. Memorias de la II Jornada Centroamericana y del Caribe de automática e informática. Sept.

Díaz, A. (1984). “Bioquímica y Tecnología Láctea”. Manual de estudio. Facultad de Procesos Químicos y Alimentarios, C. Habana, Cuba, Eck, A, Le fomme, Editorial Levoisser, París, Francia.

Díaz, A. (1987). “ Tecnología de Alimentos I, Parte I, Bioquímica y Tecnología de Lácteos”. Facultad de Procesos Químicos y Alimentarios.

Dilijan, S.(1976). “ Fundamentos de la elaboración de queso”. Editorial Acribia, Zaragoza, España.

Eberhart, R. Dobbins, R. (1992). “ Neural Network PC Tools”. A Practical Guide. Academic Press, Inc.

Espeso, V. Fandiño, V. (1994). “ Simuladores de redes neuronales: Inteligencia artificial y sistemas químicos”. AFINIDAD: Revista de química teórica y aplicada. Vol. LI. No 454. Nov/Dic.

FAO/OMS. (1980). “ Manual de elaboración de queso”. VIII, Roma, Italia.

Fernández, R. Granados, J. (1997). “ Inteligencia de la red de transmisión”. AHCIET: Asociación Hispanoamericana de Centros de Investigación y Empresas de Telecomunicaciones. Vol. XV. No 68. En/Mrz.

Freisleben, B. (1992). “ Stock Market Prediction with Backpropagation Networks”. In: Belli, F; Radermacher, F. J. (eds): Proceedings of the 5 th International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems. Springer Verlag, Berlín, pp. 451-460.

Freeman, J. Skapura, D. (1993). “ Redes neuronales, algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación”. Addison Wesley Iberoamericana S. A.

Frenzel, L. (1990). “ Crash course in Artificial Intelligence and Expert Systems”. Edición fotorreproducida. 2 tomos. Ciudad Habana. ENPES.

Frost, R. A.(1991). “ Bases de Datos y Sistemas Expertos”. pp.440-443, 478-488.

Gensym. (1995). “ Intelligent Real time systems”. GENSYM Corporation, USA.

Gensym. Corporation. (1999). “ NeurOn-Line Studio User' s Guide”, Cambridge, Massachusetts.

Goza, O.(1996). “ Estrategia de análisis para lograr un uso más eficiente de la energía en los centrales azucareros”. Disertación de Grado.

Hayes-Roth, Frederick, ET AL. Building expert systems. Addison-Wesley Publishing Company, Inc. USA. 1983.

Hayes-Roth, Frederick. “Expert systems”. Encyclopedia of Artificial Intelligence. S.C. Shapiro, John Wiley & Sons, Inc. Pp. 287-298. 1990.

Hayes-Roth, F. (1990). “Rule-based systems”. Encyclopedia of Artificial Intelligence. S.C. Shapiro, John Wiley & Sons, Inc. Pp. 963-973.

Hecht-Nielsen, R. (1989). “ Theory of the Backpropagation Neural Networks”. IEEE Int. Conf. On Neural Networks, San Diego, V.I, p. 593-605.

Herrero, F. (1991). “ Manual práctico de fabricación de azúcar de caña”. Editorial Pueblo y Educación, Segunda Edición.

Hickman, F. (1989). “ Analysis for knowledge-based systems”. Edición fotorreproducida, Ciudad de La Habana.

Highley, E. y Col. (1994). “Stored Product Protection”. Proceedings of the 6<sup>th</sup> International working Conference and Stored Product Protection, volumes 1 y 2, XX+PP.1-620 (vol 1); X+PP.623-1274 (vol 2). ISBN 0-85198-923-2.

Himmelblau, D. (2000). “ Applications of Artificial Neural Networks in Chemical Engineering”. Featured Review, Korean J. Chem Eng(Vol. 17, No. 4), 373-392, Korean.

Hornik, K. (1991). “ Approximation capabilities of multiplayer feed forward networks. Neural Networks, 4:2, pp. 251-257.

Hormaeche, J. Y Col. (1991). “ Desarrollo de Sistema Experto en Tiempo Real”. Revista Automática e Instrumentación, España, Año XXV No. 216. Septiembre.

Hoskins, J. Himmelblau, D. (1988). “ Artificial Neural Network Models of Knowledge Representation in Chemical Engineering”. Comput. Chem. Eng. 12, 881-890.

[Http://169.158.144.215/SO/WindowsNTUnleashed/](http://169.158.144.215/SO/WindowsNTUnleashed/). (1997). “Windows NT 4.0 server unleashed”.

Hugot, E. (1995). “ Manual de operaciones para la producción de azúcar crudo de caña. Dirección de Tecnología del MINAZ.

Hunt, K. y Col. (1992). “ Neural Networks in Control Systems”. A survey, Automatica, 28, 1083.

Ibáñez, P. Echezarra, J. (1996). “ Clasificar materia prima según su calidad superficial”. Automática e Instrumentación. Mayo.

Jain, A. Mao, J. (1996). “ Artificial Neural Networks”. A tutorial Computer. March.

Jayas, DS. Y Col. (1995). “ Stored grain ecosystems”. Xi+757PP. ISBN 0-8247-8983-0, many ref.

Jones, W. Hoskins, J. (1987). “ Backpropagation, A Generalized Delta-Learning Rule”. Byte, October, 155-162.

Kirchner, W. (1990). “ Fehlerkorrektur im Rückwärtsgang, Neuronales Backpropagation-Netz zum Selberrnachen”. CI, Heft 11, 248-257.

Kohonen, T. (1990). “ Self organization and associative memory”. Springer Series in Information Sciences.

Kramer, M. Mylopoulos, I. (1990). “Representation, knowledge”. Encyclopedia of Artificial Intelligence. S.C. Shapiro. John Wiley & Sons, Inc. Pp. 882-890.

Liberty, J. (1998). “ Beginning object oriented analysis and design”. Wrox Press Ltd.

Lista, J. (1993). “ Redes neuronales para el mantenimiento predictivo”. Análisis diagnóstico de defectos”. Automática e Instrumentación, Octubre.

López de Mántaras, R. (1989). “Sistemas Expertos. Limitaciones y perspectivas”. Revista Mundo Electrónico, España, 200: 237-243 . Noviembre.

Manual de Operación del EROS. “Sistema de Supervisión de Procesos”; versión 2.0.

Madrazo, R. (2000). “ Aplicación de redes neuronales al diagnóstico de procesos”. Trabajo de Tesis de Maestría, Fac. Ing Industrial, ISPJAE.

Marín, L. Álvarez, S. (1995). “ Sistema informativo Computacional para la Potabilización de aguas superficiales”. I Taller Internacional de Matemática, ISPJAE.

Martín del Brío, B. Sanz, A. (1997). “ Redes neuronales y sistemas borrosos”. Introducción teórica y práctica. RA-MA editorial.

Medina, J. (1995). “ Tablas de Decisión y Sistemas de Base de Conocimiento”. Tesis de grado Doctor en Ciencias Técnicas. ISPJAE, Ciudad Habana, Cuba.

Medina, J. (1996). “Manual del SETDC (Sistema Experto basado en el modelo Tablas de Decisión Categorial)”. Departamento de Informática. ISPJAE, Ciudad Habana, Cuba.

Medina, J. (1996a). “ Tablas de Decisión y sistemas de base de conocimientos”. Revista Ingeniería Industrial. Volumen XVIII No. 2. 1996-1997. Pp. 43-49. Ed. ISPJAE, Ciudad Habana, Cuba.

Mesa, W. Abreu, R. (1996). “ Sistema generador de Bases de Conocimientos para el sistema Heracles”. Trabajo de Diploma, ISPJAE.

Mongemery, J. 1998). “ El camino hacia WINDOWS 98”. Byte Mexico. No 125. Jun.

Morell, I. (1989). “ Tecnología Azucarera”. Editorial Pueblo y Educación.

Moreno, V. Y Col. (1998). “ La estimación de parámetros en un bioreactor feedbatch utilizando Redes Neuronales Artificiales”. I Simposio de Control Automático CIMAF 97.

Morón, C. (2000). “ SIMEST, Una herramienta para la simulación de la unidad de destilación atmosférica de la refinería Níco López”. Disertación de Grado.

Nó, J. Angulo, J. (1987). “ Control de procesos industriales por computadoras”. Editorial Paraninfo, S.A. España.

Ogata, K. (1994). “ Discrete control systems”. Prentice-Hall. December.

Osier, D y Col. (1988). “ Aprendiendo Delphi 3 en 14 días”. Prentice-Hall Hispanoamericana, S.A. México.

Paredes, P. (1993). “ El Windows como plataforma de desarrollo”. Revista Automática e Instrumentación. España, Septiembre. No. 236. Pp.82-83.

Pasios, L y Col. (1992). “ Un lenguaje de alto nivel para el control de procesos en Tiempo Real”. Revista Ingeniería Industrial. Volumen XIII No. 3. Pp.15-20. Ed. ISPJAE, Ciudad Habana. Cuba.

Pastor, M. (1998). “ NT en entornos corporativos”. Computer World. No 715. May/Jun.

Peacock, SD. (1998). “ An introduction to neural networks and their application in the sugar industry”. Proc S Afr Sugar Technol Add.

Pego, M. y Col. (1994). “ Diagnóstico de los motores de la flota IL 62M mediante una red de neuronas artificiales”. Enfoque extensivo. IX forum De Ciencia y Técnica.

Pressman, R. (1996). “ Ingeniería del software. Un enfoque práctico”. 3ra. Edición. McGraw-Hill/Interamericana de España, S.A. Madrid. España.

Prieto, R. y Col. (1995). “ Desarrollo y Aplicación de Sistemas Expertos a Procesos de la Industria Azucarera”. Trabajo de Diploma, Fac Ing. Industrial, ISPJAE.

Reisdorph, K. (1998) “ Teach yourself Delphi 4 in 21 days”  
[http://169.158.144.215/SP/Delphi4\\_21 días/](http://169.158.144.215/SP/Delphi4_21_días/).

Rich, E. Knight, K. (1991). “Artificial intelligence”. 2<sup>nd</sup>. Edición; Mc Graw Hill, Inc,

Rich, E. Knight, K. (1994). “ Inteligencia Artificial”. McGraw-Hill / Interamericana de España, S.A. (Segunda Edición). España.

Riquenez, A. Arocha, R. (1994). “ Introducción a la computación neuronal”. Ingeniería Industrial. Vol. XV. No 1.

Rodríguez R. Y Col. (1991). “SCORH, herramienta para el desarrollo de Sistemas Expertos”. Revista Ingeniería Industrial. Volumen XII No. 1.

Rodríguez, R. (1994). “ Redes Neuronales Artificiales para la selección de electrodos de soldadura”. IX Forum de Ciencia y Técnica.

Rodríguez, R. Consuegra, R. (1996). “ El tacho continuo: situación actual y elementos de diseño”. Monografía del ICINAZ. Instituto de Investigaciones Azucareras.

Rodríguez, A. (1998). “ La Inteligencia Artificial”. Revista GIGA. No. 3 / ISSN 1028-270X. Editado por Columbus conectividad. pp.20-24.

Rumelhart, D. y Col. (1986). “ Learning Internal Representations by Error Propagation”. In Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of cognition, MIT Press , Cambridge, MA, USA, Vol. 1, pp. 318-362.

Russell, S. Norving, P. (1996). “ Inteligencia artificial. Un enfoque moderno”. Prentice may Hispanoamericana, S. A.

Samdani, G. (1990). “ Neural nets They learn from examples”. Chemical Engineering. August.

Sánchez A. Caballero N. (1999). “ Aplicación de Sistemas Expertos a Procesos Industriales”. Trabajo de Tesis de Maestría; Fac. Ing. Industrial, ISPJAE.

Schleiffer, C. Dubas, M. (1991). “ Sobre las ventajas de los Sistemas Expertos”. Revista Técnica Sulzer. Suiza. Volumen 46 No. 1-2. Pp.36-39.

Sethi, I. (1990). “ Entropy nets: From decision trees to neural networks”. Proceedings of the IEEE. Vol. 78. No. 10. Oct.

Silva, F. Almeida, L. (1990). “ Speeding up Backpropagation, in Advanced Neural Computers”. Hrsg: Eckmiller, R. North-Holland, Amsterdam.

Smedley, S. (1995). “ The use of expert systems in the pubcellar”. Brewer; 81(970) 309-312.

Sowa, J. (1990). “Semantic networks”. Encyclopedia of Artificial Intelligence. S.C. Shapiro, John Wiley & Sons, Inc. Pp. 1011-1024.

Stephanopoulos, G. (1995). “ Intelligent systems in process engineering”. Academic Press. November.

Toja, O. Trejo, O. (1992). “ Redes de neuronas para la determinación del tipo de intervención”. VII Conf. Científica de Ingeniería y Arquitectura. La Habana, Cuba.

Toledano, S. Izquierdo, J. (1996). “ Manual de operación del GRACIL”. Folleto, ICINAZ.

Toledo, A.L. (1993a). “ La computadora digital en el control de procesos (I). La computadora como dispositivo controlador”. Ingeniería electrónica. Automática y comunicaciones. Volumen 14. No.2. pp. 27-32.

Toledo, A.L. (1993b). “La computadora digital en el control de procesos (I). Avances en el Control Digital Directo”. Ingeniería electrónica. Automática y comunicaciones. Volumen 14. No. 3. Pp. 27-33.

Trejo, V. (1989). “Aseguramiento matemático de los SADPT”. Editorial Pueblo y Educación. La Habana.

Trujillo, J. (1993). “Planificación y Control de Proyectos de Software”. (Folleto). ISPJAE. La Habana.

Tzer, H y Col. (1994). “A new neural network approach to on line fault section estimation using information of protective relays and circuits breakers”. IEEE Transactions on power delivery. USA. Vol. 9. No 1.

Vadari, S. Venkata, S. (1991). “A hybrid Artificial Neural Network Artificial Intelligence Approach for Voltage Stability enhancement”. First International Forum on Application of Neural Networks to PowerSystem. Seattle. July.

Vega, J. (1996). “Cuadernos profesionales”. Ed. Fondón Redes y Fluidos, SA. La Habana.

Venkatasubramanian, V y Col. (1990a). “Process FAULT Detection And Diagnosis Using Neural Networks 1. Steady State Processes”. Comput Chem. Eng. 14 , 699-712.

Venkatasubramanian, V. Chang, K. (1990b). “A Neural Networks Methodology for Process Fault Diagnosis”. AIChE journal 35 1993-2002.

Wasserman, P. (1990). “Neural computing. Theory and practice”. Van Nostrand Reinhold.

Watanabe, K. y Col. (1989). “Incipient Fault Diagnosis of Chemical Process via Artificial Neural Networks”. AIChE Journal 35 1803-1812.

Werbos, P. (1988). “Backpropagation: Past and Future”. Proceedings of the int. Conf. On Neural Networks, Volume I, pp343-353, IEEE PRESS, New York.

Williams, G. Beck Gardner, E. (1998). “ Windows NT & UNIX”. Adison Wesley Longman, Inc. March.

Willsky, A. (1976). “ A survey of design methods for failure detection in dynamic systems”. Automática. Vol 12.

Wyatt, A. (1998) “ Aprendiendo Windows NT Server 4.0”. Prentice Hall Hispanoamericana, S.A.

Zamarreño J. (1998). “ Técnicas de inteligencia artificial en la identificación y el control”. Curso de doctorado Tecnología de la Información. Universidad de Valladolid.

Zhang, Y. y Col. (1992). “ An artificial network approach transformer fault diagnosis”. IEEE Transactions on power delivery. USA. Vol. 11. No 4.

**OBRA DEL AUTOR SOBRE EL TEMA**

**TRABAJOS PRESENTADOS EN EVENTOS CIENTÍFICOS**

Morón, C. , Cruz, G. y Col. “ Aplicación de Sistema Experto al control digital directo de un laboratorio docente”. Informática 92. Cuba, 1992.

Cruz, G. y Col. “ Aplicación de Sistema Experto a procesos de la industria azucarera en el C.A.I Pablo Noriega” . VIII Conferencia de Ingeniería y Arquitectura. Cuba, 1994.

Cruz, G. y Col. “ Generador de bases de conocimientos para el sistema Heracles”. Taller Internacional de Análisis de Procesos. Cuba, 1996.

Cruz, G. y Col. “ Desarrollo y aplicación de Sistema Experto a procesos alimentarios”. Primer Congreso Nacional de Alimentación y Nutrición y al Forum Municipal de Marianao. Cuba, 1997.

Cruz, G. y Col. “ Sistema generador de bases de conocimientos para el sistema Heracles ( segunda versión). IX Conferencia de Ingeniería y Arquitectura. Cuba, 1997.

Cruz, G. y Col. “ Sistema entrenador de operadores para procesos alimentarios ”. Sexta Conferencia Internacional de Ciencia y Tecnología de los Alimentos. Cuba, 1998.

Cruz, G. y Col. “ Sistema para la capacitación del personal que trabajan en procesos tecnológicos”. Tercer Encuentro de Estudio y Trabajo del Sindicato a Nivel Provincial. Cuba, 1998.

Cruz, G. y Col. “ Sistema inteligente en tiempo real para el diagnóstico en la operación de procesos”. III Congreso Internacional de la Sociedad Cubana de Química. Cuba, 1998.

Caballero, N. Cruz, G. y Col. “ Desarrollo y aplicación de Sistema Experto a procesos azucareros”. Forum Municipal de Las Tunas. Cuba, 1999.

Cruz, G. y Col. “Aplicación de Sistema Experto al control de procesos industriales”. First International Symposium on Computer Aided Process Engineering. Colombia, 2000.

Cruz, G. y Col. “ Sistema Experto para la elaboración de queso fresco por vía enzimática ”. VII Congreso Panamericano de la Leche”. Cuba, 2000.

Cruz, G. y Col. “ Knowledge base system for food processing training”. Eighth International Congress on Engineering and Food.(ICEF 8) Puebla, México, 2000.

Cruz, G. y Col. “ Sistema inteligente para el control de procesos industriales”. Informática 2000. Cuba, 2000

Cruz, G. “ Trabajo presentado para optar por Master en Ingeniería Alimentaria ”. Cuba, 1997.

Cruz, G. “ Trabajo presentado para optar por Master en Análisis de Procesos”. Cuba, 1999.

#### **PUBLICACIONES.**

Cruz, G. y Col. “ Sistema de control digital directo para un laboratorio docente”. Ciencias Técnicas. Fac. Electrónica. Cuba, 1990.

Morón, C. , Cruz, G. y Col. “ Aplicación de Sistema Experto al control digital directo de un laboratorio docente”. Publicación en memorias de Informática 92. Cuba, 1992.

Álvarez, S. Cruz, G. y Col. “ Uso de Sistema Experto en el control de procesos”. Revista de la Universidad de Yucatán, México, 1993.

Cruz, G. y Col. “ Aplicación de Sistema Experto a procesos de la industria azucarera en el C.A.I Pablo Noriega” . Publicación en memorias de la VIII Conferencia de Ingeniería y Arquitectura. Cuba, 1994.

Cruz, G. y Col. “ Sistema generador de bases de conocimientos para el sistema Heracles ( segunda versión). Publicación en memorias de la IX Conferencia de Ingeniería y Arquitectura. Cuba, 1997.

Cruz, G. y Col. “ Sistema entrenador de operadores para procesos alimentarios”. Publicación en memorias de la Sexta Conferencia Internacional de Ciencia y Tecnología de los Alimentos. Cuba, 1998.

Cruz, G. y Col. “Aplicación de Sistema Experto al control de procesos industriales”. Publicación en memoria electrónica de la First International Symposium on Computer Aided Process Engineering. Colombia, 2000.

Cruz, G. y Col. “ Sistema Experto para la elaboración de queso fresco por vía enzimática”. Publicación en memoria electrónica del VII Congreso Panamericano de la Leche”. Cuba, 2000.

Cruz, G. y Col. “ Sistema inteligente para el control de procesos industriales”. Publicación en memoria electrónica de Informática 2000. Cuba, 2000.

Lemus, G.Cruz, J.A.D.Abreu, S.A.Rossell “ Knowledge base system for food processing training”. Proceedings of the Eighth Internat. Cong. on Eng. and Food (ICEF 8-Puebla, México, 2000), V II Ch. 15 (Education), p. 2076-2080, TECHNOMIC Pu. Co. (ISBN No 1-56676-951-5),Pennsylvania U.S.A, 2001.

## **TRABAJOS TUTOREADOS**

Sistema de control digital directo para un laboratorio docente. Cuba, 1990.

Aplicación de Sistema Experto a procesos de la industria azucarera. Cuba,1994.

Generador de bases de conocimientos para el sistema Heracles. Cuba,1996.

Sistema generador de bases de conocimientos para el sistema Heracles ( segunda versión). Cuba, 1997.

Aplicación de Sistema Experto a procesos alimentarios. Cuba, 1997.

Desarrollo y aplicación de Sistema Experto a procesos azucareros. ( tesis de maestría). Cuba, 1999.

Aplicación de redes neuronales al diagnóstico de procesos. ( tesis de maestría). Cuba, 2000.

Sistema de redes neuronales para el diagnóstico de procesos de un central azucarero. Cuba, 2001

**ANEXOS**

**Anexo 1.-Esquemas de los procesos**

**ANEXO 1.1.- Proceso de Elaboración de Néctar de Naranja-Mandarina**

**ANEXO 1.2.- Proceso de Elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática**

**ANEXO 1.3.- Proceso de Evaporación**

**ANEXO 1.4.- Proceso de Cristalización Continua por Enfriamiento**

**ANEXO 1.5.- Proceso de Cristalización**

**ANEXO 2.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática**

**ANEXO 3.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de néctar de naranja-mandarina**

**ANEXO 4.- Formato generador de la base del Generador de Tablas de Decisión Categorical (GENTDC).**

**ANEXO 5.- Árbol de decisión del proceso de Evaporación.**

**ANEXO 6.- Tabla de Decisión Categorical del proceso de Evaporación.**

**ANEXO 7.- Algoritmo para el entrenamiento de la red neuronal de retropropagación (Backpropagation).**

**Anexo 8.-Pantallas del GRECAIL para la elaboración de las bases de conocimiento.**

**Anexo 9.-Estructura de la red neuronal**

**ANEXOS**

**ANEXO 1. Esquemas de los procesos .....2**

*ANEXO 1.1.- Proceso de Elaboración de Néctar de Naranja-Mandarina..... 3*

*ANEXO 1.2.- Proceso de Elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática ..... 4*

*ANEXO 1.3.- Proceso de Evaporación..... 5*

*ANEXO 1.4.- Proceso de Cristalización Continua por Enfriamiento ..... 6*

*ANEXO 1.5.- Proceso de Cristalización..... 7*

**ANEXO 2.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática.....8**

**ANEXO 3.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de néctar de naranja-mandarina.....12**

**ANEXO 4.- Formato generador de la base del Generador de Tablas de Decisión Categorical (GENTDC). .....17**

**ANEXO 5.- Árbol de decisión del proceso de Evaporación.....18**

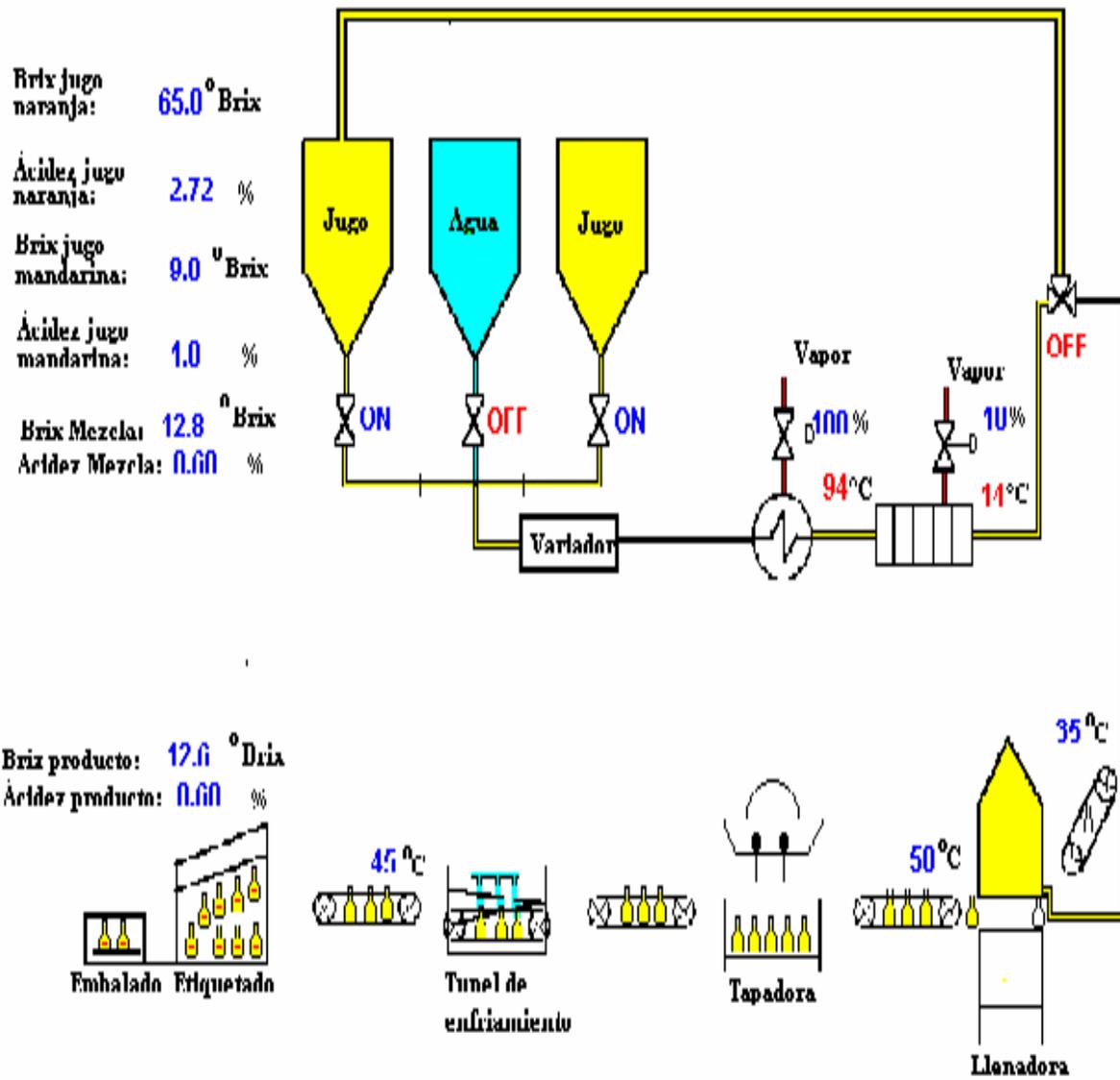
**ANEXO 6.- Tabla de Decisión Categorical del proceso de Evaporación....22**

**ANEXO 7.- Algoritmo para el entrenamiento de la red neuronal de retropropagación (Backpropagation). .....25**

**ANEXO 8 Pantallas del GRECAIL para la elaboración de las bases de conocimiento. ....27**

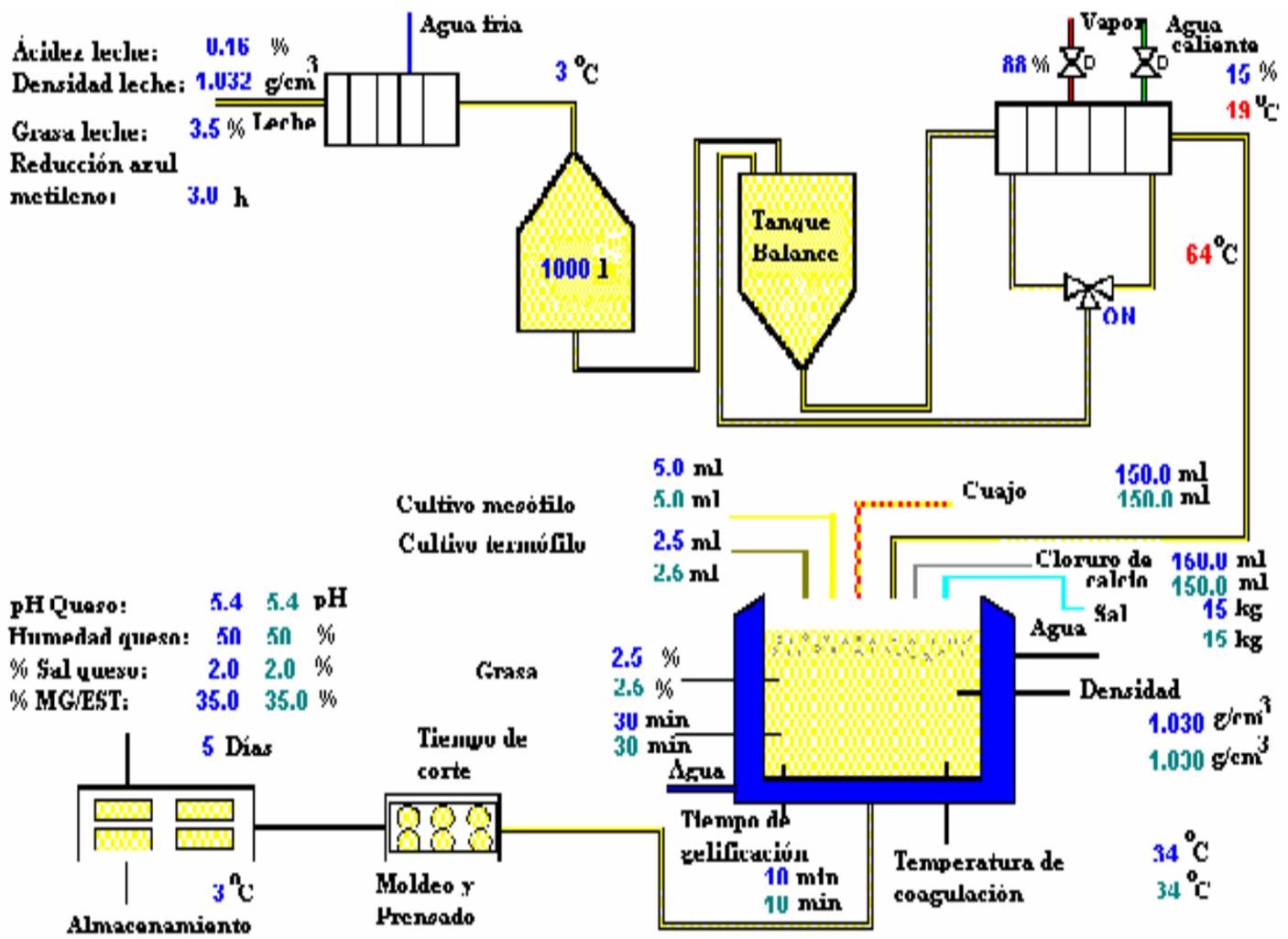
**ANEXO 9 Estructura de la red neuronal .....28**

**ANEXO 1. Esquemas de los procesos**

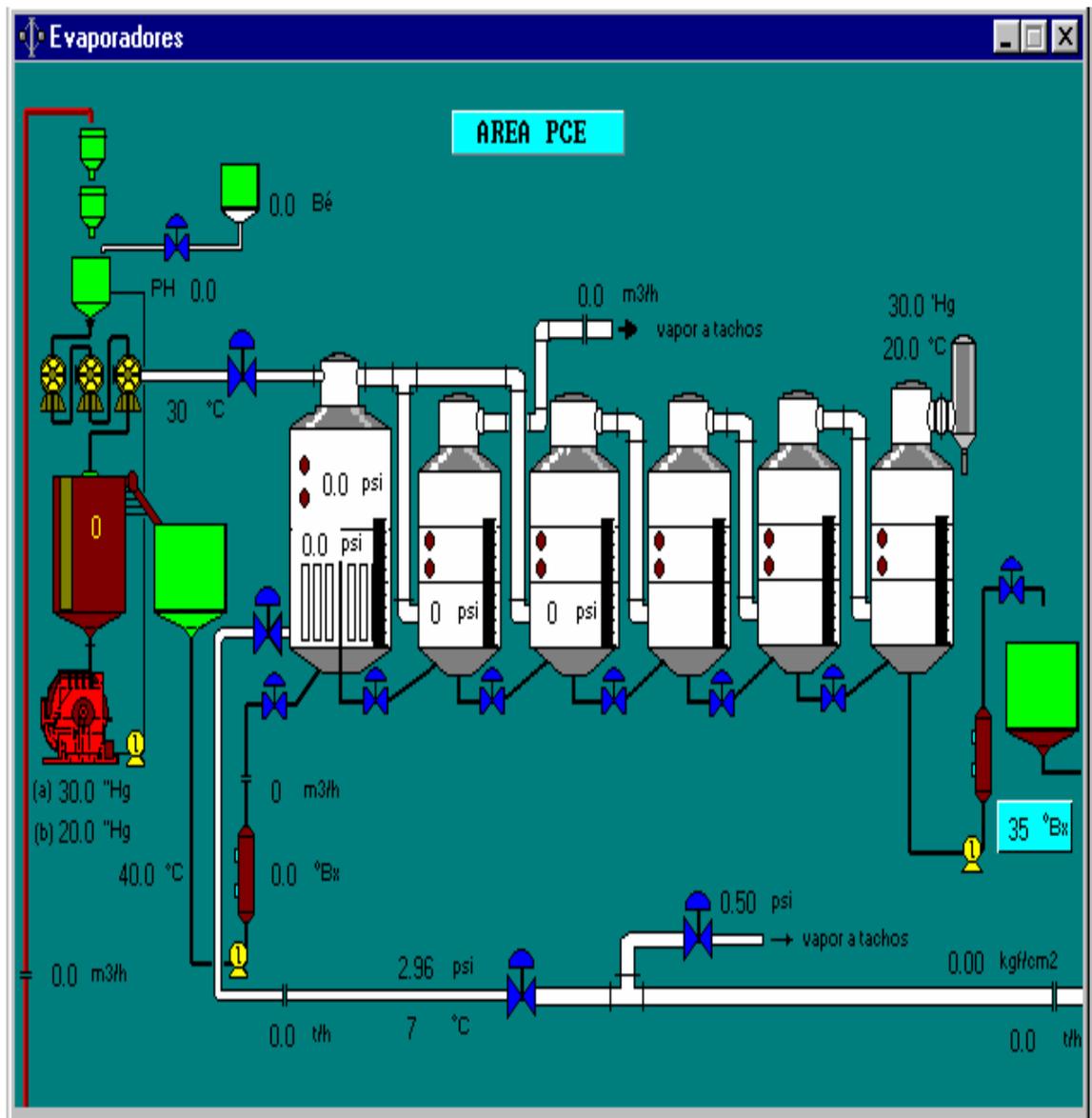


ANEXO 1.1.- Proceso de Elaboración de Néctar de Naranja-Mandarina

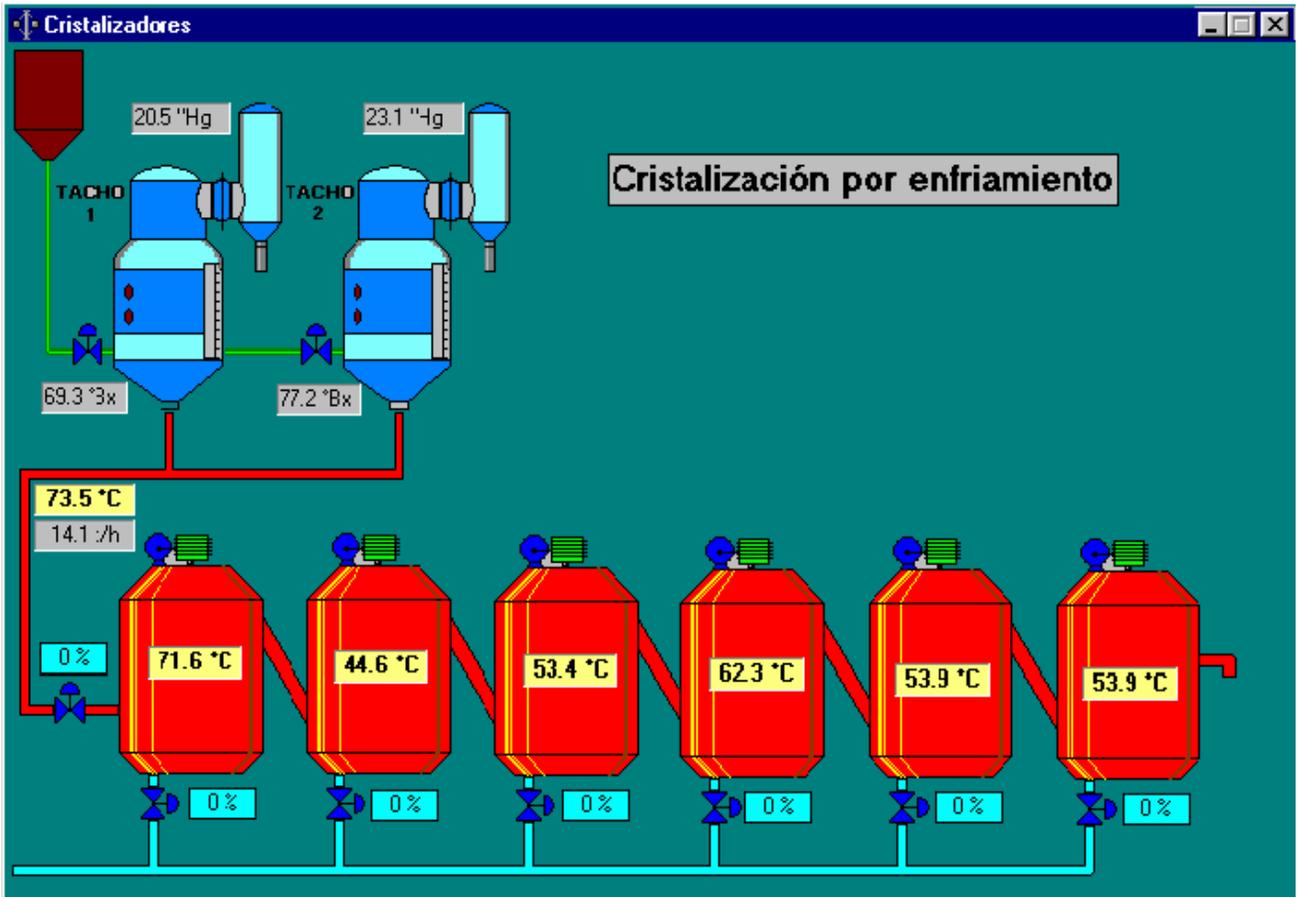
ANEXO 1.2.- Proceso de Elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática



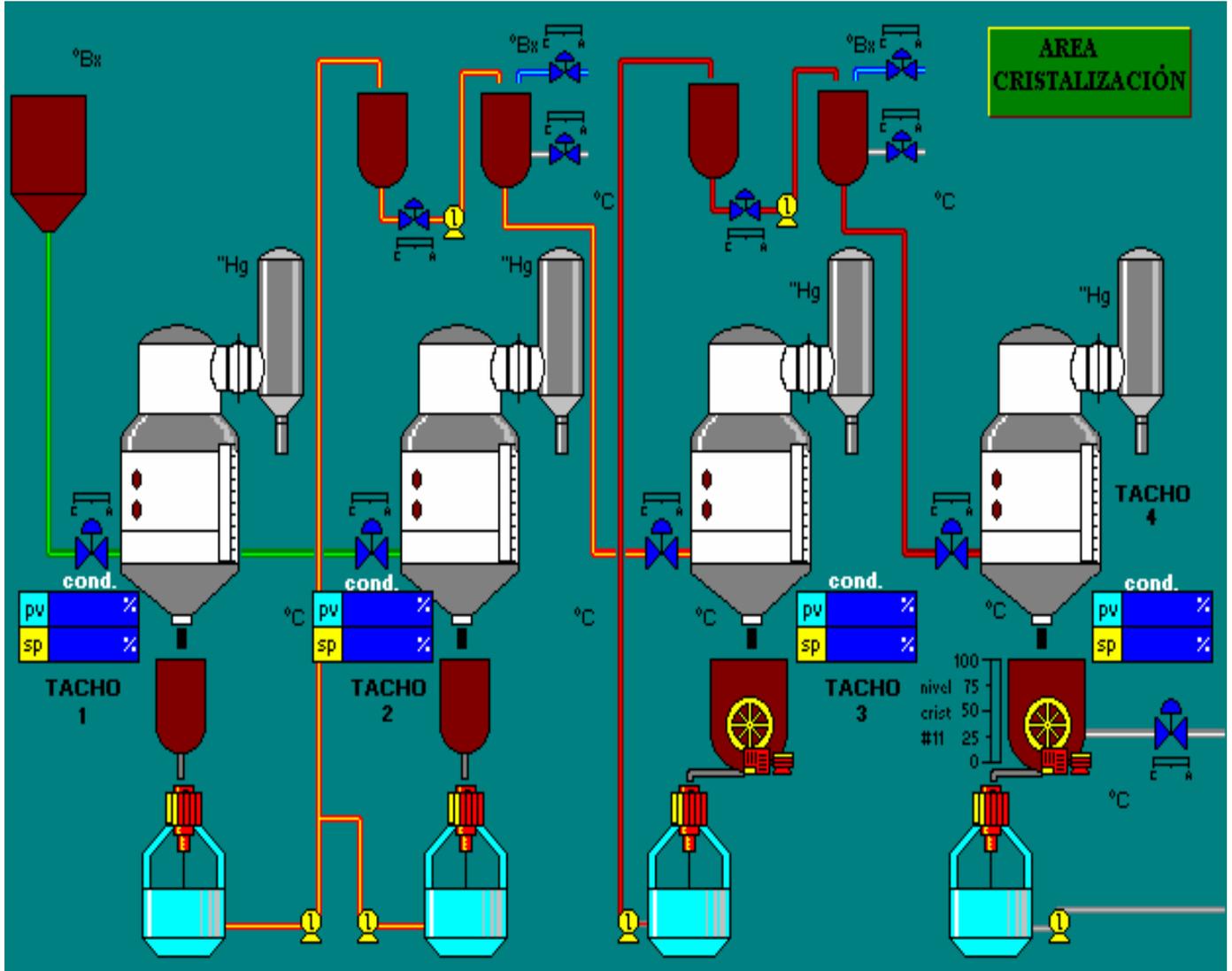
ANEXO 1.3.- Proceso de Evaporación



ANEXO 1.4.- Proceso de Cristalización Continua por Enfriamiento



ANEXO 1.5.- Proceso de Cristalización



## **ANEXO 2.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de Queso Fresco por Vía Enzimática**

Inmediatamente después del recibo y cuantificación de la leche, así como de la inspección o toma de muestras para análisis de laboratorio, la leche se filtra a flujo continuo, se enfría lo más rápido posible en un intercambiador a placa con agua helada hasta una temperatura entre 4-6°C, se almacena en recipientes apropiados con aislamiento hasta que comience su posterior procesamiento.

Los parámetros a controlar en esta primera etapa son:

Ácidoz o por ciento de ácido láctico.

Densidad de la leche.

Grasa de la leche.

Sólidos no graso, los cuales se calculan por la expresión:

$$\text{SNG} = \text{Pd}/4 + 0.2 * \text{G} + 0.4 \quad (2.1)$$

y el peso o densidad se calcula por la expresión:

$$\text{Pd} = (\rho - 1) * (1000) \quad (2.2)$$

donde

$\rho$ : densidad de la leche (g/cm<sup>3</sup>)

G: grasa de la leche (°/.)

Pd: peso o densidad en grados de areómetro a 20°C

SNG: sólidos no graso (°/.)

Prueba de cocción.

Prueba de inhibidores.

Reducción de azul de metileno.

Nivel en el tanque guarda.

Temperatura de enfriamiento.

Sólidos totales de la leche que se calculan por la expresión:

$$\text{ST} = \text{SNG} + \text{G} \quad (2.3)$$

donde

ST: sólidos totales de la leche (°/.)

SNG: sólidos no graso de la leche (°/.)

G: grasa de la leche (°/.)

Humedad de la leche, la cual se calcula por la expresión:

$$\text{Hu} = 100 - \text{ST} \quad (2.4)$$

donde

Hu: humedad de la leche (°/.)

ST: sólidos totales de la leche (°/.)

Proteína de la leche.

Ceniza de la leche.

Lactosa de la leche.

Posteriormente la leche pasa a través de un intercambiador a placas (IAP), donde primero se precalienta, de ahí pasa a una centrífuga donde se clarifica y estandariza, después vuelve al IAP donde se pasteuriza.

En esta segunda etapa los parámetros a controlar son:

Temperatura de pasteurización.

Temperatura de salida de la leche del IAP.

Adición de la leche descremada, la cual se calcula por la expresión:

$$ALD = [(G - GLT) * VT] / [GLT + (G - GLT)] \quad (2.5)$$

donde

GLT: grasa de la leche en la tina (%)

VT: volumen de la leche en la tina ( l )

ALD: cantidad de leche descremada ( l )

Después la leche pasa a la tina, adicionándole cloruro de calcio, cultivo mesófilo, cultivo termófilo y cuajo, con el objetivo de que ocurra el proceso de inoculación hasta lograr la coagulación de la leche. Posteriormente se realiza el corte o troceado, se elimina parte del suero, se adiciona sal agitándose y calentándose, después se pasa al moldeo y prensado y por último va a las neveras para su conservación.

Los parámetros a controlar en esta tercera etapa son:

Prueba de hisopaje.

Prueba de coliforme cuando se comienza a llenar la tina.

Prueba de coliforme cuando se llena la tina completamente.

Grasa de la leche en la tina.

Densidad de la leche en la tina.

Acidez de la leche en la tina.

Volumen de la leche en la tina.

Acidez de los cultivos termófilos y mesófilos.

Análisis de microscopía de los dos cultivos.

Masa de leche en la tina, que se calcula por la expresión:

$$mL = (VT + Vc) * \rho T \quad (2.6)$$

donde

mL: masa de la leche en la tina ( kg )

Vc: volumen de la leche con cultivo ( l )

$\rho T$ : densidad de la leche en la tina ( g/cm<sup>3</sup> )

Volumen de Cl<sub>2</sub>Ca a añadir, el cual se calcula por la expresión :

$$V(Cl_2Ca) = 0.3 * VT \quad (2.7)$$

donde

V(Cl<sub>2</sub>Ca): volumen de Cl<sub>2</sub>Ca ( ml )

Volumen de cuajo a añadir, el cual se calcula por la expresión:

$$V(\text{cuajo})=0.3 * VT \quad (2.8)$$

donde

V(cuajo): volumen de cuajo ( ml )

Volumen de cultivo termófilo a añadir, el cual se calcula por la expresión:

$$VcT=0.005 * VT \quad (2.9)$$

donde

VcT: volumen de cultivo termófilo ( l )

Volumen de cultivo mesófilo a añadir, el cual se calcula por la expresión:

$$Vcm=0.01 * VT \quad (2.10)$$

donde

Vcm: volumen de cultivo mesófilo ( l )

Temperatura de coagulación.

Tiempo de gelificación.

Tiempo de corte, el cual se calcula por la expresión:

$$tc=3 * tg \quad (2.11)$$

donde

tc: tiempo de corte ( min )

tg: tiempo de gelificación ( min )

Consistencia.

Volumen de suero a extraer, el cual se calcula por la expresión:

$$Vs=0.6 * VT \quad (2.12)$$

donde

Vs: volumen de suero ( l )

Grasa del suero.

Sólidos totales en el suero.

Acidez en el suero.

Cantidad de sal a añadir, el cual se calcula por la expresión:

$$M(\text{sal})=0.03 * VT \quad (2.13)$$

donde

M(sal): masa de sal ( kg )

Al producto se le controlan los siguientes parámetros:

Hongos y levadura.

Coliforme total.

Coliforme fecal.

PH.

Humedad.

Grasa.

Sólidos totales en queso, los cuales se calculan por la expresión:

$$STQ=100 - HQ \quad (2.14)$$

donde

STQ: sólidos totales en queso(°.)

HQ: humedad en queso (°.)

Porcentaje de materia grasa extracto seco, el cual se calcula por la expresión:

$$MG/Est= GQ / STQ \quad (2.15)$$

donde

MG/Est: porcentaje de materia grasa extracto seco (°.)

GQ: grasa en queso (°/.)  
Porcentaje de sal.  
Temperatura de almacenamiento.  
Tiempo de conservación.  
Masa de queso.  
Rendimiento real, el cual se calcula por la expresión:  
$$Rr = mQ / mL \quad (2.16)$$

donde

Rr: rendimiento real (°/.)

mQ: masa de queso ( kg )

Rendimiento teórico, el cual se calcula por el siguiente algoritmo:

Se toma como base 1 kg de queso:

HQ(1000g)= gramos de agua (2.17)

Sólidos totales= 1000g - gramos de agua (2.18)

Grasa en sólidos=[(MG / Est) / 100]\*(sólidos totales) (2.19)

Sólidos no grasa=Sólidos totales - Grasa en sólidos (2.20)

Sal en queso=[(°/ Sal) / 100] \* 1000g (2.21)

Sólidos no grasa sin sal=Sólidos no grasa - Sal (2.22)

Tomando como base 1kg de leche:

.(°/.Proteínas en la leche)\*(7.5) =A (2.23)

.(°/.Ceniza en la leche)\*(3.5) =B (2.24)

.(°/.)Lactosa en la leche)\*(0.4) =C (2.25)

.Sólidos no grasa en la leche=A+B+C (2.26)

$$RT = \frac{\text{Sólidos no grasa en la leche}}{\text{Sólidos no grasa sin sal}} (100) \quad (2.27)$$

donde

RT: rendimiento teórico (°/.)

### **ANEXO 3.- Parámetros a controlar y expresiones que se automatizaron en la elaboración de néctar de naranja-mandarina**

Se considera que se tiene como materia prima jugo concentrado de naranja y jugo de mandarina.

El primer paso es mezclar todos los ingredientes hasta lograr que el brix y la acidez de la mezcla estén en los parámetros establecidos. Una vez que se logre esto las próximas templas a preparar tendrán las cantidades de cada uno de los ingredientes que lograron que en la primera templa se alcanzara el brix y acidez establecido.

Para lograr este primer paso la secuencia de operaciones y parámetros a controlar son:

Medición del brix de ambos jugos para calcular la cantidad de jugo a añadir de cada uno. Esto se calcula por las expresiones (3.1) y (3.2). Si los valores de los brix están por encima o por debajo de lo especificado, se debe reducir o aumentar estas cantidades con respecto a la norma establecida para la formulación de este néctar:

$$M_{jn} = (6.63 * (100)) / B_{xjn} \quad (3.1)$$

$$M_{jm} = (2.058 * (100)) / B_{xjm} \quad (3.2)$$

donde

M<sub>jn</sub>: masa de jugo de naranja (kg )

M<sub>jm</sub>: masa de jugo de mandarina (kg )

B<sub>xjn</sub>: brix del jugo de naranja (°brix)

B<sub>xjm</sub>: brix del jugo de mandarina (°brix)

Medición de la acidez de ambos jugos, para calcular la masa de ácido cítrico a añadir se utiliza la expresión (3.3):

$$M_{ac} = \frac{M_t(A_m / 100) - [M_{jn}(A_{jm} / 100) + M_{jm}(A_{jn} / 100)]}{A_{ac} / 100} \quad (3.3)$$

donde

M<sub>ac</sub>: masa de ácido cítrico (kg )

M<sub>t</sub>: masa total de la primera templa =301kg

A<sub>m</sub>: acidez de la mezcla esperada =0.56 %.

A<sub>jm</sub>: acidez del jugo de mandarina (°.)

A<sub>jn</sub>: acidez del jugo de naranja (°.)

A<sub>ac</sub>: pureza del ácido cítrico =98 %.

Cálculo de la masa de agua:

$$M_{ag} = M_t - (M_{jn} + M_{jm} + M_{az} + M_{ac} + M_c) \quad (3.4)$$

donde

M<sub>ag</sub>: masa de agua (kg )

M<sub>az</sub>: masa de azúcar=30 kg

M<sub>c</sub>: masa de colorante=0.002 kg

El orden en añadir los ingredientes es el siguiente:

1. jugo de mandarina.
2. jugo concentrado de naranja.
3. azúcar.
4. ácido cítrico.
5. colorante.
6. agua.

Medición del brix y la acidez de la mezcla.

En dependencia de si estos valores están fuera de rango se reajustan las cantidades de jugo de naranja, jugo de mandarina, azúcar, ácido cítrico y agua, las cuales serán las cantidades a añadir para las próximas templas.

Si el brix de la mezcla es alto y el brix del jugo de naranja es alto se debe reducir la cantidad de jugo de naranja y se calcula por la expresión (3.1).

Si el brix de la mezcla es alto y el brix del jugo de mandarina es alto se debe reducir la cantidad de jugo de mandarina y se calcula por la expresión (3.2).

Estas reducciones son con respecto a las cantidades establecidas para la formulación de este néctar que son de 22.8 kg de jugo de mandarina y 10.2 kg de jugo de naranja.

Si el brix de la mezcla es alto y el brix del jugo de naranja es bajo se debe adicionar agua y se calcula por la expresión:

$$Magbxma=(Bxm - 13)(20) \quad (3.5)$$

donde

Magbxma: masa de agua adicionar por Bxma (kg )

Bxm: brix de la mezcla (°Brix)

Si el brix de la mezcla es bajo y el brix del jugo de naranja es bajo se debe aumentar la cantidad de jugo de naranja y se calcula por la expresión (3.1).

Si el brix de la mezcla es bajo y el brix del jugo de mandarina es bajo se debe aumentar la cantidad de jugo de mandarina y se calcula por la expresión (3.2).

Estos aumentos son en base a las cantidades de ambos jugos, como se explicó anteriormente.

Si el brix de la mezcla es bajo y el brix del jugo de naranja es alto, se debe adicionar azúcar y se calcula por la expresión:

$$1. \text{ Mazadi} = \frac{[Mjm(Bxjm/100) + Mjn(Bxjn/100) + Maz(Paz/100) + Mac(Aac/100)] - Mt(Bxm/100)}{Paz/100 - Bxm/100} \quad (3.6)$$

donde

Mazadi: masa de azúcar a adicionar ( kg )

Paz: pureza del azúcar = 98 %.

Si la acidez de la mezcla es alta, el brix de la mezcla es normal y la acidez del jugo de naranja es normal se debe adicionar agua y ésta se calcula según el siguiente algoritmo:

$$X = \frac{Mt(Am / 100) - [Mjm(Ajm / 100) + Mjn(Ajn / 100) + Mac(Aac / 100)]}{Aac / 100 - Am / 100} \quad (3.7)$$

donde

X: cantidad adicional de ácido añadido ( kg )

$$Y = [(Mt + X)(Am)] / 100 \quad (3.8)$$

donde

Y: cantidad de ácido total en la mezcla ( kg )

$$C = [(Y)(100)] / 0.6 \quad (3.9)$$

donde

C: masa de la mezcla ( kg )

$$Magama = C - [Mt + X] \quad (3.10)$$

donde

Magama: masa de agua a adicionar por Ama ( kg )

Si la acidez de la mezcla es baja, el brix de la mezcla es normal y la acidez del jugo de naranja es normal, se debe adicionar ácido y se calcula por la expresión:

$$Macadi = \frac{[Mjm(Ajm / 100) + Mjn(Ajn / 100) + Mac(Aac / 100)] - Mt(Am / 100)}{Aac / 100 - Am / 100} \quad (3.11)$$

donde

Macadi: masa de ácido a adicionar ( kg )

Una vez ajustado el valor del brix y la acidez de la mezcla se continúa el proceso y se comienza a preparar la templa número 2, la cual puede tener diferente masa total, según las adiciones que se hayan tenido que realizar por lo que la masa total de la segunda templa, la cual será la de todas las demás, se calcula por la expresión:

$$Mt2 = Mjn + Mjm + Maz + Mac + Mc + Mag + Magbma + Magama + Macadi \quad (3.12)$$

donde

Mt2: masa de la segunda y demás templeas ( kg )

Posteriormente, el jugo pasa por un intercambiador de tubo para precalentarse, de aquí pasa a un intercambiador a placa con el objetivo de lograr la pasteurización del mismo.

En esta etapa se debe de controlar la temperatura del jugo en cada intercambiador.

Una vez lograda la temperatura de pasteurización se pasa al llenado, donde el jugo pasteurizado se envasa en botellas previamente calentadas.

Después se pasa al tapado el cual se realiza mecánicamente, se pasan las botellas por un enfriador, se le ponen las etiquetas manualmente, se embalan y se almacenan.

Los parámetros a controlar en esta etapa son:

- Temperatura de la botella vacía.
- Temperatura del jugo de salida de la llenadora.
- Si existe roturas de botellas al llenar.
- Calidad del cierre de las botellas.
- Temperatura de enfriamiento de las botellas.
- Si existe roturas de botellas al enfriarlas.
- Brix del producto.

Si el brix del producto es alto se debe adicionar agua y ésta se calcula por la expresión:  
(Bxp - Bxm) \* 22=Magbxpa (3.13)

donde

- Bxp: brix del producto (°brix)
- Magbxpa: masa de agua adicionar por BXPA ( kg )
- Acidez del producto.

Si la acidez del producto es alta se debe adicionar agua y ésta se calcula por la expresión (3.10).

Si se cumplen los dos últimos aspectos vistos, la masa de la templa 2 se debe afectar por estos dos últimos cálculos, por lo que la masa de la templa 2 se calcula por la expresión:

$$Mt21=Mt2 + Magbxpa + Magapa \quad (3.14)$$

donde

- Mt21: masa de la segunda templa y demás ( kg )
- Masa neta de una botella.
- Contenido de pulpa.
- Esterilidad.
- Colocación de las etiquetas.
- Limpieza de envase.
- Si existe exceso de pegamento en las etiquetas.
- Fecha de caducidad.

Pérdidas por botellas rotas, que se calculan por la expresión:

$$\text{Pérdida por} = \frac{\# \text{ botellas rotas}}{\# \text{ botellas llenas}} * (100) \quad (3.15)$$

Pérdidas por botellas de control, que se calculan por la expresión:

$$\text{Pérdidas por} = \frac{\# \text{ botellas control}}{\# \text{ botellas llenas}} * (100) \quad (3.16)$$

Pérdidas por botellas separadas, que se calculan por la expresión:

$$\text{Pérdidas por} = \frac{\# \text{ botellas separadas}}{\# \text{ botellas llenas}} * (100) \quad (3.17)$$

Pérdidas totales, que se calculan por la suma de las tres pérdidas anteriores.

Rendimiento, el cual se calcula según el siguiente algoritmo:

$$C_{np} = M_t + [ \# \text{ templás} - 1 ] (M_{t21}) \quad (3.18)$$

donde

$C_{np}$ : cantidad de néctar preparado ( kg )

$$\text{Rend} = \frac{(\# \text{ botellas llenas})(\text{masa neta de una botella}) * 100}{C_{np}} \quad (3.19)$$

donde

Rend: rendimiento (°/.)

Índice de maduración, que se calcula por la expresión:

$$\text{Índice de maduración} = B_{xp} / A_{cp} \quad (3.20)$$

donde

$A_{cp}$ : acidez del producto

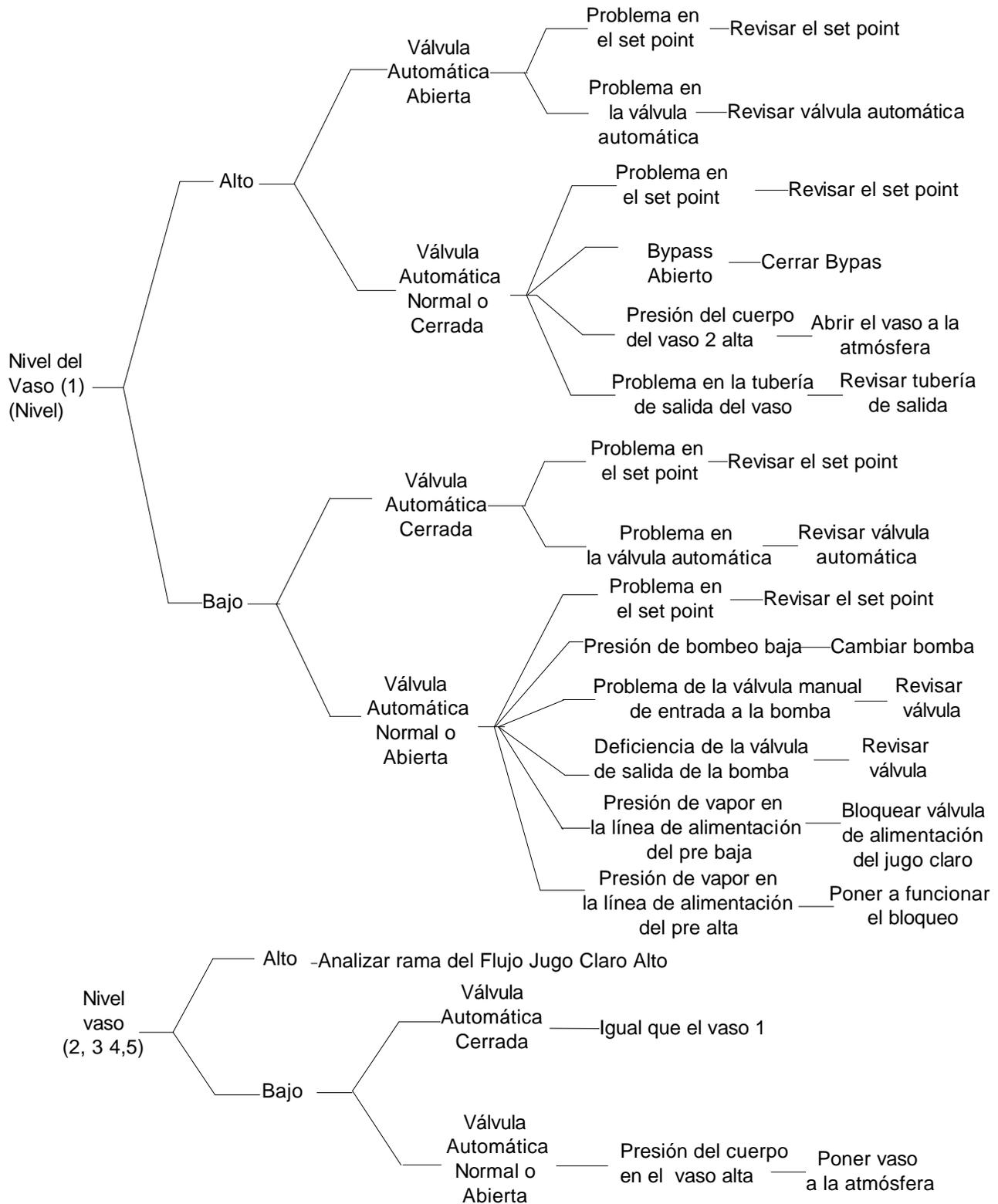
## **ANEXO 4.- Formato generador de la base del Generador de Tablas de Decisión Categorical (GENTDC).**

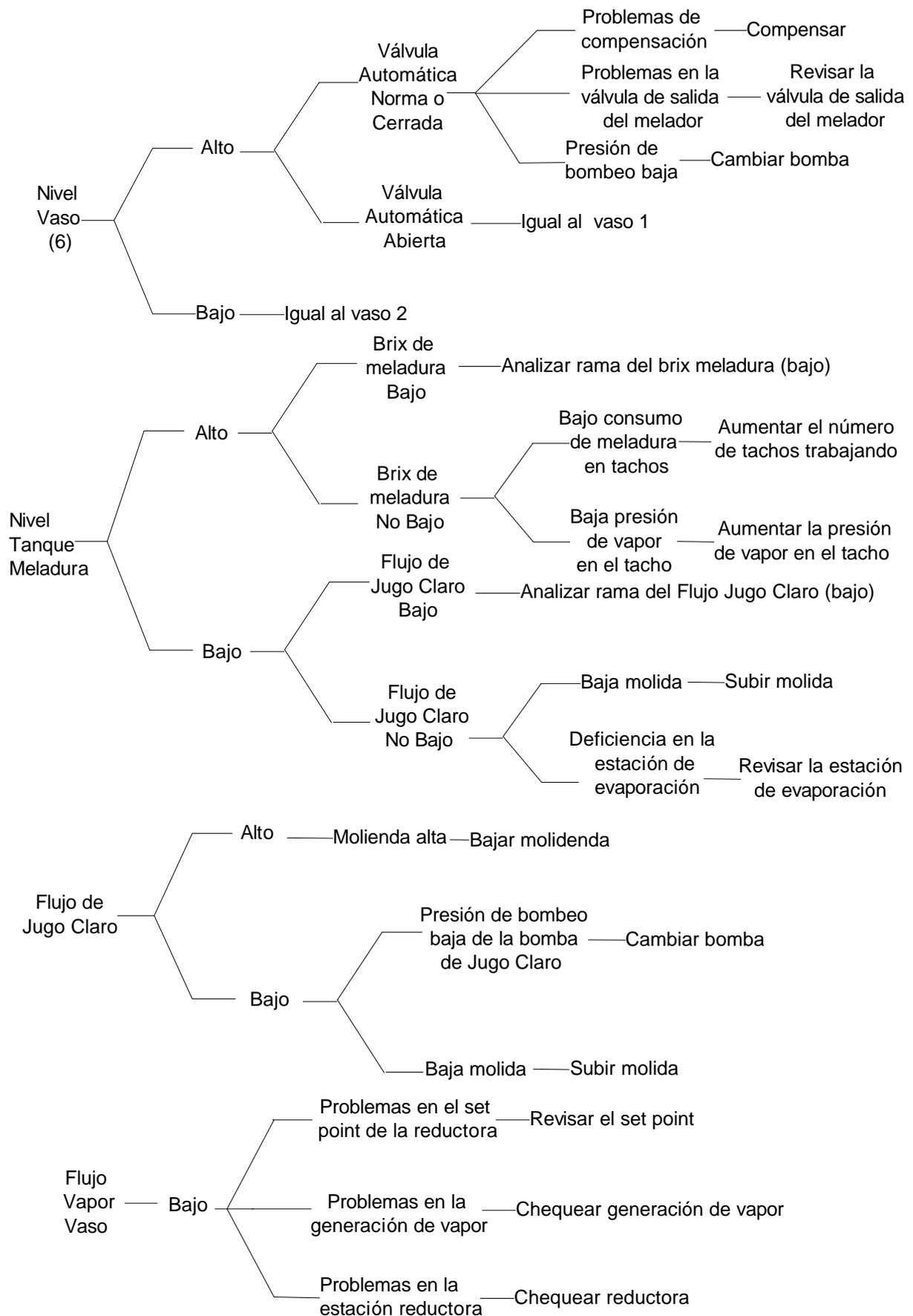
SETDC <Nombre de la base de conocimientos>;  
ATOMOS  
atomo\_1,atomo\_2,..., atomo\_n : variable; { Argumentos atómicos asociados a las variables del sistema .}  
causa\_1,causa\_2,..., causa\_n : causa; { Argumentos atómicos asociados a las posibles causas del Sistema.}  
  
Abierta,Cerrada,Normal,  
Alto,Bajo,Normal,  
Encendida,Apagada  
Existe,NoExis : estado; { Posibles estados de las variables.}  
PREDICADOS  
Recupera\_falla(variable,estado)/p;  
causa\_de(variable,estado,causa);  
[ dame\_estado(variable,estado)/p; ]  
es\_estado(variable,estado)/p;  
almacena\_causa(Causa)/p;  
[ HECHOS ]  
REGLAS  
TABLA < Nombre de la tabla >; . . .  
TABLA Raíz;  
recupera\_falla (variable#,estado#) | si ;  
causa\_de(variable#,estado#,causa#) | si ;  
almacena\_causa(causa#) | si ;  
CERTEZA;  
FINTDC

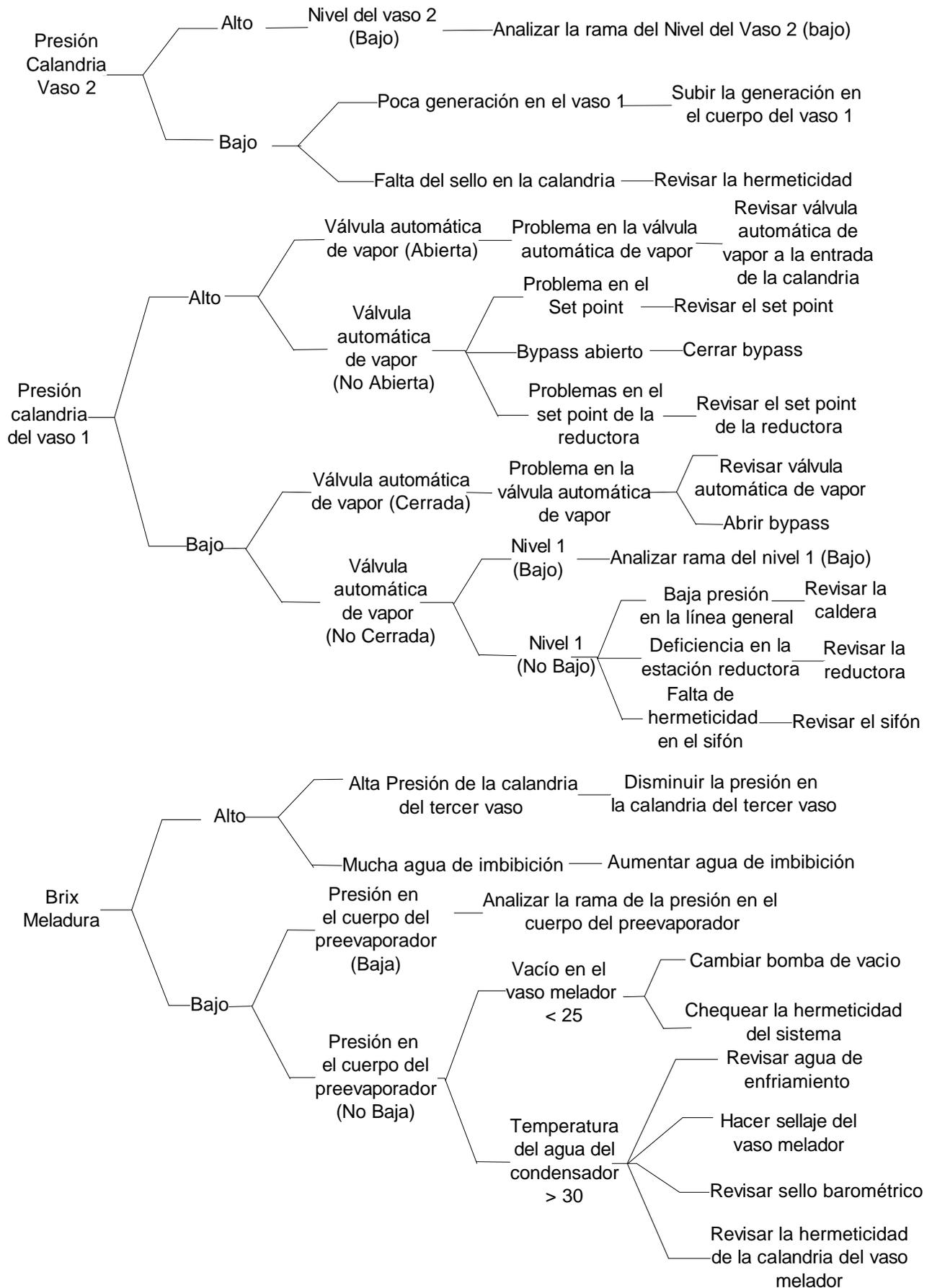
### Nota :

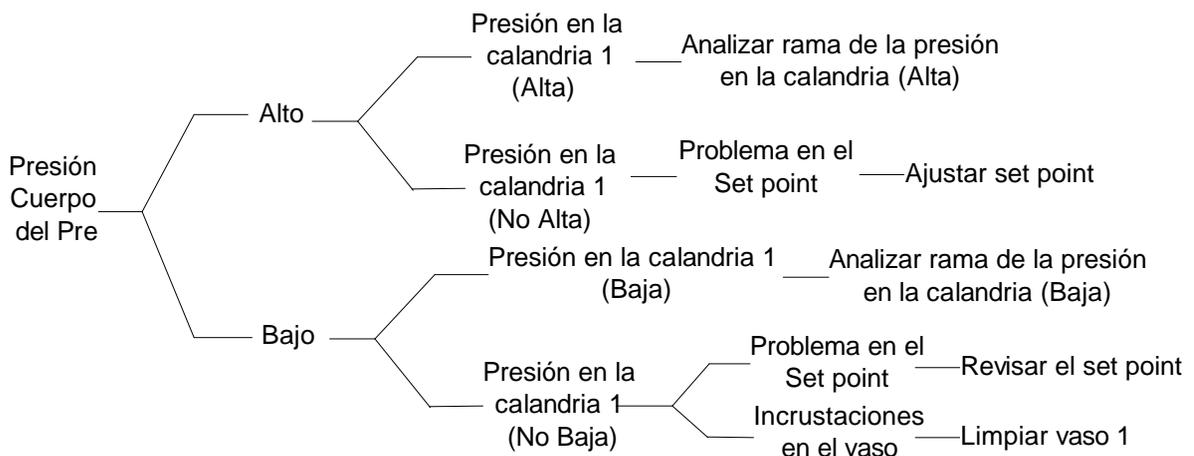
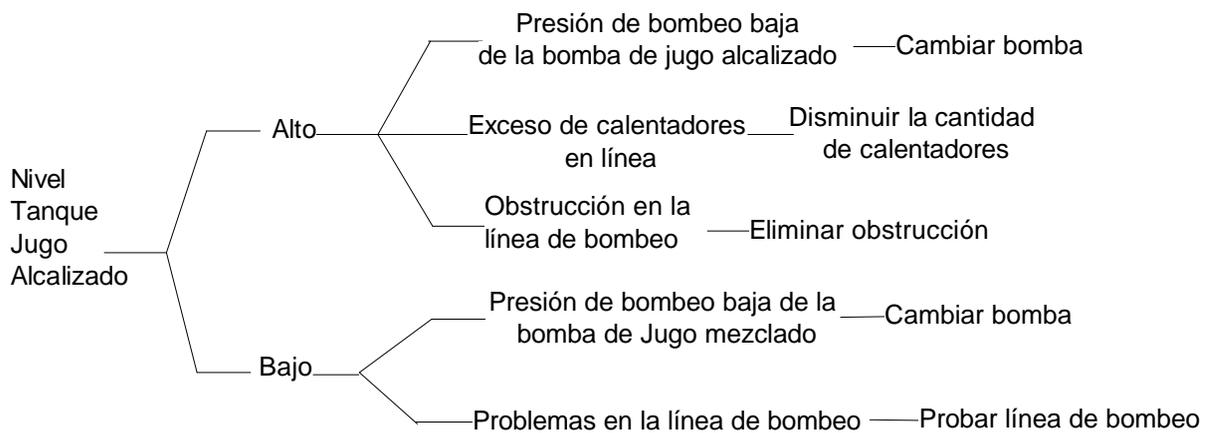
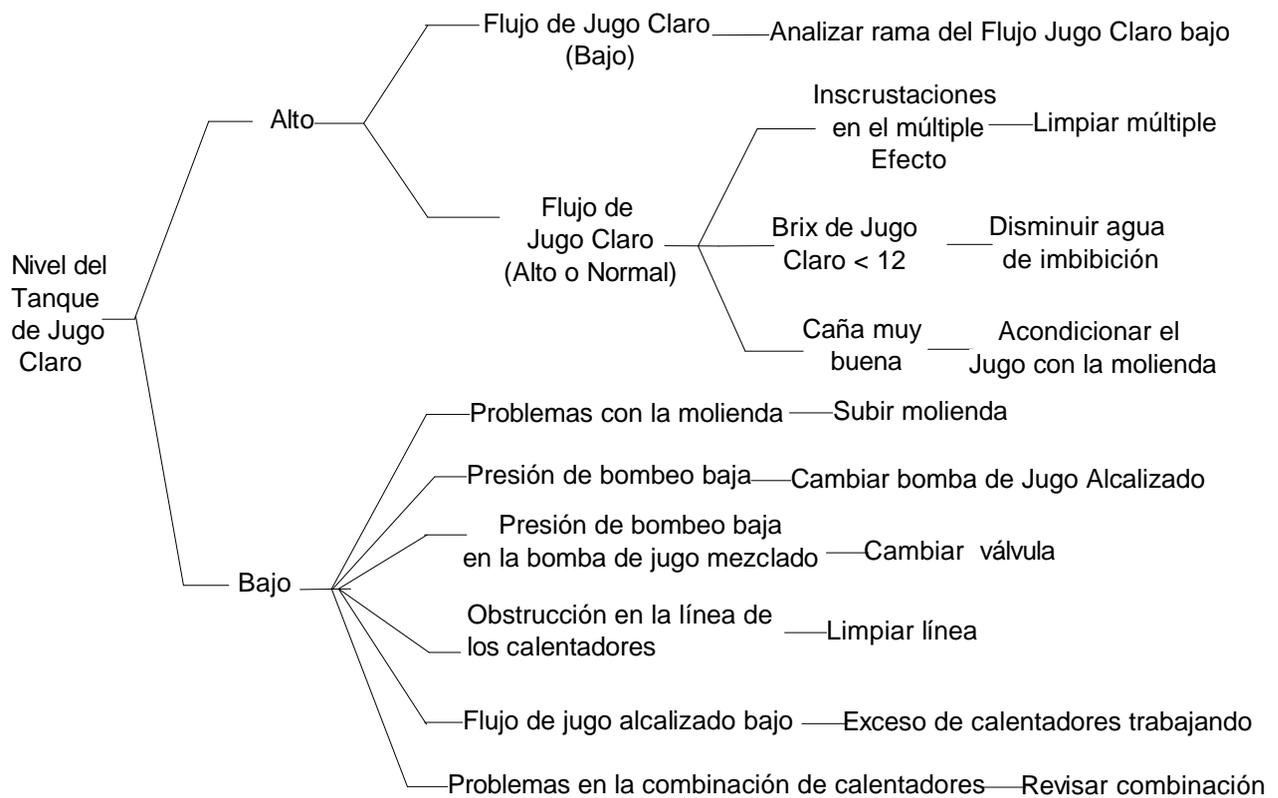
Aquellos aspectos que estén encerrados entre corchetes ( [ ] ) significan que son opcionales y los que se encuentren entre llaves ( { } ) son comentarios propios de este trabajo. Para mayor información puede consultar el Manual del (SETDC) (Medina, 1996).

**ANEXO 5.- Árbol de decisión del proceso de Evaporación.**









**ANEXO 6.- Tabla de Decisión Categorial del proceso de Evaporación.**

SETDC Evaporación;

ATOMOS

EA37,EA16,EA38,EA39,EA40,  
EA41,EA42,EA13,EA9,EA17,  
EA6,EA21,EA10,EA0,EA1,  
EA2,EA3,EA4,EA5,EA7,  
EA8,EA43 :variable;

bajo, normal, alto,  
on, off,  
existe, noexiste,  
abierta, normal, cerrada :estado;

L1,L2,L3,L4,L5,  
L6,L7,L8,L9,L10,  
L11,L12,L13,L14,L15,  
L16,L17,L18,L19,L20,  
L21,L22,L23,L24,L25,  
L26,L27,L28,L29,L30,  
L31,L32,L33,L34,L35,  
L37,L38,L39,L40,L41,  
L42,L43,L36 :causa;

PREDICADOS

recupera\_falla(Variable,estado)/p;  
causa\_de(Variable,estado,causa);  
almacena\_causa(causa)/p;  
dame\_estado(Variable,estado)/p;  
es\_estado(Variable,estado)/p;

HECHOS

causa\_de(EA16,Alto,L26)/1.0;  
causa\_de(EA16,Bajo,L27)/1.0;  
causa\_de(EA17,Bajo,L28)/1.0;  
causa\_de(EA6,Bajo,L30)/1.0;  
causa\_de(EA21,Alto,L31)/1.0;  
causa\_de(EA21,Bajo,L32)/1.0;  
causa\_de(EA10,Bajo,L36)/1.0;  
causa\_de(EA13,Alto,L39)/1.0;

REGLAS

TABLA EA0_Alto;	
es_estado(EA37,Abierta)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA0,Alto,L1)	*   ;
Causa_de(EA0,Alto,L2)	* ;
TABLA EA0_Bajo;	
es_estado(EA37,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;

Causa_de(EA0,Bajo,L9)	*   ;
Causa_de(EA0,Bajo,L10)	* ;
TABLA EA1_Alto;	
es_estado(EA16,Alto)	si ;
causa_de(EA16,Alto,CAUSA1#)	si ;
CERTEZA	1.0 ;
causa_de(EA1,Alto,CAUSA1#)	* ;
TABLA EA1_Bajo;	
es_estado(EA38,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA1,Bajo,L11)	*   ;
Causa_de(EA1,Bajo,L12)	* ;
TABLA EA2_Alto;	
es_estado(EA16,Alto)	si ;
causa_de(EA16,Alto,CAUSA2#)	si ;
CERTEZA	1.0 ;
causa_de(EA2,Alto,CAUSA2#)	* ;
TABLA EA2_Bajo;	
es_estado(EA39,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA2,Bajo,L13)	*   ;
Causa_de(EA2,Bajo,L14)	* ;
TABLA EA3_Alto;	
es_estado(EA16,Alto)	si ;
causa_de(EA16,Alto,CAUSA3#)	si ;
CERTEZA	1.0 ;
causa_de(EA3,Alto,CAUSA3#)	* ;
TABLA EA3_Bajo;	
es_estado(EA40,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA3,Bajo,L15)	*   ;
Causa_de(EA3,Bajo,L16)	* ;
TABLA EA4_Alto;	
es_estado(EA16,Alto)	si ;
causa_de(EA16,Alto,CAUSA4#)	si ;
CERTEZA	1.0 ;
causa_de(EA4,Alto,CAUSA4#)	* ;
TABLA EA4_Bajo;	
es_estado(EA41,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA4,Bajo,L17)	*   ;
Causa_de(EA4,Bajo,L18)	* ;
TABLA EA5_Alto;	
es_estado(EA42,Abierta)	no   si ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA5,Alto,L19)	*   ;
Causa_de(EA5,Alto,L20)	* ;
TABLA EA5_Bajo;	
es_estado(EA42,Cerrada)	si   no ;
CERTEZA	1.0   1.0 ;
Causa_de(EA5,Bajo,L22)	*   ;
Causa_de(EA5,Bajo,L23)	* ;
TABLA EA7_Alto;	
es_estado(EA13,Bajo)	si   no ;
causa_de(EA13,Bajo,CAUSA5#)	si   ;
CERTEZA	1.0   1.0

causa_de(EA7,Alto,CAUSA5#)		*						;
Causa_de(EA7,Alto,L24)				*				;
TABLA EA7_Bajo;								
es_estado(EA16,Bajo)		si		no				;
causa_de(EA16,Bajo,CAUSA6#)		si						;
CERTEZA		1.0		1.0				;
causa_de(EA7,Bajo,CAUSA6#)		*						;
Causa_de(EA7,Bajo,L25)				*				;
TABLA EA6_Alto;								
es_estado(EA16,Bajo)		si		no				;
causa_de(EA16,Bajo,CAUSA7#)		si						;
CERTEZA		1.0		1.0				;
causa_de(EA6,Alto,CAUSA7#)		*						;
Causa_de(EA6,Alto,L29)				*				;
TABLA EA8_Alto;								
es_estado(EA9,Alto)		si		no				;
causa_de(EA9,Alto,CAUSA8#)		si						;
CERTEZA		1.0		1.0				;
causa_de(EA8,Alto,CAUSA8#)		*						;
Causa_de(EA8,Alto,L33)				*				;
TABLA EA8_Bajo;								
es_estado(EA9,Bajo)		si		no				;
causa_de(EA9,Bajo,CAUSA9#)		si						;
CERTEZA		1.0		1.0				;
causa_de(EA8,Bajo,CAUSA9#)		*						;
Causa_de(EA8,Bajo,L34)				*				;
TABLA EA13_Bajo;								
es_estado(EA8,Bajo)		si		no				;
causa_de(EA8,Bajo,CAUSA10#)		si						;
CERTEZA		1.0		1.0				;
causa_de(EA13,Bajo,CAUSA10#)		*						;
Causa_de(EA13,Bajo,L38)				*				;
TABLA EA9_Alto;								
es_estado(EA43,Abierta)		si		no				;
CERTEZA		1.0		1.0				;
Causa_de(EA9,Alto,L40)		*						;
Causa_de(EA9,Alto,L41)				*				;
TABLA EA9_Bajo;								
es_estado(EA43,Cerrada)		si		no		no		;
es_estado(EA0,Bajo)				si		no		;
causa_de(EA0,Bajo,CAUSA11#)				si				;
CERTEZA		1.0		1.0		1.0		;
Causa_de(EA9,Bajo,L42)		*						;
causa_de(EA9,Bajo,CAUSA11#)				*				;
Causa_de(EA9,Bajo,L43)						*		;
TABLA EA10_Alto;								
es_estado(EA1,Bajo)		si						;
causa_de(EA1,Bajo,CAUSA12#)		si						;
CERTEZA		1.0						;
causa_de(EA10,Alto,CAUSA12#)		*						;
TABLA Raiz								
recupera_falla(ELEMENTO#,ESTADO#)		si						;
causa_de(ELEMENTO#,ESTADO#,CAUSA#)		si						;
almacena_causa(CAUSA#)		si						;
CERTEZA;								
FINTDC								

## ANEXO 7.- Algoritmo para el entrenamiento de la red neuronal de retropropagación (Backpropagation).

1. Presentarle a la capa de entrada de la RNA un par de entrenamiento  $(x_{pi}^E, SE_{pk})$ .

Donde:

$(x_{pi}^E)$ : Los valores de las variables de entrada a la red en cada instante de tiempo.

$(SE_{pk})$ : Los valores esperados de la variable de salida de la red en cada instante de tiempo.

2. Calcular para cada neurona de la capa oculta, la entrada neta a partir de los valores presentados en la capa de entrada:

$$NETA_{pj}^O = \sum_{i=1}^Q x_{pi}^E W_{ij}^O \quad (7.1)$$

3. Calcular la salida de los nodos de la capa oculta aplicando la función de activación:

$$OUT_{pj}^O = F\left(NETA_{pj}^O\right) \quad (7.2)$$

4. Calcular para cada neurona de capa de salida la entrada neta a partir de la consideración de los valores de activación en la capa intermedia:

$$NETA_{pk}^S = \sum_{j=1}^N x_{pj}^O W_{jk}^O \quad (7.3)$$

Donde:

$NETA_{pk}^S$ : Suma ponderada vinculada con una neurona de la capa de salida. En la suma intervienen las entradas asociadas a la neurona y los pesos de ésta.

5. Calcular la salida de los nodos de la capa de salida aplicando la función de activación:

$$OUT_{pk}^S = F\left(NETA_{pk}^S\right) \quad (7.4)$$

6. Determinar la medida del error de cada salida de la RNA:

$$d_{pk}^S = (SE_{pk} - SF_{pk}) \quad (7.5)$$

Donde:

$$SF = OUT_{pk}^S \quad (7.6)$$

$(SF_{pk})$ : Los valores calculados de la variable de salida por la red en cada instante de tiempo

7. Propagar hacia atrás, por todas las capas, la medida del error. De esta manera cada nodo de la red tendrá idea de su contribución relativa al error total:

7.1 Calcular para cada neurona de la capa de salida, la medida en la que deben variar sus pesos:

$$d_{pk}^S = (SE_{pk} - SF_{pk}) f'\left(NETA_{pk}^S\right) \quad (7.7)$$

7.2 Calcular para cada neurona de la capa oculta, la medida en la que deben variar sus pesos:

$$\delta_{pj}^O = \sum_{k=1}^M (SE_{pk} - SF_{pk}) \left(NETA_{pk}^S\right) W_{jk}^S f'\left(NETA_{pj}^O\right) \quad (7.8)$$

7.3 Modificar para cada neurona de la capa de salida, sus pesos de acuerdo con:

$$\Delta W_{jk}^S(t) = \beta (SE_{pk} - SF_{pk}) \left(NETA_{pk}^S\right) f'\left(NETA_{pj}^O\right) + \alpha \Delta W_{jk}^S(t-1) \quad (7.9)$$

$\delta_{pk}^S$

Donde:

( $\beta$ ): Parámetro de velocidad de aprendizaje y su valor está comprendido entre 0 y 1.

( $\alpha$ ): Parámetro del momento y su valor está comprendido entre 0 y 0,25.

$f_{(NETA_{pj}^O)}$ : Valor de entrada a la capa de salida o valor de salida de la capa oculta adyacente a la capa de salida.

7.4 Modificar para cada neurona de la capa oculta, sus pesos de acuerdo con:

$$\Delta W_{ij}^O = \beta f_{(NETA_{pj}^O)} \sum_{k=1}^M \left[ (SE_{pk} - SF_{pk}) f'_{(NETA_{pk}^S)} W_{jk}^S \right] f'_{(NETA_{pj}^O)} + \alpha \Delta W_{ij}(t-1) \quad (7.10)$$

Volver a 1.

## ANEXO 8 Pantallas del GRECAIL para la elaboración de las bases de conocimiento.

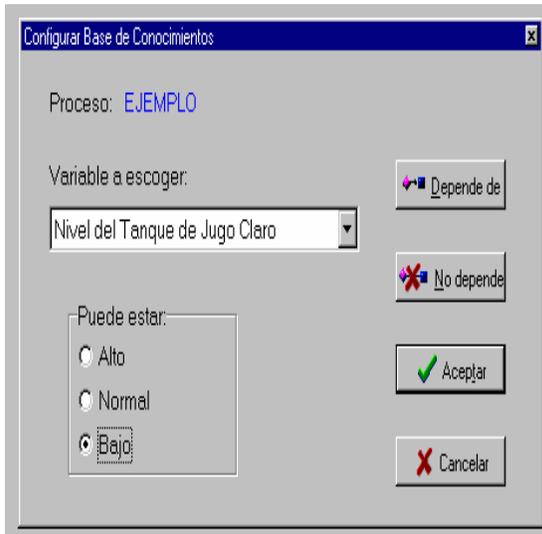


Figura 1 Selección de variables y estados

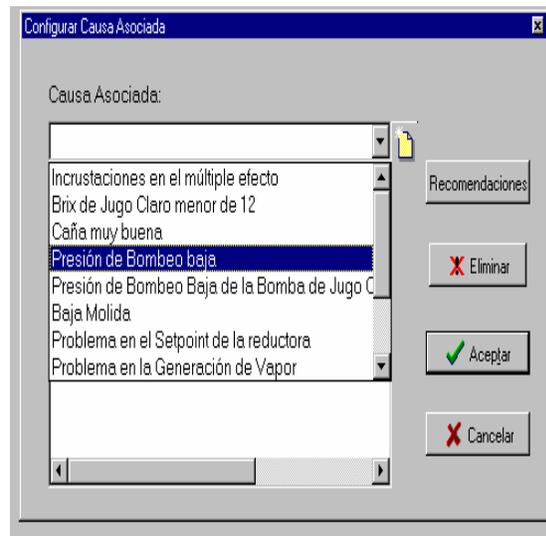


Figura 2 Selección de causas

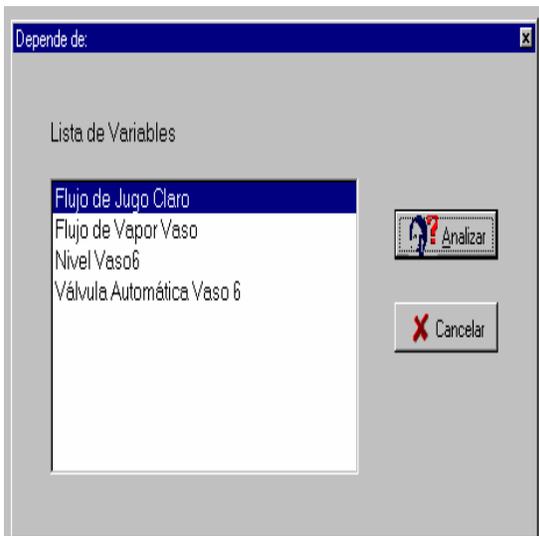


Figura 3 Selección de las variables de que depende la variable seleccionada



Figura 4 Selección de las relaciones de dependencia

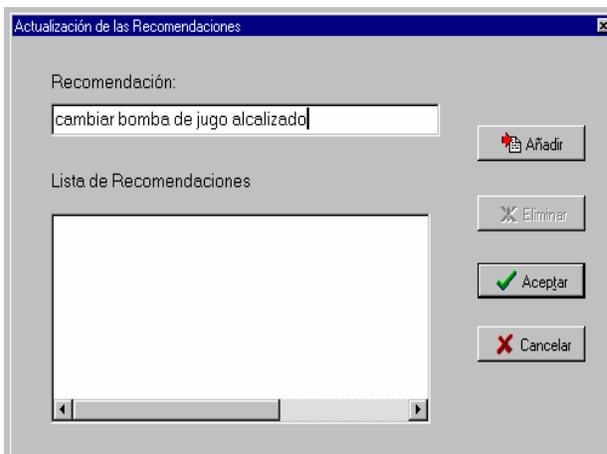


Figura 5 Introducción de las recomendaciones

ANEXO 9 Estructura de la red neuronal

