

**SISTEMA ARTIFICIAL DE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES**

**RAÚL DARÍO URUEÑA ALFARO  
RAFAEL DONALDO VILLADIEGO TORRES**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR  
CENTRO DE EDUCACIÓN PERMANENTE  
MINOR AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL  
CARTAGENA DE INDIAS D.T Y C**

**2004**

**SISTEMA ARTIFICIAL DE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES**

**RAUL DARÍO URUEÑA ALFARO  
RAFAEL DONALDO VILLADIEGO TORRES**

**Monografía presentada como  
requisito para optar al título de  
Ingeniero Electrónico**

**Director:  
EDUARDO GÓMEZ VASQUEZ  
Magíster en Ciencias Computacionales  
Especialidad en Redes de Computadoras**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR  
CENTRO DE EDUCACIÓN PERMANENTE  
MINOR AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL  
CARTAGENA DE INDIAS D.T Y C**

**2004**

**Nota de aceptación**

---

---

---

---

**Firma del Presidente del jurado**

---

**Firma del jurado**

---

**Firma del jurado**

**Cartagena, Diciembre 7 de 2004**

A Dios porque gracias a Él todo es posible  
A mis padres por su incondicional apoyo  
A mis hermanos por su compañía y paciencia  
A mi novia Jenny por su amor y comprensión

RAFAEL VILLADIEGO TORRES

Dedico este triunfo a mi familia, a Dios, y a todas  
aquellas personas que creyeron en mi y me ayudaron a  
alcanzar esta meta.

RAÚL URUEÑA ALFARO

## **AGRADECIMIENTOS**

Agradezco al Ing. Eduardo Gómez Vásquez por su orientación y supervisión en el desarrollo de ésta monografía.

A mi familia y amigos que siempre me dieron ánimo para seguir adelante y me dieron fuerza para lograr ésta meta.

A mi compañero de monografía Raúl Urueña por su colaboración y amistad, y su familia por saber que cuento con ellos en cualquier momento.

**RAFAEL VILLADIEGO TORRES**

Principalmente quiero darle gracias a toda mi familia por el apoyo incondicional que me dieron a lo largo de toda la carrera, especialmente a mis padres y mis hermanos, sin su cariño y ayuda este trabajo no hubiese sido una realidad.

A mi compañero de monografía Rafael Villadiego por su dedicación y disponibilidad, gracias Rafa porque no solo eres mi compañero, también has sido un gran amigo a lo largo de todos estos años.

Al Ing. Eduardo Gómez Vásquez por su orientación y supervisión en el desarrollo de ésta monografía.

Mi infinita gratitud es para todos los que me ayudaron a alcanzar esta meta, perdón les pido por no poderlos nombrar a todos.

**RAÚL URUEÑA ALFARO**

## CONTENIDO

	Pag.
Lista de Figuras	xi
Lista de Tablas	xiii
RESUMEN	xvii
<b>1. INTELIGENCIA ARTIFICIAL</b>	<b>1</b>
1.1 RECONOCIMIENTO DE PATRONES	5
1.1.1 <i>Perceptron</i>	5
1.1.2 <i>Perceptron</i> multicapa	6
1.1.3 Redes <i>Radial Basis</i>	7
1.2 SISTEMAS DIFUSOS	10
1.2.1 Lógica Difusa	11
1.2.2 Sistemas de Control Difuso	12
1.2.3 Controlador basado en Sistemas Difusos	13
1.2.4 Estructura Interna	14
1.2.5 Diseño de un Controlador basado en Lógica Difusa	14

<b>2. FUNDAMENTACIÓN SOBRE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES</b>	<b>16</b>
2.1 SISTEMA OLFATIVO	16
2.2 SISTEMA GUSTATIVO	21
2.2.1 Lenguas Electrónicas	22
2.2.2 Sensores Químicos	23
2.3 COMPARACIÓN ENTRE EL SISTEMA OLFATIVO ARTIFICIAL Y BIOLÓGICO	25
2.3.1 Ventajas	25
2.3.2 Desventajas	26
<b>3. MODELO DEL RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES</b>	<b>27</b>
3.1 Descripción del Modelo	27
3.1.1 Preproceso de señal	27
3.1.2 Reducción de dimensionalidad (Parametrización)	29
3.1.3 Clasificación	31
3.1.4 Toma de decisiones	32
<b>4. APLICACIONES SOBRE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES</b>	<b>33</b>
4.1 EN LA MEDICINA	33
4.1.1 Una nariz electrónica en diagnóstico médico	33
4.2 EN LA INDUSTRIA ALIMENTICIA	35
4.2.1 Nariz Electrónica para el reconocimiento de vinos	35



4.2.2 Nariz Electrónica para determinar la madurez de una fruta	41
4.2.3 Lengua Electrónica aplicadas a la medida del sabor y al control de calidad de los alimentos	42
4.3 EN LA ASTRONOMÍA	45
4.3.1 Proyecto de Nariz Electrónica de la NASA	45
5. CONCLUSIONES	49
BIBLIOGRAFIA	50

## LISTA DE FIGURAS

	<b>Pag.</b>
Figura 1. Diagrama de una Neurona Humana	xviii
Figura 2. Inteligencia Artificial	1
Figura 3. Diagrama de bloques de un sistema con Control Difuso	11
Figura 4. Control directo de un Proceso o Sistema	13
Figura 5. Estructura de un Controlador	13
Figura 6. Estructura de un Controlador Difuso o FLC	14
Figura 7. Anatomía del Sistema Olfativo Humano	17
Figura 8. Foto de una Nariz electrónica	18
Figura 9. Ilustración de un sensor de gas MEMS de tipo MOX	20
Figura 10. Órgano Gustativo	22
Figura 11. Sensores Químicos	24
Figura 12. Comparación entre Olfato Biológico y Artificial	26
Figura 13. Reconocimiento de Patrones	27

Figura 14. Identificación de problemas en el cuerpo humano	34
Figura 15. Diagrama de bloques de una Nariz Electrónica	35
Figura 16. Matriz de aciertos para el <i>Perceptron</i>	37
Figura 17. Optimización del número de neuronas ocultas	38
Figura 18. Tasa de aciertos para cada función de activación	38
Figura 19. Matriz de aciertos para <i>Backpropagation</i>	39
Figura 20. Matriz de aciertos para <i>Radial Basis</i>	40
Figura 21. Matriz de aciertos para <i>Radial Basis</i> realizando previamente el PCA	40
Figura 22. Sensores que miden las propiedades de las muestras	43
Figura 23. Patrón de respuesta para vinos blancos y tintos	44
Figura 24. Resultado obtenido con varias aguas minerales	45
Figura 25. Astronauta Mike Fincke a bordo de la Estación Espacial Internacional	46

## LISTA DE TABLAS

	<b>Pág.</b>
TABLA 1. Algoritmos de Preprocesado	28
TABLA 2. Concentraciones y Compuestos Aromáticos Medidos	36

## GLOSARIO

**APRENDIZAJE:** Es el acto de adquisición de conocimiento en el cual una actividad se origina o se cambia a través de la reacción encontrada, con tal de que este cambio registrado no pueda explicarse con fundamento en las tendencias innatas de respuesta.

**AROMAS:** Los aromas son sustancias que proporcionan sabor y olor a los productos alimenticios a los que se incorporan. La mayor parte de los alimentos que consumimos contienen sustancias aromáticas naturales. Los aromas son productos desarrollados por empresas de alta tecnología en las que se cuidan al detalle todos los procesos de elaboración.

**AUTOMATIZACIÓN:** Se define como la operación y control por sí solo de maquinaria o procesos por medio de aparatos tales como robots, los cuales pueden tomar y ejecutar decisiones sin la intervención humana.

**CATADOR:** Es una persona quien determina física y sensorialmente la calidad de un producto por medio de sus sistemas biológicos (olfato y/o gusto).

**CONTROL:** Es medir el valor de la variable controlada del sistema, para limitar el error.

**ENTRENAMIENTO:** Consiste en generar los modelos predictivos a partir de los datos históricos suministrados, que luego se combinarán para dar los resultados.

**INFORMACIÓN:** Es la disposición a actuar de una determinada manera en presencia del receptor adecuado, que presenta un ente cualquiera, sea de naturaleza física, química o biológica.

**INTELIGENCIA ARTIFICIAL:** Se define la inteligencia artificial como aquella inteligencia exhibida por cualquier cosa manufacturada por humanos (es decir, artificial). A menudo se aplica hipotéticamente a los computadores. El nombre también se usa para referirse al campo de la investigación científica que intenta acercarse a la creación de tales sistemas.

**MEMORIA:** Se usa para el almacenamiento fácil y seguro de información. También es la capacidad o poder mental que permite retener y recordar, mediante procesos asociativos inconscientes, sensaciones, impresiones, ideas y conceptos previamente experimentados, así como toda la información que se ha aprendido conscientemente.

**PROCESO:** Lugar donde materiales y energía van juntos para producir un producto deseado. Un proceso es identificado como una o más variables asociadas que deber ser controladas.

**RECONOCIMIENTO DE PATRONES:** Son los medios por los cuales se puede interpretar el mundo. Es la ciencia que se ocupa de los procesos sobre ingeniería, computación y matemáticas relacionados con objetos físicos y/o abstractos, con el propósito de extraer información que permita establecer propiedades de o entre conjuntos de dichos objetos.

**REDES NEURONALES ARTIFICIALES:** Son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Consiste en simular las propiedades observadas en los sistemas neuronales biológicos a través de modelos matemáticos recreados mediante mecanismos artificiales (como un circuito integrado, un computador o un conjunto de

válvulas). El objetivo es conseguir que las máquinas den respuestas similares a las que es capaz el cerebro que se caracterizan por su generalización y su robustez.

**SENSOR:** Un sensor es un dispositivo diseñado para recibir información de una magnitud del exterior y transformarla en otra magnitud, normalmente eléctrica, que seamos capaces de cuantificar y manipular. Normalmente estos dispositivos se encuentran realizados mediante la utilización de componentes pasivos (componentes que varían su magnitud en función de alguna variable), y la utilización de componentes activos.

**SISTEMA:** Conjunto de elementos interrelacionados, entre los que existe una cierta cohesión, y unidad de propósito para cumplir un objetivo

**TECNOLOGÍA:** Es una actividad social centrada en el saber hacer que, mediante el uso racional, organizado, planificado y creativo de los recursos materiales y la información propia de un grupo humano, en una cierta época, brinda respuestas a las necesidades y a las demandas de las personas y de la sociedad en lo que respecta al diseño, la producción y la distribución de bienes, procesos y servicios.

## RESUMEN

Históricamente el hombre se ha caracterizado por la búsqueda constante de nuevas vías para mejorar sus condiciones de vida. Estos esfuerzos han servido para reducir el trabajo en aquellas operaciones en las que la fuerza juega un papel primordial. Los progresos obtenidos han permitido dirigir estos esfuerzos a otros campos, como por ejemplo, a la construcción de máquinas calculadoras que ayuden a resolver de forma automática y rápida determinadas operaciones que resultan tediosas cuando se realizan a mano.

El problema de la automatización de los procesos en la industria está siendo mejorado debido a la incorporación de la inteligencia artificial en ella, ya sea como soporte para una toma de decisiones más eficaz o en la ayuda de labores, tareas, que exijan gran demanda de tiempo o representen un alto grado de peligrosidad al ser humano.

El sabor y el aroma son aspectos que determinan el éxito de un producto en un mercado cada vez más competitivo. Las características organolépticas de un producto se establecen mediante un grupo de expertos catadores. Sin embargo, su capacidad sensitiva está limitada con el tiempo, ya que se produce la saturación de los órganos receptores del sabor. Además, las condiciones ambientales pueden afectar a la objetividad del experto y, por tanto, a la reproducibilidad de las medidas. Por ello, resulta evidente la necesidad de desarrollar sistemas automatizados de análisis que permitan medir el olor y el sabor. Además, controlar la calidad de los productos, tanto en el proceso de fabricación como en el producto final. Estos sistemas de análisis son basados en redes neuronales y lógica difusa.



Las redes neuronales no son más que otra forma de emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. El hombre es capaz de resolver estas situaciones acudiendo a la experiencia acumulada. Así, parece claro que una forma de aproximarse al problema consista en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana.

Las redes neuronales son un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, que es el ejemplo más perfecto del que disponemos para un sistema que es capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es "un nuevo sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: la neurona".

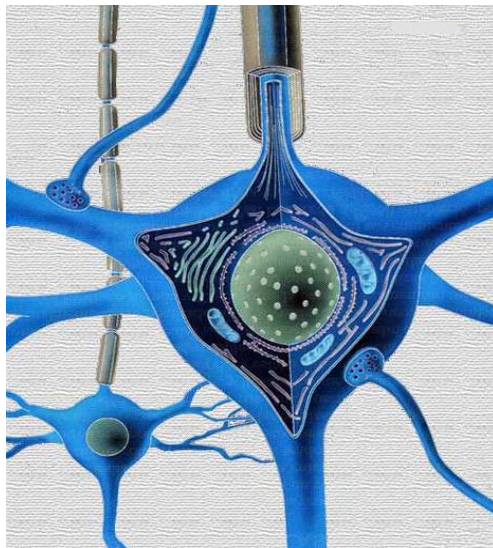


Figura 1. Diagrama de una Neurona Humana

## 1. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Desde el siglo XVII el ser humano ha utilizado la razón para todo y comienzan a producirse descubrimientos e inventos para construir máquinas que hagan más fácil la vida del hombre; de forma que sean unas simples máquinas o que traten de imitar las partes del cuerpo humano como brazos mecánicos.

La inteligencia artificial en los años sesenta, como tal no tuvo muchos éxitos ya que requería demasiada inversión para ese tiempo y la mayoría de tecnologías eran propias de grandes centros de investigación. En los años 70 a 80 se lograron algunos avances significativos en una de sus ramas llamada Sistemas Expertos. Básicamente lo que pretende la inteligencia artificial es crear una máquina secuencial programada que repita indefinidamente un conjunto de instrucciones generadas por un ser humano.

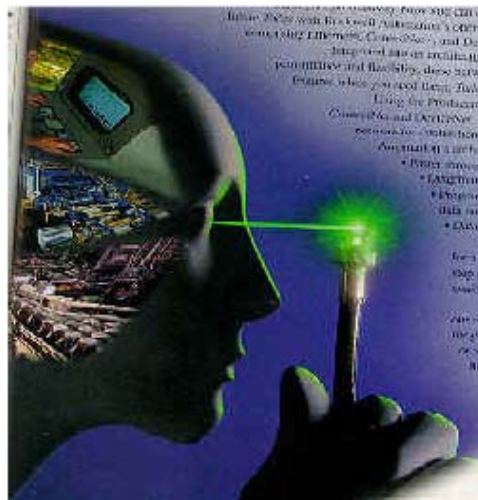


Figura 2. Inteligencia Artificial

La investigación en inteligencia artificial desarrolló la manera de emular el procesamiento de información humana con computadoras electrónicas e inventó una

variedad de mecanismos para probar sus teorías. La industria empezó con el uso de dispositivos mecánicos automáticos que efectúan funciones ordinariamente asignadas a los seres humanos. Se dio el origen de los robots industriales como manipuladores reprogramables multifuncionales diseñados para mover materiales, piezas o dispositivos especializados, a través de movimientos programados por variables para la realización de una diversidad de tareas.

La incorporación de agentes de decisión inteligente, redes neuronales, sistemas expertos, algoritmos genéticos y autómatas programables para optimización de sistemas de producción es una tendencia activa en el ambiente industrial de países con alto desarrollo tecnológico y con una gran inversión en investigación y desarrollo. Dichos componentes de la inteligencia artificial tienen como función principal controlar de manera independiente, y en coordinación con otros agentes, componentes industriales tales como celdas de manufactura o ensamblaje, y operaciones de mantenimiento, entre otras.

Existe una tendencia creciente a la implementación de sistemas de manufactura/ensamblaje más autónomos e inteligentes, debido a las exigencias del mercado por obtener productos con niveles muy altos de calidad; lo cual con operaciones manuales se hace complicada y hace que los países subdesarrollados como el nuestro no alcance niveles competitivos a nivel mundial.

En cuanto a la visión artificial, esta se aplica en cualquier tipo de industria como es para el control de calidad; en donde todo proceso industrial es evaluado por la calidad de su producto final, esto hace de la etapa de control de calidad una fase crucial del proceso. Los mecanismos utilizados para establecer la calidad de un producto varían dependiendo de los parámetros que tengan relevancia en el mismo. Cuando el parámetro relevante es la geometría o forma del objeto fabricado se suele dejar a la vista del operario que lleve a cabo tal función tanto de inspección como de verificación para el control de calidad, sin embargo pueden existir errores en la geometría de un

objeto que escapen de la vista de un operario y que luego impidan el buen funcionamiento de dicho objeto. En un caso como éste, surge como una buena alternativa el utilizar un sistema de visión artificial capaz de detectar aquellos errores que un operario pudiera pasar por alto.

### **Avances de la Inteligencia Artificial en la Industria**

En los últimos años se han producido grandes avances en el campo de la optimización de sistemas de producción; sin embargo, el progreso en el desarrollo de herramientas de análisis para resultados de modelos de simulación ha sido muy lento.

Además, nuevas técnicas de inteligencia artificial aplicadas a problemas de optimización estocástica, han demostrado su eficiencia y capacidad de cómputo y aproximación.

El crecimiento de la industria y del conocimiento ha llevado a buscar nuevas alternativas de solución a los nuevos problemas de competitividad y calidad de los productos que fabrica la industria, generando nuevas innovaciones en la historia; en las que sus principales innovaciones consisten en la Automatización de Procesos Industriales por medio de la inteligencia artificial a través de sus diferentes áreas como la robótica, por medio de robots industriales y brazos mecánicos, redes neuronales, por medio de la creación de sistemas expertos y reconocimiento de patrones, por medio de la visión por computador, dejando a un lado las épocas en donde los textiles, el vapor, el ferrocarril, la máquina de combustión entre otros, significaron las principales innovaciones y poder económico de los países industrializados y por tanto desarrollados al poder adaptarlas en su mercado.

Una de las áreas que puede tener mayor incidencia directa en los procesos productivos de la industria a nivel mundial, es el diseño de sistemas de soporte para la toma de decisiones basados en la optimización de los parámetros de operación del sistema. Para tal efecto, el uso de técnicas inteligentes paramétricas y no paramétricas para el análisis de datos es de gran interés.

Es importante la comunicación entre los diversos niveles jerárquicos de una planta de producción, pero en realidad es muy poca, ya que cada departamento se limita a realizar su función sin buscar una integración de toda la planta productiva.

El uso bien considerado de la tecnología puede alzar productividad, calidad y rendimiento energético. Cada vez más, la inteligencia artificial se está convirtiendo en un elemento vital en la estrategia de la industria pesada para llegar a ser más competitiva. Diferenciado de tecnologías convencionales de la automatización, los sistemas de inteligencia artificial utilizan el razonamiento simbólico para llegar a las decisiones. Pueden manejar conocimiento, hacer decisiones e inferencias del drenaje de la información incompleta o que está en conflicto.

Existen diversos usos de inteligencia artificial en cinco sectores industriales: aceite y gas, explotación minera y metalurgia, pulpa y papel, hierro y acero y fabricación del cemento. De interés particular están los sistemas con capacidad demostrada de mejorar productividad, calidad y rendimiento energético. Cerca de 70 por ciento de todas las instalaciones de inteligencia artificial en la industria pesada son sistemas expertos; el resto son redes de neuronales y sistemas de la lógica difusa. Los sistemas expertos capturan el conocimiento y emulan las técnicas problem-solving de los mejores operadores humanos dentro de dominios estrechos, bien definidos. Las redes neuronales son órdenes de los procesadores de la información que ajustan su respuesta al valor de la entrada. La mayoría de los usos implican el reconocimiento al modelar, de la clasificación y de patrón. El 40 por ciento del uso de inteligencia artificial en industria pesada implican control de proceso. Las instalaciones típicas proporcionan control, la detección de averías, el diagnóstico y alarmas. La inteligencia artificial incluye pocas paradas y pérdidas de producción reducidas.

Otro uso común es la supervisión de procesos complejos que no se pueden modelar del todo matemáticamente, pero si solucionar problemas y recomendar las soluciones que requieren con el uso de la maestría y de la experiencia humanas.

Se debe tener en cuenta que las nuevas tecnologías deben ser adaptadas de acuerdo a las necesidades específicas de la empresa, incluyendo al personal en el proceso a desarrollar y de su última aceptación en la cultura corporativa.

En redes neuronales para reconocimiento de patrones está la nariz electrónica, que constituye un equipamiento novedoso de apoyo fundamentalmente a la industria química, química cosmética e industria alimenticia y vinícola, con aplicaciones en otras áreas como medicina (tratamiento de halitosis y detección de enfermedades por el aliento), seguridad en ambientes laborales y control ambiental. Básicamente se trata de un arreglo multisensorial que emplea redes neuronales para la generación y reconocimiento de patrones (huellas digitales) de los aromas estudiados.

## **1.1 RECONOCIMIENTO DE PATRONES**

El término reconocimiento de patrones originalmente se refería a la detección de formas simples, tales como caracteres escritos a mano, mapas del tiempo y espectros del lenguaje. Sin embargo, un objetivo mas ambicioso ha sido durante todo el tiempo implementar la percepción artificial; es decir, imitar las funciones de los sistemas sensoriales biológicos en su forma más completa.

La tarea de clasificación se suele hacer mediante el uso de redes neuronales artificiales. A continuación se van a describir brevemente algunos de los tipos más utilizados en el reconocimiento de patrones aplicado a una nariz y a la lengua electrónica.

### **1.1.1 *Perceptron***

Fue el primer modelo de red neuronal artificial desarrollado por Rosenblatt en 1958. Despertó un enorme interés en los años 60, debido a su capacidad para aprender a reconocer patrones sencillos: un *Perceptron*, formado por varias neuronas lineales para

recibir las entradas a la red y la neurona de salida, es capaz de decidir cuándo una entrada presentada a la red pertenece a una de las dos clases que es capaz de reconocer. El algoritmo de aprendizaje es de tipo supervisado, lo cual requiere que sus resultados sean evaluados<sup>1</sup>.

### **1.1.2 *Perceptron* multicapa**

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams basándose en los trabajos de otros investigadores formalizaron un método para que una red neuronal aprendiera la asociación que existe entre los patrones de entrada a la misma y las clases correspondientes, utilizando más niveles de neuronas que en el caso del *Perceptron*.

Este método está basado en la generalización de la regla delta. El algoritmo de propagación hacia atrás es una regla de aprendizaje que se puede aplicar en modelos de redes con más de dos capas de células. El funcionamiento consiste en un aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas empleando un ciclo propagación-adaptación de dos fases: primero se aplica un patrón de entrada en la primera capa de la red, se va propagando a través de todas las capas hasta generar una salida, se compara con la salida deseada y se calcula un valor del error para cada neurona de salida. A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás para reajustar los pesos de conexión de cada neurona, de manera que en la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada, es decir, el error disminuya.

Una característica importante de este algoritmo es la representación interna del conocimiento que es capaz de organizar en la capa intermedia de las neuronas para conseguir cualquier correspondencia entre la entrada y la salida de la red.

---

<sup>1</sup> ROSENBLATT, F. 1958. "The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain". *Psychological Review*. p. 65, pp. 386-408.

### 1.1.3 Redes *Radial Basis*

Las redes *radial basis* pueden requerir más neuronas que las redes *Backpropagation* alimentadas hacia delante, pero a menudo pueden ser entrenadas en menor tiempo que las *Backpropagation*. Además éstas trabajan mejor cuando se dispone de muchos vectores de entrenamiento.

La arquitectura de la red *Radial Basis* probabilística consta de dos capas: una capa escondida *Radial Basis* de S1 neuronas y una capa lineal de salida de S2 neuronas.

El funcionamiento de la red es el siguiente: al presentar un vector de entrada a la red, cada neurona en la capa *radial basis* dará a su salida un valor acorde a la cercanía del vector de entrada al vector de pesos de cada neurona. De este modo, las neuronas con vectores de pesos muy diferentes del vector de entrada tendrán una salida cercana a cero. Estas pequeñas salidas tendrán un efecto despreciable en las neuronas de salida. Por el contrario, una neurona con el vector de pesos cercano al vector de entrada produce un valor cercano a 1. Para obtener la salida de la red se calcula la distancia entre cada dato, multiplicado por un valor de polarización y pasa a la función de transferencia. Entonces todas las cantidades de la misma clase se suman juntas y aquella que tiene el valor mayor es la ganadora.

Si una neurona tiene una salida de 1, sus pesos de salida pasan sus valores a las neuronas lineales en la segunda capa. De hecho, si sólo una neurona *radial basis* tiene una salida de 1, y el resto tienen una salida de 0 (ó próximo a 0), la salida de la capa lineal sería los pesos de salida de la neurona activa. Esto sería un caso extremo, generalmente varias neuronas están compitiendo hasta que una de ellas resulta ganadora.

Los primeros experimentos, alrededor de 1960, estaban basados en redes neuronales elementales, como *Perceptron*, *Adaline* y Matrices de aprendizaje. Los primeros pasos,



como siempre, fueron fáciles, pero pronto se vio que la realización de los sistemas biológicos era muy difícil de alcanzar. Incluso la alta capacidad de computación alcanzable por circuitos de computación paralela no resolvía los problemas.

Hay que destacar que los animales son capaces de prestar atención a objetos individuales en una escena, por cada uno de los cuales la invariabilidad de percepción debe ser válida separadamente. Esto debe mostrar que debe ser fácil con un preproceso de la escena completa por medio de la transformada de Fourier o Mellin, por lo que habría que tenerlo en cuenta para obtener la solución deseada.

Lo que también era ignorado, es que incluso el más desarrollado sistema sensorial biológico no opera de forma autónoma: la percepción sensorial está siempre muy unida con el proceso cognitivo global. Para la replicación de las funciones sensoriales, no es suficiente con imitar el sistema sensorial, sino que se tiene que replicar todo el cerebro con todas sus capacidades de pensamiento, y precisar la capacidad de reconocimiento por el alto grado de aprendizaje.

Estos métodos, no obstante, tienen muy poco en común con los principios de operación de las funciones sensoriales biológicas, y por tanto queda abierto el problema básico de la percepción en computación neuronal. Si en la actualidad los métodos de redes neuronales artificiales se están desarrollando para el mismo propósito, será necesario desarrollar métodos de reconocimiento de patrones para que los circuitos aprendan por sí mismos las funciones y caracteres elementales y lleguen a hacerse autoorganizados sin utilizar ningún tipo de programación heurística.<sup>2</sup>

La diferencia entre uno u otro proceso de reconocimiento se centra, principalmente, en los sensores, utilizados, para percibir el medio y en las técnicas empleadas para extraer las características del elemento a reconocer. Si se trata de olores, se utilizaran

---

<sup>2</sup> HILERA J.R.; MARTÍNEZ V. 2000. "Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones". pp. 23-25

sensores químicos. Si son caracteres de texto, bastara con un escáner. Para rostros y objetos en el espacio, necesitaremos una cámara, y para voz un micrófono.

Sea cual sea el sensor utilizado, el siguiente paso será la digitalización de las señales continuas recibidas. En el caso del escáner, la digitalización se produce en propio dispositivo, pero si las cámaras de vídeo son analógicas (por que son mas rápidas que las digitales) se debe convertir en una señal discreta para poder ser procesada por el ordenador.

En este momento, lo único que se conoce del elemento a reconocer es un conjunto de números (resultado de la digitalización) que se agrupará en un vector llamado de características discriminantes.

La dificultad del reconocimiento de patrones reside en la etapa de clasificación. Supongamos un sistema de reconocimiento de voz, que solo quiere distinguir un "si" de un "no". Se procederá a una etapa de aprendizaje la que un usuario jugara con el sistema, introduciéndole muestras de voz. El sistema le dirá, para cada muestra, lo que el ha reconocido, y el usuario le aceptara o le corregirá, dado que nos encontramos en la fase de entrenamiento. El sistema le dirá, para cada muestra, lo que él ha reconocido, y el usuario le aceptará o le corregirá. El proceso continúa hasta que el sistema ha definido correctamente la frontera entre las dos clases de muestras (el "si" y el "no") y el porcentaje de error resulte aceptable.

El proceso de clasificación se realiza estableciendo fronteras entre clases, es decir, entre conceptos que queremos reconocer, pero con la dificultad de que muchas muestras, distintas, de la realidad pertenecen a una misma clase, y lo normal es que las fronteras entre clases sean bastantes difusas para el clasificador.

Por ejemplo, el sistema que antes se había entrenado para distinguir un "si" de un "no" podría fallar (por encima de su porcentaje de error aceptable) si el usuario sufre un resfriado, ya que las características de las muestras han variado respecto de aquellas con las que aprendió el sistema.

Para hacer clasificaciones se emplean distintas implementaciones. Unas veces se emplean algoritmos de clasificación automática, pero cuando la complejidad crece (en número de características o de clases a distinguir) se suelen utilizar redes neuronales artificiales.

Esta tecnología se basa en la reproducción del funcionamiento de las neuronas biológicas, intentando imitar la sinapsis con que se conectan mediante la asignación de umbrales de excitación a las unidades que componen la red neuronal, y de pesos a las conexiones que se establecen entre ellas y que valoran su importancia.

## **1.2 SISTEMAS DIFUSOS**

Las redes neuronales emulan el hardware del cerebro para reproducir algunas de sus capacidades asociadas a la inteligencia, especialmente la que denominamos de bajo nivel, relacionada con el reconocimiento de patrones, percepción, etc. Los sistemas difusos en lógica difusa, sin embargo, puede decirse que se orientan en otra dirección, en la de emular la parte más *software* del cerebro, tratando de reproducir las capacidades de más alto nivel, especialmente la de razonamiento aproximado.

En el mundo real, las cualidades no aparecen perfectamente definidas, no son 0 o 1, sino que resultan más bien imprecisas, difusas, por lo que puede resultar interesante introducir una lógica que trate de manejar esos conceptos imprecisos, como complemento a la lógica booleana (digital) tradicional. Siguiendo este razonamiento Lotfi Zadeh propuso y desarrolló en Estados Unidos la denominada lógica difusa (*fuzzy logic*) durante los años sesenta.

Esquemáticamente, en el desarrollo de un sistema difuso en primer lugar se proponen las variables lingüísticas (difusas) que definen el sistema, junto a sus posibles estados y funciones de pertenencia, para formular entonces un conjunto de reglas que definan la operación, de cuya aplicación se infiere una respuesta.

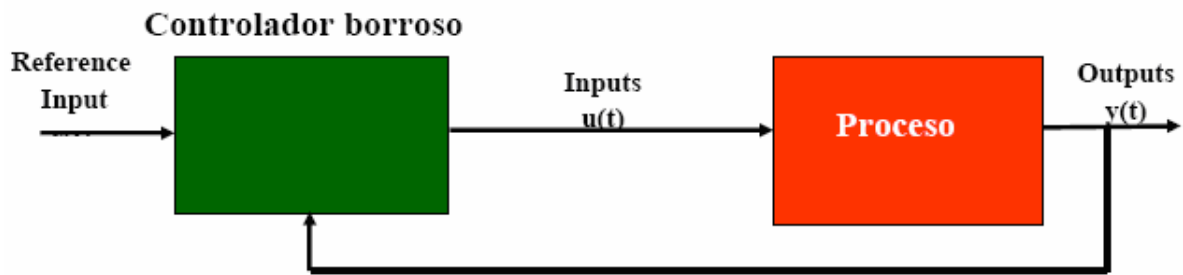


Figura 3. Diagrama de bloques de un sistema con Control Difuso

El sistema resultante suele ser tan sencillo, y los recursos de cálculo tan reducidos, que todo él puede incorporarse en un pequeñísimo y barato sistema microprocesador. De esta manera, la lógica difusa permite incorporar de una manera relativamente sencilla y directa el conocimiento de un experto (o, simplemente, conocimientos intuitivos) en un determinado campo, y aplicarlas ejecutando un tipo de razonamiento aproximado a partir de la información imprecisa que suministra el entorno. El sistema experto difuso así desarrollado permite incorporar inteligencia en dispositivos de tamaño reducido, como por ejemplo, electrodomésticos<sup>3</sup>.

### 1.2.1 Lógica Difusa

La lógica difusa (*fuzzy logic*) permite tratar información imprecisa, como estatura media, temperatura baja, o mucha fuerza, en términos de conjuntos difusos o difusos.

Los sistemas difusos permiten modelar cualquier proceso no lineal, y aprender de los datos haciendo uso de determinados algoritmos de aprendizaje (a veces tomados de otros campos como las propias redes neuronales o los algoritmos genéticos). No obstante, a diferencia de los sistemas neuronales, los basados en lógica difusa permiten utilizar fácilmente el conocimiento de los expertos en un tema, bien directamente, bien como punto de partida para una optimización automática, al formalizar el conocimiento a veces ambiguo de un experto (o el sentido común) de una

<sup>3</sup> DEL BRIO, B.M.; SANZ, A. 2002. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". XXXII

forma realizable. Además, gracias a la simplicidad de los cálculos necesarios (sumas y comparaciones, fundamentalmente), normalmente pueden realizarse en sistemas baratos y rápidos.

No obstante, quizás la principal aplicación actual de la lógica difusa sean los sistemas de control basados en lógica difusa o sistemas de control difuso, que utilizan las expresiones de la lógica difusa para formular reglas orientadas al control de sistemas. Dichos sistemas de control difuso pueden considerarse una extensión de los sistemas expertos, pero superando los problemas prácticos que éstos presentan en el razonamiento en tiempo real, causados por la explosión exponencial de las necesidades de cálculo requeridas para el análisis lógico completo de las amplias bases de reglas que manejan<sup>4</sup>.

### 1.2.2 Sistemas de Control Difuso

Los sistemas expertos de control difuso basados en reglas, conocidos como Controladores Difusos o FLC (*Fuzzy Logic Controller*), o también, Sistemas de Inferencia Difusa o FIS (*Fuzzy Inference System*), son sin duda la aplicación más extendida de la lógica difusa.

Como se observa en la Figura 4, para controlar un proceso o sistema se hace uso de un módulo controlador, que recibe como entradas una o varias variables de control llamadas generalmente referencias,  $\bar{R}$ , y una o varias variables de salida del propio proceso,  $\bar{S}$ , produciendo como salida una o varias variables, que se conocen como actuadores  $\bar{A}$ . Normalmente el objetivo del control es mantener  $\bar{R} = \bar{S}$ .

---

<sup>4</sup> Del BRIO, B.M.; SANZ, A. 2002. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". pp. 243-244

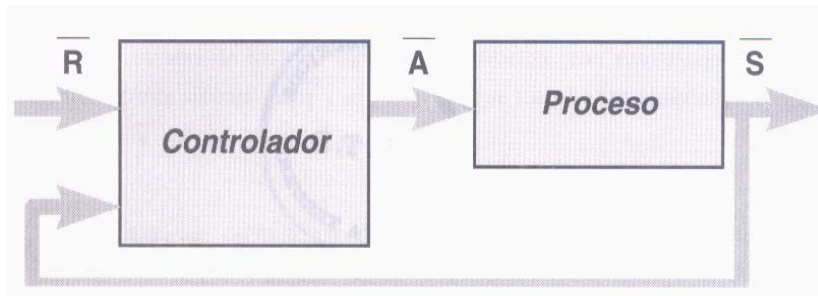


Figura 4. Control directo de un Proceso o Sistema

### 1.2.3 Controlador basado en Sistemas Difusos

La estructura típica de un controlador basado en un sistema difuso puede verse en la Figura 5. Un primer bloque realiza un preprocesado de las variables de entrada, que proporciona el vector de entradas al controlador difuso o FLC. El controlador difuso aplica la entrada que recibe a la base de reglas, para obtener la salida. Finalmente, ésta salida puede requerir un procesado final (postprocesado), con el fin de adecuarla al proceso que se ha de controlar.

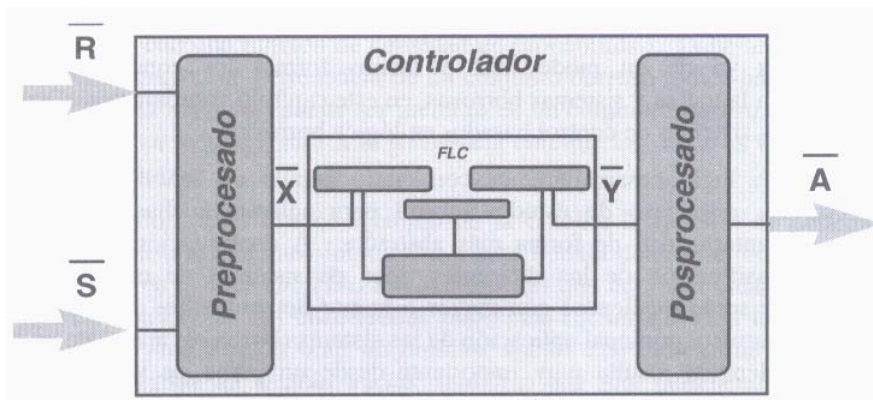


Figura 5. Estructura de un Controlador

El núcleo FLC corresponde a un Controlador Difuso.

### 1.2.4 Estructura Interna

La estructura interna de un controlador difuso o FLC se muestra en la Figura 6. Un primer elemento llamado borrosificador realiza la conversión de valores discretos a términos difusos. Su salida es utilizada por el dispositivo de inferencia difusa para aplicarla a cada una de las reglas de la base de las reglas, siguiendo el método de inferencia seleccionado. Finalmente el desborrosificador transformará estos conjuntos difusos en un valor no difuso.

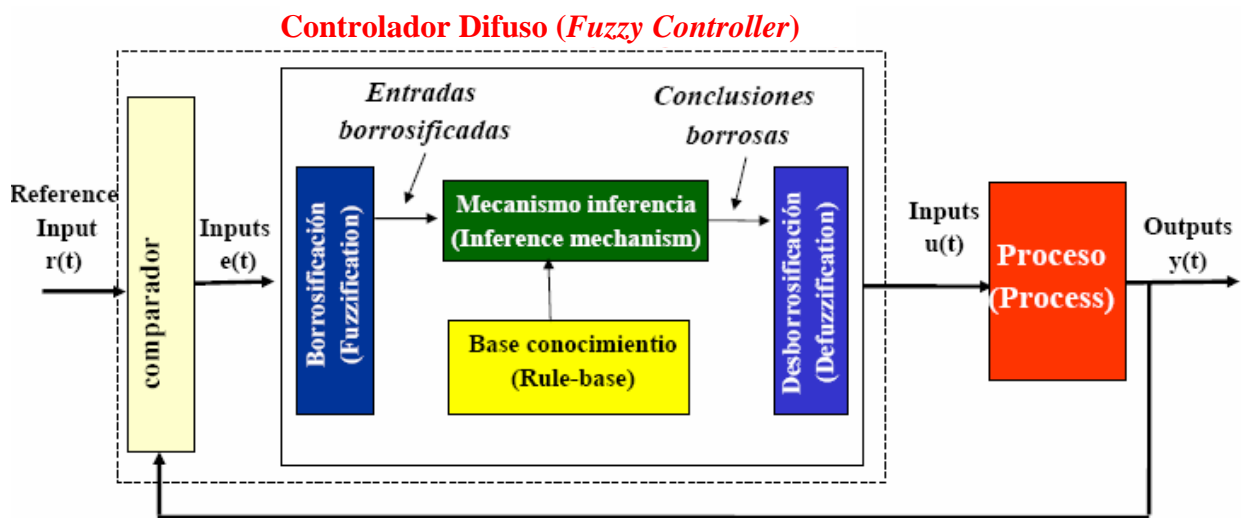


Figura 6. Estructura de un Controlador Difuso o FLC

### 1.2.5 Diseño de un Controlador basado en Lógica Difusa

El diseño de un controlador basado en lógica difusa supone establecer un compromiso entre diversos criterios de diseño: velocidad, precisión y flexibilidad, principalmente. Para conseguir los resultados deseados debe plantearse la velocidad de respuesta del sistema de control, la cual vendrá limitada por otros factores, como el grado de precisión requerido o la flexibilidad del diseño. Así, si deseamos una alta precisión en el control necesitaremos una gran cantidad de conjuntos para cada variable y un alto número de reglas, lo que exigirá una elevada cantidad de cálculos, causando aumento del tiempo de respuesta. Si además deseamos que el sistema de control tenga

flexibilidad de adaptación a los caminos del sistema y aprender de los errores cometidos, serán necesarios muchos más cálculos adicionales, que también aumentarán el tiempo de respuesta<sup>5</sup>.

---

<sup>5</sup> DEL BRIO, B.M.; SANZ, A. 2002. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". pp. 269-271



## **2. FUNDAMENTACIÓN SOBRE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES**

La idea de crear narices y lenguas electrónicas surge a principios de los 80's en Gran Bretaña con el trabajo conjunto de George H. Dodd y Krishna C. Persaud de la Universidad de Warwick y del Instituto de Ciencia y Tecnología de la Universidad de Manchester (UMIST). Dodd y Persaud introdujeron el concepto de detección de aroma, su trabajo inicial empleó un sensor de óxido de metal que trabajó apropiadamente a 300 grados centígrados. Actualmente se cuentan con sensores comerciales de bajo costo en base a esta misma tecnología. El campo de aplicación de percepción de olores y sabores es enorme si tan solo pensamos en la industria alimenticia, perfumera, vinícola y química donde pudiesen estar robots entrenados para distinguir entre diferentes aromas y sabores, donde los sistemas artificiales a diferencia de los catadores profesionales que tienen una capacidad sensitiva limitada con el tiempo, ya que se produce la saturación de los órganos receptores del sabor. Además, las condiciones ambientales pueden afectar a la objetividad del experto y, por tanto, a la reproducibilidad de las medidas. Por ello, resulta evidente la necesidad de desarrollar sistemas automatizados de análisis que permitan medir el aroma y sabor, además, controlar la calidad de los alimentos, tanto durante el proceso de fabricación como en el producto final.

### **2.1 SISTEMA OLFATIVO**

De los cinco sentidos humanos, el olfato es uno de los más interesantes y sin embargo es uno de los menos estudiados. La nariz humana se utiliza como una herramienta analítica en la industria actual (paneles de cata) para la evaluación de la calidad de productos tales como bebidas, perfumes, frutas etc. Ahora bien, su aplicación en esta línea analítica está limitada por el hecho de que nuestro sentido del

olfato es subjetivo, está sometido a variaciones fisiológicas y además la constitución de un panel de cata implica una elevada preparación y costo.

La fabricación de los sistemas olfativos artificiales comenzó en la segunda mitad de los años noventa, veinte años después de la primera publicación en torno al concepto de nariz electrónica. La principal razón de este retraso fue posiblemente la compleja naturaleza multidisciplinar del problema y la necesidad de avanzadas tecnologías. Hoy en día los avances en el desarrollo de la tecnología microelectrónica han permitido la fabricación de sensores químicos integrados y dispositivos de acción específica de bajo costo. Esto, unido al mayor conocimiento en el campo de la inteligencia artificial, ha llevado a construir equipos que realizan una tarea similar a la de nuestro sistema olfativo.<sup>6</sup>

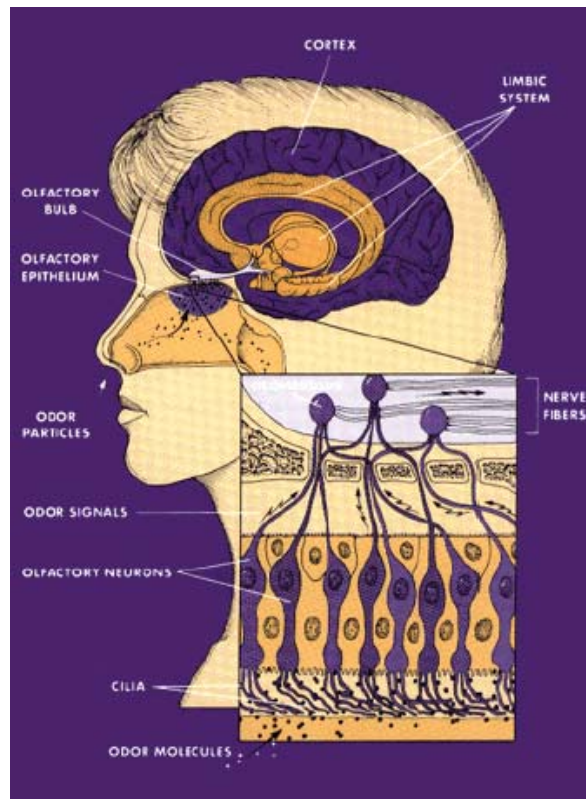


Figura 7. Anatomía del Sistema Olfativo Humano

<sup>6</sup> GARDNER J.W.; BARTLETT. P.N. 1999. "Electronic Noses: Principles and Applications". Oxford University Press.

El concepto de nariz electrónica como sistema inteligente no apareció realmente hasta 1982. Una definición generalmente aceptada de un sistema de olfato electrónico puede ser: "instrumento que comprende una agrupación de sensores químicos con sensibilidades parcialmente solapadas junto a un sistema de reconocimiento de patrones, capaz de analizar y reconocer aromas simples o complejos"<sup>7</sup>.

Una de las mayores limitaciones de las narices electrónicas es el inherente desvío de los sensores de gases, que hace que se produzca una lenta y aleatoria variación temporal de la respuesta de los sensores cuando son expuestos a los mismos gases y en las mismas condiciones. Como resultado de la desviación, que puede afectar tanto a la línea base (aditiva) como a la sensibilidad (multiplicativa), hace que algunos patrones previamente aprendidos se vuelvan obsoletos con el tiempo y el sistema pierde la capacidad de identificar olores conocidos.



Figura 8. Foto de una Nariz electrónica

El recurso más efectivo para compensar la desviación de los sensores es la recalibración periódica con un gas o un compuesto de referencia que sea estable con el tiempo y tenga una respuesta de los sensores que se pueda correlacionar con la del resto de los componentes de la muestra.

---

<sup>7</sup> GARDNER J.W.; BARTLETT. P.N. 1994. "A brief history of electronic noses". Sensors & Actuators B. pp. 18- 19, pp. 211-220.

Las narices electrónicas son dispositivos inspirados en el sistema olfativo de los mamíferos y diseñados para realizar las mismas funciones de dicho sistema. Su aplicación principal es la identificación de aromas. Las narices electrónicas intentan hacer lo mismo que las biológicas, pero éstas tienen la particularidad de que se valen de la matemática para describir lo que identifican.

Cuando las personas aspiran un olor o aroma, los sensores de su sistema olfativo envían señales eléctricas al cerebro, donde son almacenadas en la memoria. Cuando recibe nuevas señales, el individuo las compara con las obtenidas antes y guardadas en la memoria, lo que permite a su cerebro identificarlas. Por ejemplo, las personas pueden reconocer aromas que percibieron en otros momentos y que quedaron asociados con el concepto de olor placentero o perfume. Les resulta así posible identificar distintos olores (por ejemplo varios perfumes diferentes) sin conocer la composición química de la mezcla de gases que los provocan ni la de los productos que emiten esos gases.

El estudio de los aromas es importante en las industrias de alimentos, cosméticos y bebidas, y en el empaque de productos. Es de relevancia para el control de la calidad de estos y para el de ciertos procesos industriales que emiten olores. El olor interviene en forma destacada cuando se elige qué comprar y, por ende, es un instrumento esencial de comercialización, lo que influye en la actividad industrial. Recuérdese que todo cosmético o producto de limpieza se caracteriza por tener un olor distintivo.

Los sensores son dispositivos electrónicos basados en materiales que cambian alguna de sus propiedades en presencia de sustancias gaseosas. Atendiendo a la propiedad físico-química que cambia los sensores pueden ser clasificados en ópticos, resistivos, electroquímicos, etc. hoy los dispositivos más usados son los resistivos, donde los compuestos volátiles que se absorben en su superficie dan lugar a un cambio de resistencia eléctrica del material.

Al igual que las células olfativas en el olfato humano estos sensores no son específicos, es decir, no existe un sensor que detecte solamente un compuesto determinado sino que cada sensor responde a un gran número de sustancias. La capacidad de discriminación e identificación de aromas se consigue mediante las técnicas de reconocimiento de patrones ya fijados, todos los datos de todos los componentes que son detectados son procesados y almacenados para que en próximos análisis esta base de datos sea comparada con los recogidos en el análisis y de esta manera los puede reconocer.

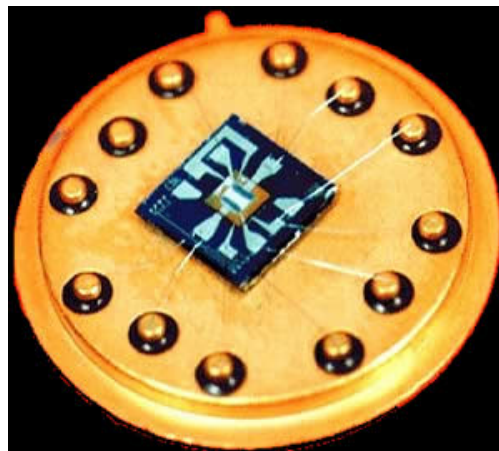


Figura 9. Ilustración de un sensor de gas MEMS de tipo MOX

Estas técnicas son algoritmos matemáticos que a partir de los datos proporcionados por los sensores realizan la clasificación o identificación de los compuestos. Una de las técnicas de reconocimiento de patrones más utilizadas en las narices electrónicas son las redes neuronales artificiales, que intentan simular el funcionamiento del cerebro humano, estando formadas por un número variable de unidades de cálculo conectadas entre sí, llamadas neuronas, cuya respuesta se va adaptando conforme se le van mostrando los datos de los sensores.

Para que las redes neuronales funcionen correctamente necesitan una etapa de aprendizaje, llamada entrenamiento, los datos correspondientes a un compuesto o mezcla de compuestos son mostrados repetidamente a la red que modificará sus

parámetros y desarrollará una especie de memoria olfativa. Cuando se le muestre un conjunto de datos de un nuevo aroma la red intentará su clasificación dentro de los compuestos que ya conoce o bien lo clasificará como desconocido.

## **2.2 SISTEMA GUSTATIVO**

La legislación de la industria alimentaria viene siendo cada vez más estricta en cuanto a la calidad de los productos. El sabor y el aroma son aspectos que determinan el éxito de un alimento en un mercado cada vez más competitivo. Las características organolépticas de un producto se establecen mediante un grupo de expertos catadores. Las condiciones ambientales pueden afectar a la objetividad del experto y, por tanto, a la reproducibilidad de las medidas. Por ello, resulta evidente la necesidad de desarrollar sistemas automatizados de análisis que permitan medir el sabor y, además, controlar la calidad de los alimentos, tanto durante el proceso de fabricación como en el producto final. Las lenguas electrónicas (*electronic tongues*) funcionan en este sentido. Pueden clasificar distintos sabores, detectar productos que alteren la calidad del alimento, productos contaminantes, impurezas y sustancias tóxicas.

Podemos definir una lengua electrónica como un instrumento analítico que reproduce de forma artificial la sensación del sabor. Estos instrumentos normalmente constan de varios componentes, un muestreador automático, un conjunto de sensores químicos de distinta especificidad, instrumentación para adquirir la señal, y el software con los algoritmos apropiados para procesar la señal obtenida y obtener los resultados deseables según se requiera un análisis cualitativo o cuantitativo.

El desarrollo de lenguas electrónicas sufre de un menor desarrollo comparado con la percepción de olor. Uno de los primeros prototipos comerciales fue desarrollado en la década de los 90's por la Universidad de Kyushu y la compañía Anritsu en Japón.

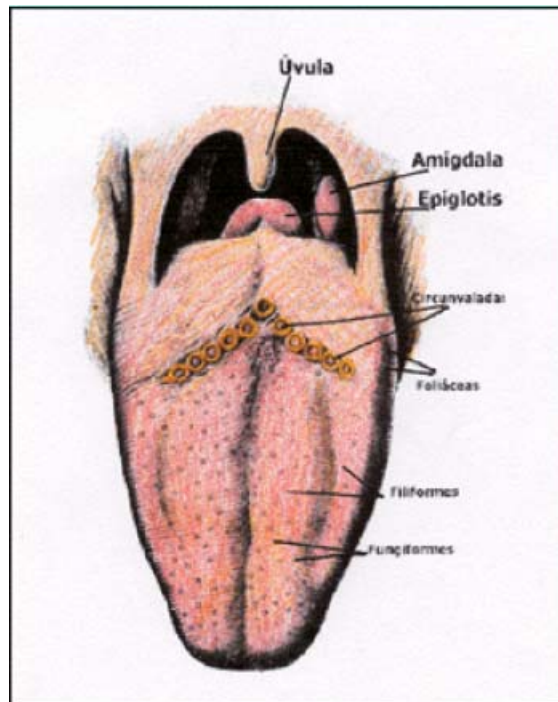


Figura 10. Órgano Gustativo

### 2.2.1 Lenguas Electrónicas

Las lenguas electrónicas se componen básicamente de un conjunto de sensores. Cada sensor mide una propiedad determinada de la muestra. La respuesta del conjunto de sensores ofrece una huella característica para cada especie en la muestra. La suma de todas las huellas permite establecer un patrón de reconocimiento para cada sabor. Otra posibilidad de las lenguas electrónicas es el reconocimiento del sabor calibrando previamente el sistema con los resultados de un panel. Se pueden relacionar los distintos grupos de sabores establecidos por el sistema sensor según la composición química u origen con los sabores definidos por el panel.

Unos de los aspectos más críticos de las lenguas electrónicas es el posterior tratamiento de los datos para obtener una respuesta coherente y útil. Para ello se utilizan métodos de análisis multiparamétricos. Éstos recogen toda la información que se obtiene de los sensores, seleccionan la que puede ser más significativa y, mediante

algoritmos para reconocimiento de patrones, interpretan la señal de todos los sensores. Existe un gran número de métodos matemático-estadísticos: redes neuronales (ANN); análisis de componentes principales (PCA); mínimos cuadrados (PLS); análisis discriminante (DA), etc. Todos estos métodos tienen características distintas en cuanto al tratamiento de los datos. La mayoría se utiliza para reconocimiento de patrones: el sistema sensor es expuesto a diferentes concentraciones de los analitos que se supone tendrá la matriz de la muestra para que establezca patrones de respuesta. Este proceso es como un entrenamiento del sistema: las respuestas en función del tipo de alimento, deben ser almacenados en una base de datos. A partir de esta base de datos se puede establecer clasificaciones de cada muestra según el origen, el año, la composición química, etc.<sup>8</sup>

### **2.2.2 Sensores Químicos**

Considerando el funcionamiento del sistema gustativo, se puede establecer cierta analogía entre las células del gusto y los sensores químicos. Por ejemplo, las células que detectan el gusto ácido, reciben estímulos ante la presencia de protones disociados de ácidos; las del gusto salado, detectan la presencia de iones sodio y cloruro, las del gusto dulce detectan la presencia de moléculas de glucosa o sacarosa, etc. En el caso de los sensores, cada uno de estos compuestos interacciona con la membrana receptora dando lugar a una señal eléctrica. La suma de estas señales para todos los compuestos de una muestra y para cada sensor da lugar a una huella (*fingerprint*) que determina la respuesta del sensor.

Por tanto, para la medida del sabor, se requiere un conjunto de sensores, cada uno con una sensibilidad y especificidad distinta. A diferencia de los clásicos sensores químicos, en los cuales se busca la máxima selectividad, en estos sensores no se requiere especificidad a una especie, sino la medida de la intensidad o la calidad que ofrece el

---

<sup>8</sup> Mayor información en [http://www.percepnet.com/cien10\\_02.htm](http://www.percepnet.com/cien10_02.htm)



conjunto de una serie de sustancias presentes en una cantidad determinada. Las lenguas electrónicas funcionan según este principio.

Un sensor consta de varios elementos: la membrana sensora, el transductor que convierte la señal química en una señal física eléctrica u óptica, y el circuito que adquiere la señal y la acondiciona para su lectura.

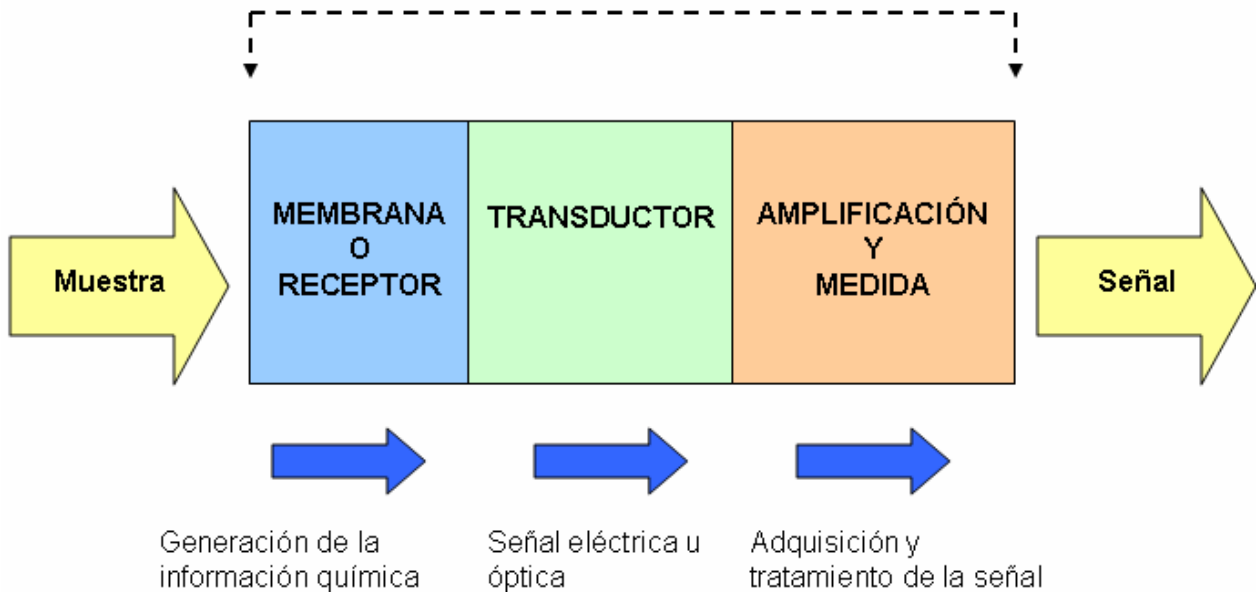


Figura 11. Sensores Químicos

Las membranas pueden contener distintos receptores según el compuesto a detectar. Normalmente el compuesto a detectar interacciona con el receptor de la membrana originando una señal química. Esta señal es convertida por el transductor en una señal física, normalmente eléctrica u óptica. Esta señal es amplificada y acondicionada para su lectura en un circuito o instrumento de medida. La lectura de la señal se puede realizar a través de una pantalla (digital o analógica) o a través del computador.

Los transductores más utilizados para las lenguas electrónicas son electroquímicos, másicos y ópticos. Entre los primeros se encuentran los potenciométricos basados en electrodos selectivos a iones (*ion selective electrode*, ISE), transistores de efecto de campo sensibles a iones (*ion sensitive field effect transistors*, ISFET), los

voltamperométricos y los amperométricos. Entre los transductores másicos o gravimétricos se encuentran los de onda acústica superficial (*surface acoustic wave*, SAW) y las microbalanzas de cuarzo (*Quartz crystal microbalance*, QCM). Los transductores que tienen propiedades ópticas pueden ser muy variados, algunos ejemplos son los de resonancia de plasmones superficiales (*surface plasmon resonance*, SPR) o los interferométricos.

Cada uno de estos transductores tiene ventajas e inconvenientes según la aplicación. En general, se suelen usar conjuntos de sensores individuales que sigan el mismo principio de transducción. Ello permite una mayor simplificación en el proceso de adquisición y tratamiento de la señal. Las tecnologías actuales basadas en la microelectrónica tienden, sin embargo, a desarrollar conjuntos de sensores en un mismo sustrato. De este modo, se reduce el tamaño del sensor y la circuitería se simplifica. También esta tecnología permite la integración de los sistemas de acondicionamiento y tratamiento de la señal en el mismo sustrato del sensor, con lo que se obtiene una mayor miniaturización del sistema de medida<sup>9</sup>.

## **2.3 COMPARACIÓN ENTRE EL SISTEMA OLFATIVO ARTIFICIAL Y BIOLÓGICO**

### **2.3.1 Ventajas**

- Genera una salida cuantitativa
- Es fácil de automatizar
- Puede usarse en análisis en tiempo real
- Humanos entrenados son caros y su respuesta varía
- Productos químicos peligrosos

---

<sup>9</sup> LEGIN, A. 1999. "Application of electronic tongue for quantitative analysis of mineral water and wine". *Electroanalysis*; p. 11: pp. 814-820

### 2.3.2 Desventajas

- Sensibilidad a variaciones ambientales
- Reproducibilidad de resultados (deriva)

La nariz electrónica se basa en una zona con unos sensores por donde pasan los compuestos volátiles de los elementos a analizar.

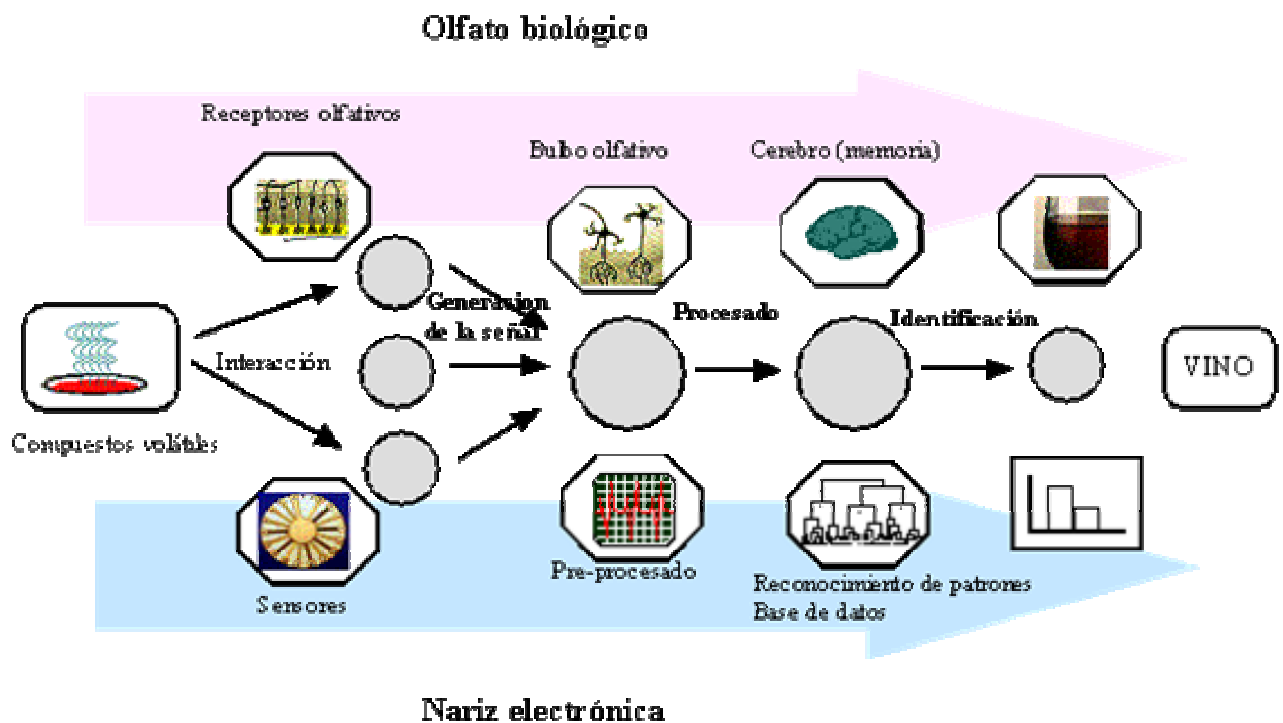


Figura 12. Comparación entre Olfato Biológico y Artificial

### 3. MODELO DEL RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES

La Figura 13. muestra la arquitectura de un modelo para el reconocimiento de patrones, en este caso los patrones pueden ser olores y/o sabores.

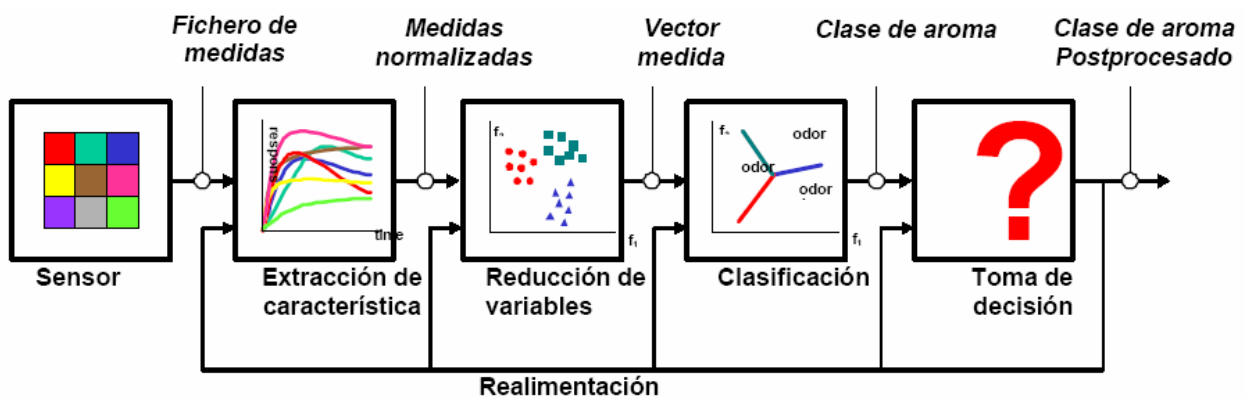


Figura 13. Reconocimiento de Patrones

#### 3.1 Descripción del Modelo

##### 3.1.1 Preproceso de señal

El primer paso computacional es el llamado "preprocesado de la señal" y realiza varias funciones, incluyendo compensación de la desviación de los sensores, extraer los parámetros descriptivos de la respuesta del arreglo de sensores y preparar el vector de características para posteriores procesados. El mayor o menor éxito de la aplicación de la técnica de reconocimiento de patrones a las respuestas de los sensores, depende en gran medida del algoritmo de preprocesado elegido para caracterizar la respuesta de los sensores.

El propósito principal de la etapa de preprocesado de la señal es seleccionar cuidadosamente un número de parámetros que sean representativos de la respuesta del arreglo de sensores. Se pueden identificar tres pasos generales: manipulación de la línea de base, compresión y normalización.

Los datos originalmente corresponden a las resistencias de los sensores cuando los compuestos volátiles que se desea medir interaccionan con ellos. La técnica de manipulación de línea base transforma la respuesta de los sensores utilizando como referencia su línea base (respuesta de los sensores al gas de referencia).

**Tabla 1. Algoritmos de Preprocesado**

Nombre y abreviatura	Algoritmo
Resistencia relativa ( <b>RR</b> )	$R/R_a$
Conductancia relativa ( <b>CR</b> )	$G/G_a$
Diferencia de resistencias fraccional ( <b>DRF</b> )	$(R - R_a)/R_a$
Diferencia de conductancias fraccional ( <b>DCF</b> )	$(G - G_a)/G_a$
Logaritmo de la resistencia relativa ( <b>LRR</b> )	$\log\left(R/R_a\right)$
Logaritmo absoluto de la diferencia de resistencias ( <b>LDR</b> )	$\log\left R - R_a\right $
Logaritmo absoluto de la diferencia de conductancias ( <b>LDC</b> )	$\log\left G - G_a\right $
Logaritmo absoluto de la diferencia de resistencias fraccional ( <b>LDRF</b> )	$\log\left \left(R - R_a\right)/R_a\right $
Logaritmo absoluto de la diferencia de conductancias fraccional ( <b>LDCF</b> )	$\log\left \left(G - G_a\right)/G_a\right $

En la Tabla 1 se muestran los diferentes algoritmos de preprocesamiento utilizados para obtener las respuestas del arreglo de sensores o lo que es lo mismo, las entradas al algoritmo de reconocimiento de patrones.

Mediante los algoritmos de compresión se generan parámetros descriptivos de la respuesta de los sensores. Lo más habitual es seleccionar el valor de respuesta de los sensores en estado estacionario.

Finalmente se suele hacer un procesado de normalización, que prepara el vector de medida para los siguientes procesados. Estos métodos también tratan de compensar las variaciones de una muestra a otra y la desviación de los sensores, entre otras.

### **3.1.2 Reducción de dimensionalidad (parametrización)**

El vector de características que resulta de la etapa de preprocesamiento en muchas ocasiones no es adecuado para ser procesado en los siguientes pasos debido a su alta dimensionalidad y redundancia. Si los patrones son de alta dimensionalidad, el costo computacional asociado a la clasificación puede ser muy alto. Muchos clasificadores están basados en cálculos de distancias y estos cálculos pueden depender de forma cuadrática respecto a la dimensionalidad de los patrones. Como otra consideración computacional hay que considerar el espacio de almacenamiento adicional que supone guardar los valores de nuevas variables. Además, algunas de las variables pueden ser redundantes con otras y no aportar información adicional. El problema de la redundancia es bastante significativo en las narices electrónicas debido a las selectividades parcialmente solapadas de los sensores de gases. Las técnicas más utilizadas para la reducción de variables son el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el Análisis Discriminante Lineal (LDA).

El análisis de componentes principales es una potente técnica de reconocimiento de patrones, no supervisada y lineal basada en la expansión de Karhunen- Loeve<sup>10</sup>.

Los vectores respuesta, constituidos por las respuestas de cada sensor a cada muestra realizada, se agrupan en forma de columnas para constituir la matriz respuesta X (n x m) donde n es el número de sensores en el arreglo y m es el número de muestras experimentadas. Por lo tanto el espacio de respuestas es n-dimensional. El objetivo de la técnica de análisis de componentes principales es expresar la información de la matriz respuesta mediante un número menor de variables, variables más descriptivas llamadas componentes principales<sup>11</sup>; de esta forma se eliminan los datos redundantes y se reduce la dimensionalidad del problema.

Las componentes principales se eligen de tal manera que en el menor número posible de ellas resida la máxima varianza de datos, siendo ortogonales entre si (inexistencia de correlación entre ellas). El método PCA elimina cualquier redundancia o correlación que exista en las respuestas de los sensores. Normalmente la n-dimensionalidad del problema se reduce a los dos primeros auto vectores (primeras dos componentes principales) que contienen la máxima información.

Aunque el PCA encuentra componentes que son muy útiles para representar los datos de los sensores, puede ser que no lo sea para discriminar entre datos de diferentes clases. Si reunimos todas las muestras, las direcciones descartadas por el PCA pueden ser exactamente las necesarias para distinguir entre las clases.

Al proyectar los datos de n dimensiones en una línea arbitraria, incluso cuando las clases están lo suficientemente separadas, puede producir una confusa mezcla de

---

<sup>10</sup> KITTLER, J.; YOUNG, P.C. 1973. "Pattern Recognition", pp. 335-352.

<sup>11</sup> LLOBET, E.; BREZMES, J.; VILANOVA, X.; SUEIRAS, J.E.; CORREIG, X. 1997. "Sensors and Actuators B". pp. 13-21.

muestras de todas las clases y de esta forma tener un pobre rendimiento al reconocer los diferentes patrones. Moviendo la línea se puede encontrar una orientación en que las muestras se separen bien.

Se puede afirmar que mientras que el PCA encuentra direcciones eficientes para la representación, el LDA, con aprendizaje supervisado y lineal, busca direcciones que sean eficientes para la discriminación.

### **3.1.3 Clasificación**

El objetivo final de un sistema de reconocimiento de patrones es el etiquetar de forma automática patrones de los cuales desconocemos su clase.

En primer lugar debe establecerse claramente el objetivo final del sistema, es decir, cual es el conjunto de etiquetas o clases o dicho de otra forma: ¿qué salidas debe proporcionar el sistema? Suponemos que todos los patrones a reconocer son elementos potenciales de un número determinado de clases distintas. Resulta conveniente ampliar el conjunto incorporando una nueva clase, llamada la “clase de rechazo”. Así, se define la clase de rechazo como una clase que se asigna a todos los patrones para los que no se tiene una certeza aceptable de ser clasificados correctamente en alguna de las clases existentes.

Una vez establecido el conjunto de clases se procede a la construcción del clasificador. La construcción del clasificador suele involucrar una serie de etapas:

1. La elección del modelo.
2. Aprendizaje (entrenamiento del clasificador).
3. Verificación de los resultados.



### 3.1.4 Toma de decisiones

Una vez se ha realizado el entrenamiento de la red, al realizar una medida nueva, llevamos el vector respuesta a la capa de entrada del clasificador, que nos dará la pertenencia a una de las clases especificadas. La validación se suele hacer mediante una de estas tres técnicas: a) *holdout* b) *K-fold cross-validation* y c) *bootstrap*.

El método "*holdout*" es el más sencillo y consiste en dividir los datos disponibles en datos de entrenamiento y datos de validación. En "*K-fold crossvalidation*" se hacen K particiones de forma que cada medida se utiliza eventualmente para entrenamiento y validación. Mejores resultados se obtienen con el "*bootstrap*", una técnica estadística que genera múltiples particiones test-entrenamiento muestreando con reemplazamiento.

## **4. APLICACIONES SOBRE RECONOCIMIENTO DE OLORES Y SABORES**

### **4.1 EN LA MEDICINA**

#### **4.1.1 Una nariz electrónica en diagnóstico médico**

Antes del uso de los métodos de química analítica en el diagnóstico médico, que comenzaron en el siglo 19, el olfato fue una técnica común de diagnóstico y los médicos eran entrenados para utilizarla. De hecho, el término médico “Diabetes Mellitus” literalmente significa “orina dulce” y tiene origen en la época en que los médicos utilizaban el olfato y el gusto como técnicas de análisis. La evolución fue relegando estas prácticas aplicándolas sólo en aislados casos. Hoy, las narices electrónicas ofrecen un nuevo potencial para esta técnica debido a su reproducibilidad, objetividad y una aceptable aproximación analítica.

Las narices electrónicas pueden examinar distintos olores del cuerpo humano presentes en: respiración, heridas, y fluidos corporales, entre otros, e incluso identificar posibles problemas (ver Figura 14.). El análisis del aire exhalado puede ser usado para diagnosticar irregularidades gastrointestinales, sinusitis, infecciones respiratorias, fuentes bacterianas de mal olor bucal, diabetes e insuficiencias hepáticas. Las heridas infectadas o los tejidos emiten olores distintivos que pueden también detectarse. El olor de la orina puede indicar o detectar problemas en el hígado o en la vejiga, o bien detectar diabetes. También su uso es muy satisfactorio en detección de enfermedades de la piel o infecciones bacterianas, tales como las que acompañan las heridas más comunes o en quemaduras. Las narices electrónicas especializadas pueden poseer la capacidad para un control más exacto de un paciente en tiempo real durante la administración de la anestesia.



Figura 14. Identificación de problemas en el cuerpo humano

En muchas aplicaciones está probando ser una herramienta de diagnóstico más rápida y más exacta.

La Universidad de Pennsylvania esta utilizando una nariz electrónica comercial para análisis de la respiración para identificar neumonías y está extendiendo el análisis para la identificación de determinadas clases de bacterias. En el hospital universitario de Manchester se está utilizando para examinar las heridas en los pacientes. Su nariz electrónica detecta seis de los siete tipos de bacterias responsables de infecciones de la zona urinaria. La universidad de Ohio la esta utilizando para diferenciar la E. Coli de otros microorganismos.

Las narices electrónicas se propusieron también para aplicaciones en tele-cirugía por Internet, donde se reproducirían en el lugar donde esta el cirujano los olores del quirófano donde está el paciente, permitiendo un buen ajuste entre la realidad del quirófano y las sensaciones que experimenta el cirujano (realidad virtual en el sentido del olfato)<sup>12</sup>.

<sup>12</sup> Mayor información en: <http://www.e-nose.com.ar/paginas/general.htm>

La Universidad “Tor Vergata” de Roma, en conjunto con el Departamento de Cirugía Torácica Hospital C. Forlanini de Roma, han realizado estudios en pacientes con cáncer de pulmón, utilizando una NE. Los olores que se han detectado son originados por colonias de bacterias anaeróbicas que crecen en los tejidos cancerígenos. En estos pacientes se observa la presencia de moléculas pesadas como anilinas y toluidine en concentraciones anómalas.

## 4.2 EN LA INDUSTRIA ALIMENTICIA

### 4.2.1 Nariz Electrónica para el reconocimiento de vinos

Este sistema parte de unas muestras de vino, que se llevan a un sistema de extracción de los aromas como pueden ser la técnica de espacio de cabeza, purga y trampa ó microextracción en fase sólida.

Estos aromas pasan a la cámara de sensores y provocan un cambio en alguna de sus propiedades eléctricas debido a la interacción entre el aroma y el material sensor. Mediante un sistema de control y medida automatizado se registran los cambios en la resistencia de los sensores y se genera un fichero de datos.

Con estos datos y un sistema de reconocimiento de patrones se puede realizar una posterior clasificación e identificación de las muestras que se han medido.



Figura 15. Diagrama de bloques de una Nariz Electrónica

## Medidas Realizadas

Para realizar el estudio de las diferentes técnicas de reconocimiento de patrones para una nariz electrónica aplicada al reconocimiento de aromas de vinos se han elegido unas muestras de dos vinos a los que se les ha añadido dos compuestos aromáticos con tres concentraciones diferentes correspondientes a 1, 2 y 4 veces el umbral de percepción del olfato humano, se muestran en la tabla 2.

Tabla 2. Concentraciones y Compuestos Aromáticos Medidos

<b>Tipo de vino</b>	<b>Compuesto Aromático</b>	<b>Concentración</b>
Vino Blanco	-	-
Vino Blanco	3-metil-butanol	29 mg/l
Vino Blanco	3-metil-butanol	60 mg/l
Vino Blanco	3-metil-butanol	120 mg/l
Vino Tinto	-	-
Vino Tinto	Metoxipirazina	2ng/l
Vino Tinto	Metoxipirazina	4 ng/l
Vino Tinto	metoxipirazina	8 ng/l

En cuanto a la clasificación de las clases utilizando redes neuronales se van a utilizar los siguientes tipos de redes: *Perceptron*, *Backpropagation* y *Radial Basis* con el objetivo de ver cual de ellas es la que realiza una mejor clasificación.

Para todos los casos los datos son los mismos y son los correspondientes a las medidas de las muestras de la Tabla 2 a las que se ha realizado el preprocesado ya explicado con anterioridad. Existen un total de 6 medidas de cada clase, que multiplicado por las 8 clases hacen un total de 48 medidas. Todas las redes van a tener 16 neuronas en la capa de entrada correspondiente a los 16 sensores utilizados.

A continuación se procede a la validación mediante el método conocido como LOO (*Leave-one-out*) *cross-validation*, en el que se deja un dato fuera, se entrena con el resto de los datos y se comprueba la salida del dato que se dejó fuera. Se sigue así con todos los datos y se hace una tabla con los aciertos que ha tenido la red. Cuantos más puntos haya en la diagonal principal significa que hay un mayor número de aciertos de la red.

En la Figura 16 se representa la matriz de aciertos para el *Perceptron* en forma de diagrama de barras. La tasa de aciertos total ha sido del 80%.

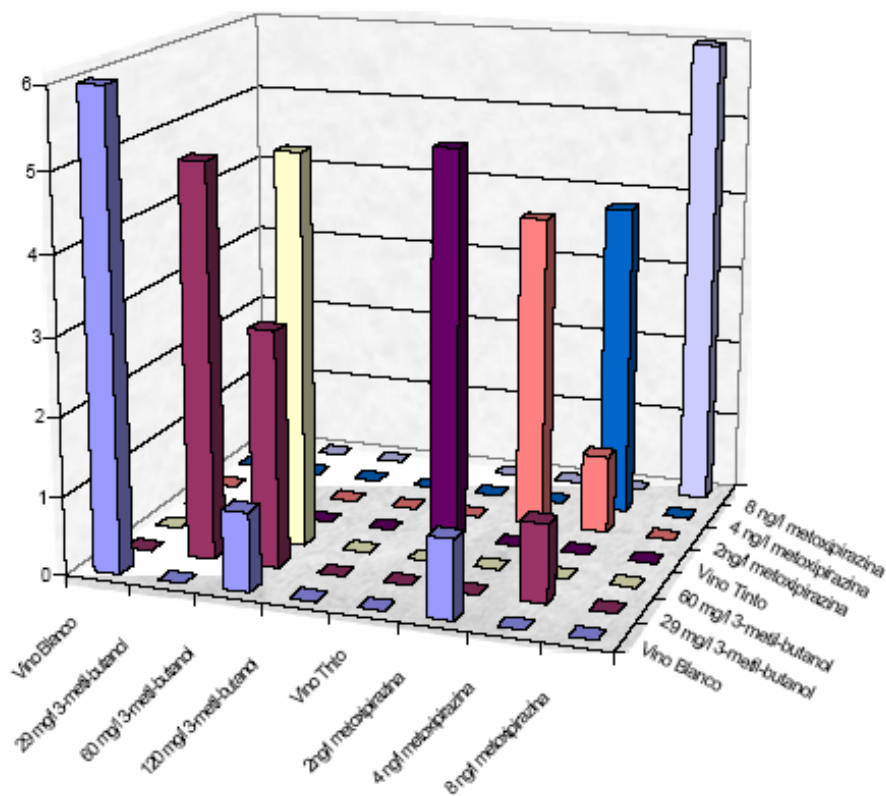


Figura 16. Matriz de aciertos para el *Perceptron*

En la red del tipo *Backpropagation*, se utilizan 16 neuronas de entrada, correspondientes a los 16 sensores, un número variable de neuronas en la capa oculta y 8 neuronas en la capa de salida.

Se ha realizado una prueba para determinar el número óptimo de neuronas en la capa oculta para estas medidas, con lo que se ha ido modificando el número de neuronas y observando el rendimiento de la red. Otra prueba que se ha realizado ha sido cambiar la función de activación de las neuronas (*pureline*, *tansig* y *hard-limit*). Los resultados se muestran en las Figuras 17 y 18.

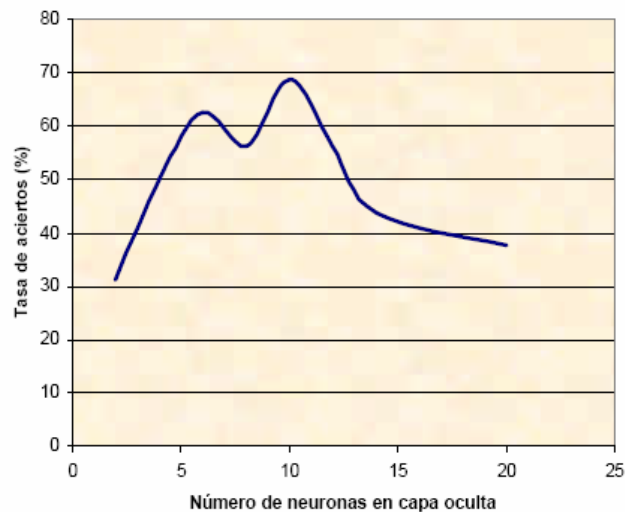


Figura 17. Optimización del número de neuronas ocultas

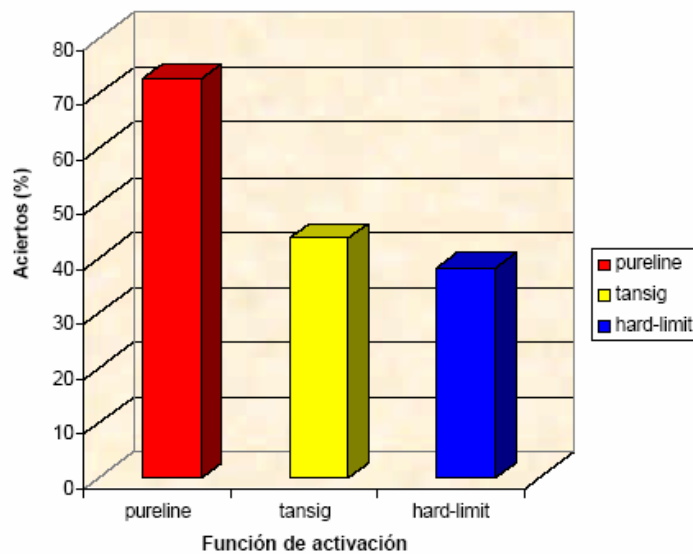


Figura 18. Tasa de aciertos para cada función de activación

Después de estas pruebas, se ha escogido 11 neuronas en la capa oculta y la función *pureline* como función de activación de las neuronas. De esta forma la matriz de aciertos de la validación mediante el método *Leave-one-out* de la red *Backpropagation* se representa en la Figura 19 y corresponde una tasa de aciertos total del 73%.

Utilizando la red probabilística *Radial Basis*, obtenemos la matriz de aciertos que se representa en la Figura 20. Con dicha red se obtiene una tasa de aciertos del 91%.

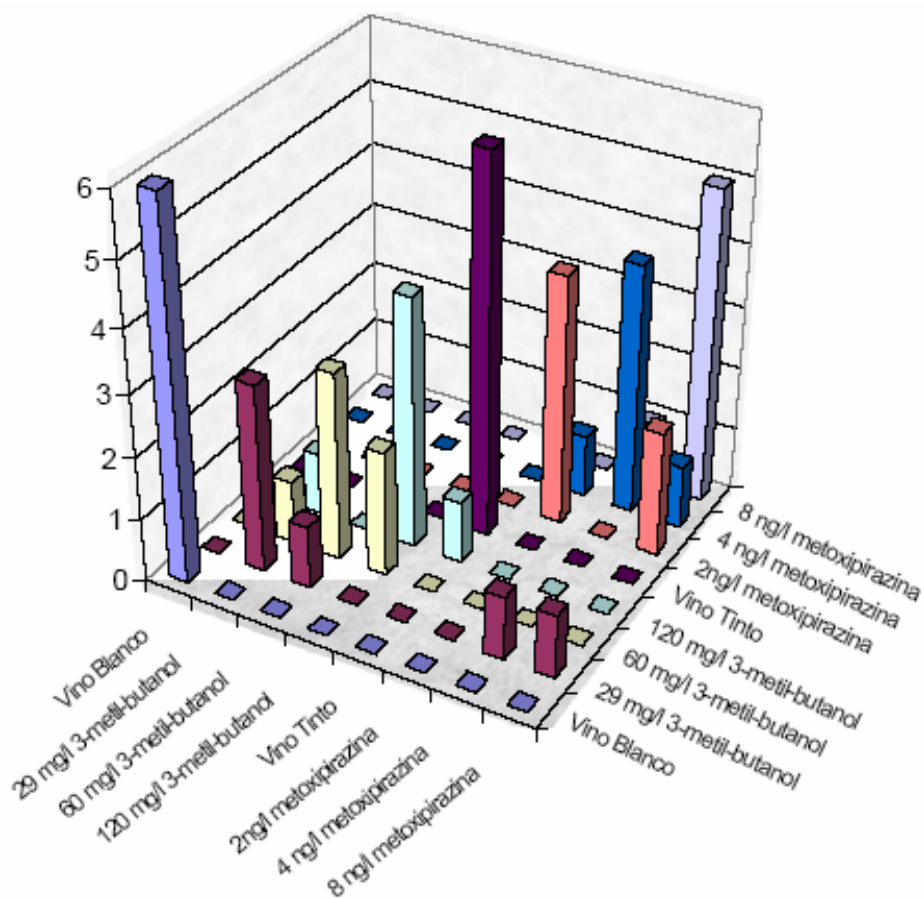


Figura 19. Matriz de aciertos para *Backpropagation*

Se puede obtener un mayor rendimiento si en lugar de entrenar las redes con los datos de los 16 sensores hacemos una reducción previa de variables y entrenamos las redes con las 4 primeras componentes principales para evitar datos redundantes. De esta



forma se ha vuelto a entrenar la red *Radial Basis*, obteniendo ahora un rendimiento del 93.75%. En la Figura 21 se representa la matriz de aciertos.

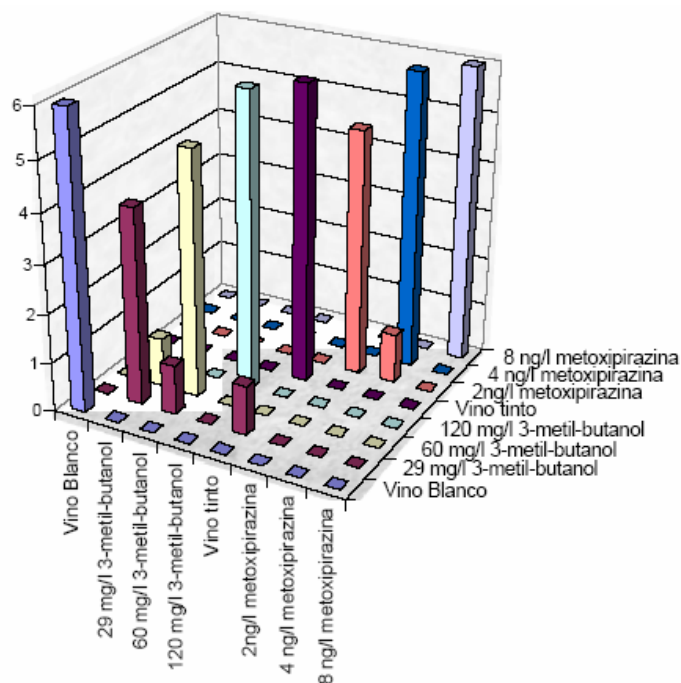


Figura 20. Matriz de aciertos para *Radial Basis*

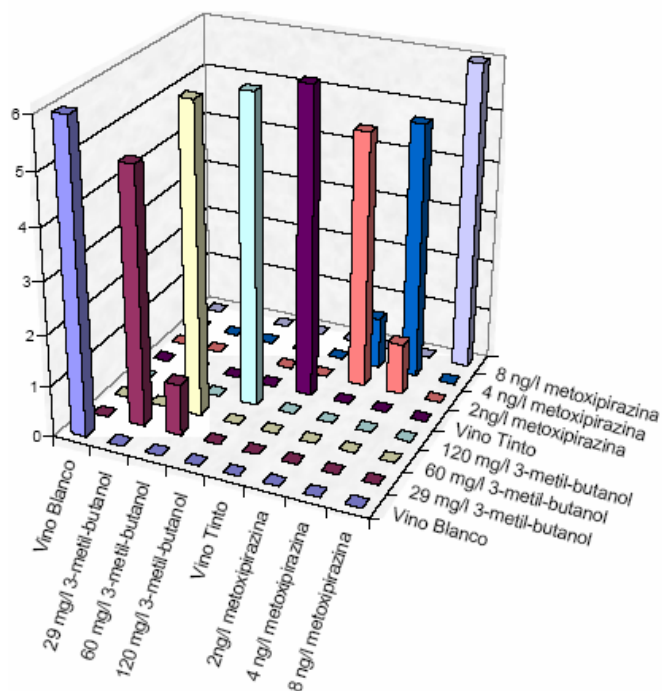


Figura 21. Matriz de aciertos para *Radial Basis* realizando previamente el PCA

#### **4.2.2 Nariz Electrónica para determinar la madurez de una fruta**

Uno de los objetivos más importantes en la producción de alimentos es alcanzar un nivel de calidad elevado y uniforme para las materias primas y los productos finales. Uno de los mayores problemas para las industrias de transformación de la fruta es la determinación sistemática de la madurez durante la cosecha y después de ella: efectivamente, el consumidor percibe la diferencia de grado de madurez como un signo de mala calidad. Para resolver, de manera definitiva, el eterno problema de saber si una fruta está madura o no, un grupo de ingenieros ha creado recientemente una "nariz electrónica" que no sólo ayudará a la industria alimentaria, sino también a los clientes finales.

Gracias al olor de la fruta, la nariz electrónica calcula su grado de madurez exacto, sin necesidad de probarla, lo que la distingue de los métodos tradicionales. Una vez que la nariz "ha aprendido" las características de una fruta concreta, ya no es preciso que la dirija un operador especializado, ella sola obtiene los resultados en unos segundos con una precisión del 92%.

De los cinco sentidos, el olfato ha sido siempre el más difícil de definir. Comprender su funcionamiento es la meta que se han fijado desde hace tiempo muchos investigadores. El olor de un alimento depende de numerosas sustancias químicas que le dan un carácter y unas cualidades únicas. La capacidad de medir e identificar fiablemente el desarrollo óptimo del aroma, así como las características constantes del sabor, es, por lo tanto, un punto crucial en el desarrollo de muchos productos. Los encargados de esta difícil tarea siempre han sido los "expertos en olores", pero es inevitable que esas personas incluyan en su juicio individual un toque de apreciación personal. A veces, se utilizan técnicas analíticas, pero muchas veces es difícil combinar datos con informaciones sensoriales; por otra parte, los costos son muy elevados.

En cambio, las medidas efectuadas con la nariz electrónica son objetivas, reproducibles, fiables y, además, relativamente baratas. Su interpretación es sencilla,

rápida y se realiza en tiempo real. Al igual que ocurre con el olfato humano, la nariz electrónica aprende con la experiencia y mejora sus facultades a medida que se va utilizando. Está diseñada para analizar, reconocer e identificar niveles muy bajos (partes por billón) de sustancias químicas volátiles. Su tecnología se basa en la absorción de sustancias químicas volátiles que atraviesan una batería de sensores, que traducen los cambios específicos en resistencia eléctrica, medible en cada elemento del sensor, cuando estos están expuestos a distintos aromas y olores.

#### **4.2.3 Lengua Electrónica aplicadas a la medida del sabor y al control de calidad de los alimentos**

Las lenguas electrónicas se componen básicamente de un conjunto de sensores. Cada sensor mide una propiedad determinada de la muestra. La respuesta del conjunto de sensores ofrece una huella característica para cada especie en la muestra. La suma de todas las huellas permite establecer un patrón de reconocimiento para cada sabor. Otra posibilidad de las lenguas electrónicas es el reconocimiento del sabor calibrando previamente el sistema con los resultados de un panel. Se pueden relacionar los distintos grupos de sabores establecidos por el sistema sensor según la composición química u origen con los sabores definidos por el panel.

Unos de los aspectos más críticos de las lenguas electrónicas es el posterior tratamiento de los datos para obtener una respuesta coherente y útil. Para ello se utilizan métodos de análisis multiparamétricos. Éstos recogen toda la información que se obtiene de los sensores, seleccionan la que puede ser más significativa y, mediante algoritmos para reconocimiento de patrones, interpretan la señal de todos los sensores. El sistema sensor es expuesto a diferentes concentraciones de los analitos que se supone tendrá la matriz de la muestra para que establezca patrones de respuesta. Este proceso es como un entrenamiento del sistema: las respuestas en función del tipo de alimento (café, vino, te, etc.) deben ser almacenados en una base de datos. A partir de

esta base de datos se puede establecer clasificaciones de cada muestra según el origen, el año, la composición química, etc.

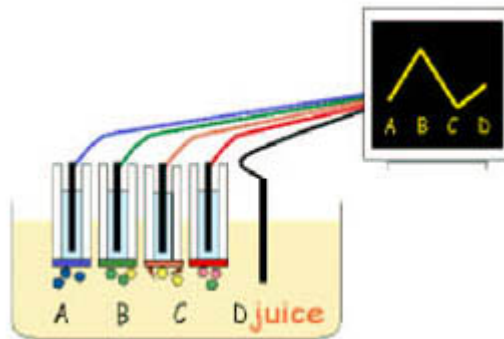


Figura 22. Sensores que miden las propiedades de las muestras

Los tipos de sensores más usuales son los electroquímicos, entre ellos los potenciométricos y voltamperométricos. Los sensores electroquímicos ofrecen una gran versatilidad, pueden detectar especies iónicas y moleculares, se pueden introducir en muestras no homogéneas y son sencillos de manipulación. Actualmente existen en el mercado varios instrumentos que actúan como lenguas electrónicas. Hay dos que cabe destacar:

ASTREE de AlphaMOS: Utiliza un arreglo de siete sensores basados en ISFET con distintas membranas selectivas a iones.

SA401 de Anritsu Corp.: Utiliza un arreglo de ocho sensores potenciométricos que contienen membranas lipídicas en analogía a las membranas celulares.

Ambos instrumentos constan de un automuestreador y de un sistema informático muy potente que permite analizar la respuesta de los sensores con varios métodos estadísticos y obtener tanto resultados cualitativos como cuantitativos.

Los sensores de estado sólido fabricados con tecnologías microelectrónicas como ISFET, microelectrodos amperométricos, IDS para medida de conductividad, etc., suponen un gran beneficio en este campo. Todos ellos pueden aplicarse a muestras de alimentos y bebidas, y tienen como mayor ventaja su robustez y pequeño tamaño. Además, al fabricarse con sustratos semiconductores, se puede integrar varios sensores y la circuitería de adquisición de la señal en un mismo sustrato, obteniendo los llamados sensores inteligentes (*smart sensors*).

Estos sensores se fabrican en el Instituto de Microelectrónica de Barcelona (IMB) y se han aplicado en muestras de bebidas para comprobar su funcionamiento. En la Figura 23 se puede observar el resultado obtenido de medir cuatro parámetros en vinos blancos y tintos, y cómo, realizando un diagrama radial con los valores promedio, se puede establecer un patrón de respuesta diferente para vinos blancos y tintos. Asimismo, en la Figura 24. se muestra el resultado obtenido con varias aguas minerales. En este caso se han utilizado más parámetros para poder establecer un patrón de respuesta para cada agua. El tratamiento de los datos se ha realizado con el método quimiométrico de componentes principales, PCA. Se puede establecer para estas muestras una relación bastante clara entre la composición química del agua y los resultados obtenidos. Por ejemplo, se puede observar que existe una diferencia importante entre las aguas carbonatadas (Vichy y Malavella) y las demás.

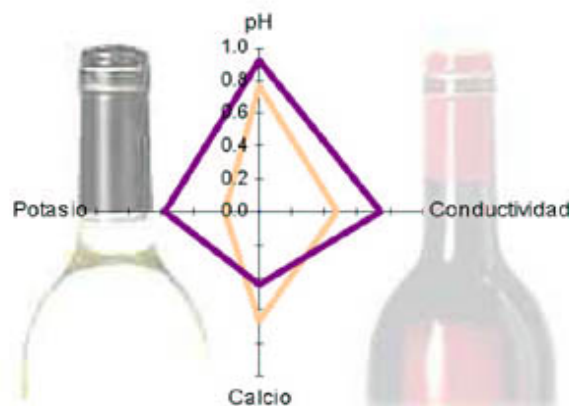


Figura 23. Patrón de respuesta para vinos blancos y tintos

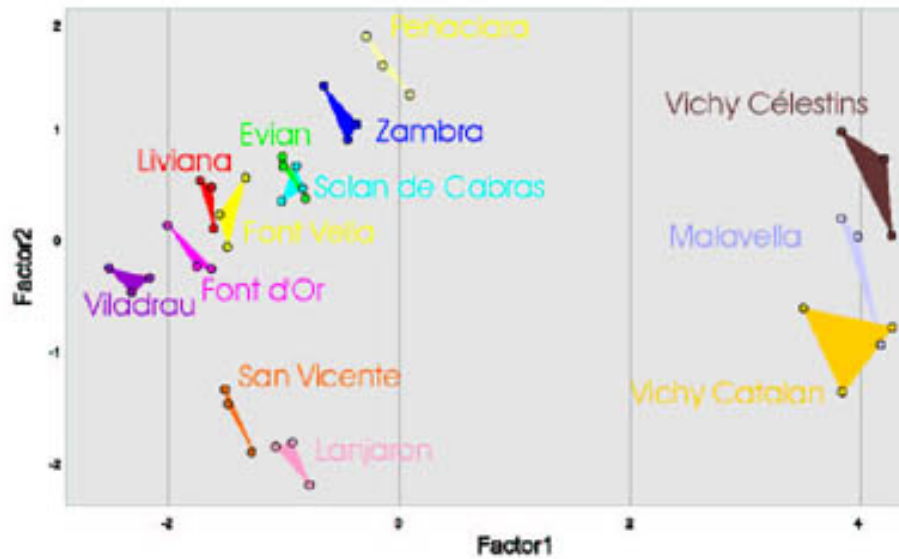


Figura 24. Resultado obtenido con varias aguas minerales

A través de estas aplicaciones se demuestra cómo los sensores pueden utilizarse para la medida de alimentos, tanto desde el punto de vista cuantitativo, analizando algún compuesto determinado, como desde el punto de vista cualitativo, obteniendo un patrón de respuesta según el sabor<sup>13</sup>.

## 4.3 EN LA ASTRONOMÍA

### 4.3.1 Proyecto de Nariz Electrónica de la NASA

En la Estación Espacial Internacional (EEI), los astronautas viven rodeados de amoníaco. Fluye a lo largo de cañerías, disipando el calor generado dentro de la Estación (por las personas y los equipos electrónicos, principalmente) en el espacio. El amoníaco ayuda a hacer la Estación habitable.

<sup>13</sup> Mayor información en [http://www.perceptnet.com/cien10\\_02.htm](http://www.perceptnet.com/cien10_02.htm)

Pero también es venenoso. Y si se produce una fuga, los astronautas deben saberlo rápidamente. El amoníaco ya es peligroso para la salud cuando su concentración alcanza apenas unas pocas partes por millón (ppm). Sin embargo, los seres humanos no somos capaces de percibirlo hasta que llega a unas 50 ppm.

El amoníaco es uno más de los aproximadamente cuarenta o cincuenta compuestos tóxicos necesarios para el funcionamiento del Trasbordador y la Estación, que no deben acumularse en un entorno cerrado.

Y luego está el fuego. Antes de que un fuego eléctrico se inicie, el calor desprendido libera un conjunto característico de moléculas. Los humanos no podemos percibir las hasta que su concentración es elevada.



Figura 25. Astronauta Mike Fincke a bordo de la Estación Espacial Internacional

Este es el motivo por el cual NASA está desarrollando la Nariz Electrónica, o E-Nose. Es un aparato que puede aprender a reconocer prácticamente cualquier compuesto o combinación de compuestos. Podría incluso ser entrenada para distinguir entre la Coca-Cola y la Pepsi. Al igual que una nariz humana, la ENose es increíblemente versátil, pero además es mucho más sensible.

"La E-Nose puede detectar un cambio electrónico de una parte por millón", afirma la Doctora Amy Ryan, que lidera el proyecto en el JPL. Ella y sus colegas están enseñando a la ENose a reconocer compuestos como el amoníaco, cuya acumulación no puede permitirse en un espacio cerrado.

La ENose funciona de esta manera: El aparato contiene 16 películas de diferentes polímeros especialmente diseñados para conducir la electricidad. Cuando una sustancia que flota en el ambiente, como pudiera ser el gas de las burbujas de un refresco, es absorbida por estas películas, las cuales se expanden ligeramente, lo que a su vez afecta al modo en que conducen la electricidad.

Puesto que están conformadas por un polímero diferente, cada una de las películas reacciona de un modo ligeramente distinto ante una determinada sustancia o "analito". El cambio provocado en una de las películas no bastaría para identificar una sustancia en concreto, pero sí la combinación de los cambios causados en las 16, que forman un patrón distintivo y reconocible en el que nos podemos basar para identificar el compuesto bajo prueba.

Si la señal sugiriera un fuego, dice Ryan, "entonces la tripulación sería alertada inmediatamente". Pero si no lo fuera, el ordenador trataría de determinar exactamente qué está pasando. ¿Es algo tóxico? ¿Hay algo que esté alcanzando concentraciones peligrosas? ¿De dónde viene?

Según sean las respuestas, el sistema podría elegir entre un elenco de acciones a tomar, desde informar a la tripulación que debe conectar los ventiladores para cambiar la dirección del flujo de aire, accionar los filtros o sellar un área determinada.

Como aparato de seguridad, el ENose tiene muchísimas aplicaciones aquí en la Tierra. Con algunas modificaciones, un ENose podría ser usado para detectar acumulaciones de gas en torres de perforación petrolíferas. "Los trabajadores tienen que bajar al fondo de los pozos, y querrán estar seguros de que no van a salir volando". Los trabajadores



del alcantarillado se beneficiarán también de saber con mayor antelación si existen acumulaciones de gases venenosos en los desagües<sup>14</sup>.

---

<sup>14</sup> Mayor información en: <http://www.familia.cl/ContenedorTmp/Nariz/nariz2.htm>

## 5. CONCLUSIONES

- ❖ El desarrollo de este trabajo investigativo sirvió para obtener conocimientos bastante amplios sobre los sistemas artificiales de reconocimiento de olores y sabores, siendo estos muy importante para el desarrollo de nuevas tecnologías en el ambiente laboral.
- ❖ Según la aplicación mostrada de la nariz electrónica para el reconocimiento de vinos, se puede concluir que la técnica de reconocimiento de patrones que mejor funciona en esta aplicación de sistema olfativo artificial es la red *Radial Basis* realizando previamente un análisis de componentes principales para reducir la dimensionalidad de los vectores de datos. Al reducir la dimensión de los datos no solo se reduce el tiempo de entrenamiento sino también el número de patrones necesarios para un buen entrenamiento de la red.
- ❖ La lógica difusa tiene una historia corta pero un rápido crecimiento debido a su capacidad de resolver problemas relacionados con la incertidumbre de la información o del conocimiento de los expertos. Además proporciona un método formal para la expresión del conocimiento en forma entendible por los humanos. Estas cualidades le aseguran un amplio campo de aplicaciones y un alto interés para las aplicaciones industriales presentes y futuras.

## BIBLIOGRAFÍA

- ❖ DEL BRIO, B.M.; SANZ, A. 2002. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". XXXII, pp. 243-244, pp. 269-271.
- ❖ GARDNER J.W.; BARTLETT. P.N. 1994. "A brief history of electronic noses". Sensors & Actuators B. pp. 18- 19, pp. 211-220.
- ❖ GARDNER J.W.; BARTLETT. P.N. 1999. "Electronic Noses: Principles and Applications". Oxford University Press.
- ❖ Grupo E-Nose. Aplicaciones en diagnóstico médico. <http://www.e-nose.com.ar/paginas/general.htm>
- ❖ HILERA J.R.; MARTÍNEZ V. 2000. "Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones". pp. 23-25.
- ❖ KITTLER, J.; YOUNG, P.C. 1973. "Pattern Recognition", pp. 335-352.
- ❖ La lógica molecular de la olfacción.,  
<http://www.genaltruista.com/notas2/00000501.htm>
- ❖ LEGIN, A. 1999. "Application of electronic tongue for quantitative analysis of mineral water and wine". *Electroanalysis*. p. 11: pp. 814-820.

- ❖ Lenguas electrónicas: Sensores químicos aplicados a la medida del sabor y al control de calidad de los alimentos; [http://www.percepnet.com/cien10\\_02.htm](http://www.percepnet.com/cien10_02.htm)
- ❖ LLOBET, E.; BREZMES, J.; VILANOVA, X.; SUEIRAS, J.E.; CORREIG, X. 1997. "Sensors and Actuators B". pp. 13-21.
- ❖ Proyecto de Nariz Electrónica de la NASA., <http://www.familia.cl/ContenedorTmp/Nariz/nariz2.htm>
- ❖ ROSENBLATT, F. 1958. "The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain". Psychological Review. p. 65, pp. 386-408.
- ❖ Técnicas de reconocimiento de patrones para un sistema olfativo artificial., [http://www.isar.uclm.es/xxvjornadas/ConfMan\\_1.7/SUBMISSIONS/87-esdoetezan.pdf](http://www.isar.uclm.es/xxvjornadas/ConfMan_1.7/SUBMISSIONS/87-esdoetezan.pdf)