

**ELABORACIÓN Y APLICACIÓN DE  
UNA NUEVA METODOLOGÍA  
DE RECONOCIMIENTO  
DE PATRONES EN MEDICINA**

TESIS QUE PRESENTA  
*MARTHA REFUGIO ORTIZ POSADAS*

PARA OBTENER EL GRADO DE  
*DOCTOR EN CIENCIAS*

ASESOR:  
**JOSÉ RUIZ SHULCLOPER**

1999

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA-IZTAPALAPA  
DIVISIÓN DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA**

## DEDICATORIA

*A Joaquín Ortiz Cereceres*

mi padre,

por mostrarme el camino de la ciencia.

*A Martha Posadas Medina*

mi madre,

por enseñarme el mundo del amor, la tolerancia y la comprensión.

*A Paty,*

mi mejor amiga, mi fiel compañera, mi cómplice y mi hermana;

porque sin ella, el mundo sería de otro color.

*A Quino*

mi hermano,

por enseñarme que la vida no sólo es intelecto y que para llegar a la luz,

es necesario trascender la oscuridad con el corazón en la mano.

*A Marlene y Brenda*

dos pequeñas que me permiten hacer contacto con lo que ya perdí: la inocencia.

*A Claudio Patricio*

quien llegó a iluminar parte de mi espacio vital.

## AGRADECIMIENTO ESPECIAL

A *José Ruiz Shulcloper*

Mi *director de tesis*, quien me enseñó el significado del compromiso con la investigación y la docencia. Por creer en mí y darme su confianza, su apoyo incondicional y su tiempo invaluable, durante el desarrollo de este trabajo.

Mi *amigo*, por enseñarme el significado de la *lealtad* y el contenido de la palabra *dar*. Por compartir conmigo este sueño. Por todo lo que no fue académico y que hoy significa la esencia de nuestra amistad. Por darme la libertad de *ser...*

## AGRADECIMIENTO

Al Dr. José Maya Behar, Jefe de la Clínica Multidisciplinaria de Labio Paladar Hendido (LPH) del Hospital Pediátrico de Tacubaya del Instituto de Salud del DDF, por creer en mí y mostrarme siempre su interés, apoyo incondicional y por brindarme su amistad.

A todos los integrantes de la Clínica de LPH: Dra. Patricia Zazueta y Dra. Rosa Ma. Rosano, del área de Ortodoncia; Lic. Ivonne Rebollo del área de Psicología y Lic. Lourdes Saldívar del área de Terapia de Lenguaje. Porque sin su conocimiento y experiencia, la aplicación de la Metodología presentada en este trabajo en el problema de las fisuras de paladar, no hubiera sido posible.

Al Dr. Manuel Lazo Cortés, por su colaboración y valiosas aportaciones en el trabajo que conllevó la aplicación de la Metodología de esta tesis.

A las Maestras Leticia Vega Alvarado y Verónica Jiménez Jacinto, por todo el tiempo invertido en el Hospital y en el aula para que la aplicación de este trabajo tuviera lugar.

Al M. C. Salvador Godoy Calderón, por permanecer y brindarme su apoyo incondicional.

A todos los miembros del Área de Procesamiento Digital de Señales e Imágenes Biomédicas del Depto. de Ing. Eléctrica de la UAM-Iztapalapa. A los grupos de reconocimiento de patrones en México y en Cuba, por el apoyo, las observaciones y aportaciones a esta tesis.

A la UAM-Iztapalapa y al CONACYT, por el soporte otorgado en *toda* mi formación académica.

A todas aquellas personas que estuvieron cerca de mí y que de alguna u otra manera contribuyeron a la realización de este trabajo.

## CONTENIDO

INDICE DE TABLAS i  
INDICE DE FIGURAS ii  
INDICE DE ANEXOS iii

### INTRODUCCION 1

## CAPITULO 1. ANÁLISIS CRÍTICO DE LA MODELACIÓN MATEMÁTICA DE PROBLEMAS DE DIAGNÓSTICO Y PRONÓSTICO EN MEDICINA 9

### 1.1 ALGUNOS PRECEPTOS BÁSICOS DE LA MEDICINA 9

### 1.2 ALGUNOS CONCEPTOS BÁSICOS DE LA MODELACIÓN MATEMÁTICA EN MEDICINA 12

### 1.3 ANÁLISIS CRÍTICO DE ALGUNOS TRABAJOS DE MODELACIÓN PARA EL DIAGNÓSTICO MÉDICO 14

1.3.1 El Teorema de Bayes (TB) aplicado al diagnóstico médico diferencial 14

1.3.2 Trabajo de Barnett, et al. (1987) 16

1.3.3 El trabajo de Wiener y Annerén (1989) 17

1.3.4 El trabajo de Segaar *et al.* (1989) 17

1.3.5 El trabajo de Alton *et al.* (1991) 18

1.3.6 El trabajo de Edwards (1986) 18

1.3.7 El trabajo de Reggia *et al.* (1989) 19

1.3.8 El trabajo de Heathfield *et al.* (1993) 20

1.3.9 El trabajo de Tohá *et al.* (1993) 22

1.3.10 El trabajo de Torchio *et al.* (1989) 22

1.3.11 El trabajo de Andrew *et al.* (1992) 23

1.3.12 El trabajo de Petroveckí *et al.* (1993) 24

1.3.13 Los trabajos de Kuncheva (1993) y Kissiov (1990) 25

1.3.14 El trabajo de Rennels *et al.* (1987) 28

1.3.15 El trabajo de Matsumura (1986) 29

## **CAPITULO 3. HERRAMIENTAS MATEMATICAS 71**

### **3.1 ANALISIS DEL MODELO DE HEATHFIELD DESDE EL ENFOQUE LÓGICO COMBINATORIO 71**

- 3.1.1 Representación del conocimiento 72
  - 3.1.1.1 *Tratamiento booleano de las variables* 73
  - 3.1.1.2 *Tratamiento k-valente de las variables* 75
- 3.1.2 Método extendido 76
  - 3.1.2.1 *Algoritmo* 77
- 3.1.3 Clasificación 82
- 3.1.4 Conclusiones del análisis del modelo de Heathfield 84

### **3.2 TRATAMIENTO PARA LAS VARIABLES N-DIMENSIONALES 85**

- 3.2.1 Descripción del problema clínico 85
- 3.2.2 Modelo matemático 86
- 3.2.3 Análisis de las variables n-dimensionales 86
- 3.2.4 Métodos para la construcción de la matriz auxiliar MAUX 88
  - 3.2.4.1 *El valor global de la variable n-dimensional se conoce totalmente* 88
  - 3.2.4.2 *Método de construcción de MAUX a partir de  $R_{C_j}$*  89
  - 3.2.4.3 *Método de construcción de MAUX a partir de  $\tilde{R}_{C_j}$*  95
  - 3.2.4.4 *El valor global de la variable n-dimensional se conoce parcialmente* 98
  - 3.2.4.5 *Construcción de MAUX* 98
  - 3.2.4.6 *El valor de la variable n-dimensional no se conoce* 100
- 3.2.5 Método para la determinación del valor global de la variable n-dimensional 101
  - 3.2.5.1 *Enfoque lógico-combinatorio* 101
  - 3.2.5.2 *Enfoque conceptual* 102

4.4.2 Cirugía 133

4.4.2.1 Variables 133

4.4.2.2 Función de semejanza 134

4.4.2.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Cirugía 137

4.4.2.4 Valoración postquirúrgica 139

4.4.2.5 Definición de las clases 140

4.4.2.6 Evaluación de la rehabilitación quirúrgica del paciente 144

4.4.2.7 Pronóstico de la rehabilitación 144

4.4.3 Psicología 145

4.4.3.1 Variables 145

4.4.3.2 Función de semejanza 146

4.4.3.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Psicología 147

4.4.3.4 Definición de las clases 148

4.4.3.5 Evaluación de la rehabilitación psicológica del paciente 150

4.4.3.6 Pronóstico de la rehabilitación 150

4.4.4 Terapia de lenguaje 151

4.4.4.1 Variables 151

4.4.4.2 Función de semejanza 152

4.4.4.3 Ejemplo del cambio de código en la descripción del paciente 152

4.4.4.4 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Terapia de  
Lenguaje 155

4.4.4.4 Definición de las clases 156

4.4.4.5 Pronóstico de la rehabilitación 156

4.4.5 Ortodoncia 157

4.4.5.1 Variables 157

4.4.5.2 Función de semejanza 158

4.4.5.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Ortodoncia 159

4.4.5.4 Definición de las clases 161

4.4.5.5 Pronóstico de la rehabilitación 163

## INDICE DE TABLAS

No.	Nombre de la tabla	Pág
1.1	Cuadro sinóptico de las características más importantes de los trabajos analizados	46
3.1	Tabla de decisión presentada por Heathfield	73
3.2	Booleanización de la tabla 3.1	73
3.3	Diferentes niveles de booleanización	74
3.4	Un ejemplo de asignación k-valente a las variables	75
3.5	Matriz de aprendizaje construida a partir de la traspuesta de la tabla de decisión de Heathfield.	80
3.6	Tratamiento k-valente de la tabla de decisión (Heathfield) traspuesta	81
3.7	Matriz auxiliar MAUX construida con las componentes de la variable n-dimensional $\bar{s}_j$ donde $\gamma_{pj} \in M_j$	87
3.8	Matriz auxiliar MAUX construida con las componentes de la variable n-dimensional $\bar{s}_j$ con una nueva clase conformada por los objetos que tienen ausencia de información (*) en $\bar{s}_j$	99
4.1	Dominio de definición de la variable paladar primario y su ponderación	127
4.2	Escala asignada a los milímetros de separación de los segmentos	130
4.3	Ejemplos de ponderación de algunas fisuras de paladar primario	132
4.4	Dominio de definición de la variable paladar secundario y su ponderación	133
4.5	Variables definidas para la valoración de labio	134
4.6	Variables definidas para la valoración de nariz	135
4.7	Ponderación de las variables que forman el conjunto de apoyo labio	136
4.8	Ponderación de las variables que forman el conjunto de apoyo nariz	136



## INDICE DE FIGURAS

No. de figura	Nombre de la figura	Pág
3.1	Testores típicos correspondientes a la matriz del ejemplo 1	81
3.2	Testores típicos de la matriz de la tabla 3.6	82
4.1	Clasificación de fisuras de paladar de Kernahan y Stark	117
4.4	Matriz de referencia con $m$ pacientes postoperatorios, $n$ variables y 5 clases	124

## INDICE DE ANEXOS

No de anexo	Nombre del anexo	Página
1	Conceptos fundamentales del enfoque lógico de la Teoría de Reconocimiento de Patrones	200
2	Formas de registro para los pacientes	212
3	Combinaciones válidas para la especialidad de Psicología	218
4	Datos de una muestra de 95 pacientes vírgenes	221

## INTRODUCCIÓN

En la Medicina, uno de los problemas con que se enfrenta un especialista del área es con establecer si un paciente tiene o no (o en qué grado) una o varias enfermedades; cuál es su esperanza de vida, por ejemplo después de una operación, cuál la calidad de la misma; establecer el grado de severidad de uno u otro padecimiento y su pronóstico de rehabilitación, entre otros. Todos éstos son casos particulares de un tipo de problema que se puede denominar *diagnóstico o pronóstico médicos*. Para resolverlo, el especialista se vale esencialmente de:

- Síntomas (los que refiere el paciente);
- Signos (en general, mediciones de diferentes fenómenos físico-químicos en el paciente);
- El conocimiento médico establecido (literatura científica); y
- Su experiencia personal (o colectiva).

Es una realidad que en la determinación del diagnóstico influyen muchos factores: la complejidad del problema específico, es decir, la enfermedad que se pretende diagnosticar, la experiencia y conocimientos del especialista, los recursos para establecer los signos con la calidad requerida, la información (mayoritariamente subjetiva) proveniente del paciente, entre otros. Asimismo, el especialista se ve afectado por elementos de carácter personal (cansancio, problemas familiares, circunstancias poco propicias, etc.) que en alguna medida influyen en el trabajo que se realiza.

¿Cómo ayudar al médico? ¿Cómo potenciar sus capacidades? ¿Podrían los modelos matemáticos y las herramientas computacionales auxiliar a un especialista en la solución del problema? Es probable que pensamientos análogos hayan tenido en mente los primeros especialistas, que en los años 50's iniciaron investigaciones para emplear modelos matemáticos y herramientas computacionales, en la solución del mismo [Ledley and Lusted, 1959]. A lo largo de todos estos años se ha realizado un gran número de investigaciones que han utilizado diferentes partes de la Matemática, (v. gr. Estadística, Teoría de Grafos, Ecuaciones Diferenciales, Lógica Matemática), la Cibernética, la Inteligencia Artificial, el Reconocimiento de Patrones, entre otras. También se han desarrollado sistemas computacionales, con diferentes grados de introducción en la práctica profesional, que en algún sentido han pretendido auxiliar al médico en la toma de decisiones. En la actualidad un

## OBJETIVO

*El objetivo de este trabajo es proponer un método propio para la modelación matemática de problemas de diagnóstico y pronóstico médicos a partir de síntomas y signos. Sobre la base de esta metodología analizar las posibilidades de la aplicación de los modelos lógico-combinatorios de la Teoría de Reconocimiento de Patrones [Ruiz-Shulcloper et al. 1995; Ruiz-Shulcloper y Lazo-Cortés, 1998] al diagnóstico y pronóstico médicos asistido por computadora y desarrollar las aportaciones teóricas necesarias para adecuar estos modelos a las particularidades de tales problemas. Finalmente, aplicar dicha metodología en la modelación de un problema particular de la Medicina.*

## ORGANIZACIÓN DE LA TESIS

El trabajo se ha estructurado como sigue: El primer capítulo muestra un análisis crítico de 26 investigaciones realizadas en los últimos 10 años en el área de la introducción de modelos matemáticos y técnicas de computación para generar criterios que auxilien al médico en la toma de decisiones. El análisis va dirigido a señalar el modo en que han sido empleados diferentes modelos matemáticos, evidenciando los presupuestos de los mismos así como las incongruencias de dichos presupuestos con la realidad médica. Asimismo, se constató en la literatura consultada y en la experiencia profesional propia [Ortíz-Posadas, 1991; Ortíz and Mercado, 1992, Ortiz-Posadas *et al.* 1996] el frecuente uso de elementos tales como: la realización de operaciones aritméticas sobre variables cualitativas; asumir, por conveniencia de alguna técnica matemática particular, que algunos signos y/o síntomas, se pueden modelar con variables aleatorias que siguen una distribución predeterminada (una distribución normal en la mayoría de los casos); aplicar técnicas que al analizar los presupuestos sobre las que fueron diseñadas, llevan a fundamentaciones erróneas de los diagnósticos considerados, por ejemplo, como el suponer que los fenómenos en cuestión son univariados, desconociendo el decisivo efecto multivariado de los signos y síntomas que concurren con las enfermedades. Se pueden agregar muchos ejemplos más de violaciones de este y otros tipos, que confirman la urgencia del establecimiento de una metodología propia para la modelación matemática de estos problemas, basada en un procedimiento adecuado para la correcta interpretación de las particularidades de los problemas médicos en términos matemáticos, así como la introducción de nuevas técnicas para el procesamiento idóneo de la información clínica particular. Esta

Por último, cabe señalar que diversos trabajos realizados dentro de esta línea de investigación “*diagnóstico médico asistido por computadora*” han sido publicados en:

1. Ortiz-Posadas MR, Martínez-Trinidad F and Ruíz Shulcloper J: A new approach to differential diagnosis of diseases. *Int J Biomed Comput* **40**: 179-185, 1996.
2. Ortiz-Posadas MR, Vega-Alvarado L, Jiménez-Jacinto V y Lazo-Cortés MS: *Modelación matemática de fisuras de paladar con el enfoque lógico combinatorio de la teoría de reconocimiento de patrones*. Memorias XIX Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. D. F. México. *Rev Mex Ing Biom (suplemento M-27)* **XVII(1)**, 1996.
3. Ortiz-Posadas M y Lazo-Cortés M: *Evaluación de la rehabilitación de pacientes con fisuras de paladar utilizando técnicas de reconocimiento de patrones*. Memorias II Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. La Habana, Cuba 1997. p 231- 236.
4. Ortiz-Posadas M y Ruiz-Shulcloper J: “*Un enfoque para el procesamiento de variables n-dimensionales en diagnóstico médico*”. Memorias II Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. La Habana, Cuba 1997. p 157-167.
5. Ortiz-Posadas MR, Vega-Alvarado L, Jiménez-Jacinto V y Lazo-Cortés MS: *Evaluación de la calidad del servicio de cirugía reconstructiva en pacientes con fisuras de paladar*. Memorias XX Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. Colima, México. *Rev Mex Ing Biom (suplemento M-37)* **XVII(3)**, 1997.
6. Ortiz-Posadas MR, Maya-Behar j y Lazo-Cortés M: *Evaluación de la cirugía de labio y paladar hendido con el enfoque lógico combinatorio de la teoría de reconocimiento de patrones*. *RBE/ Caderno de Engenharia Biomédica* **14(1)**: 7- 22, 1998.

5. "Prognosis and evaluation of cleft palate patients rehabilitation using pattern recognition techniques". *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering*. Niza, Francia 1997.
6. "Evaluación de la calidad del servicio de cirugía reconstructiva en pacientes con fisuras de paladar". *XX Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica*. Colima, México, 1997.
7. "El concepto de analogía en medicina. Una función de semejanza para pacientes con fisura de paladar". *III Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones*. D. F., México 1998.
8. "Una herramienta para evaluar la calidad del servicio que ofrece una clínica multidisciplinaria de labio-paladar hendido". *I Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*. Mazatlán, México 1998.

# CAPÍTULO 1. ANÁLISIS CRÍTICO DE LA MODELACIÓN MATEMÁTICA DE PROBLEMAS DE DIAGNÓSTICO Y PRONÓSTICO EN MEDICINA

*“Cualquier médico que tenga miedo de  
ser desplazado por la computadora...  
merece ser desplazado por ella”  
Feinstein*

El objetivo de este análisis crítico es mostrar algunas limitaciones, desde el punto de vista metodológico, que se observan en un gran número de investigaciones realizadas en el marco de la aplicación de los modelos matemáticos y herramientas computacionales en la solución del diagnóstico o pronóstico médicos. Limitaciones que desde el punto de vista particular, son causales de la relativamente pobre introducción en la práctica profesional de los sistemas computacionales que se han diseñado sobre la base de dichas modelaciones matemáticas. La revisión obviamente no ha sido exhaustiva, ni se consideró que fuese necesaria para lograr los propósitos particulares. Se ha querido ejemplificar un conjunto de faltas cometidas en investigaciones recientes (en los últimos diez años) en las que se han empleado diferentes modelos de la Matemática, la Inteligencia Artificial, el Reconocimiento de Patrones y otras ramas del conocimiento.

Para realizar este análisis fue necesario estudiar en cada caso, tanto el modelo matemático empleado y sus presupuestos intrínsecos, como el modo en el que dicho modelo se emplea por el autor para llegar a propuestas de soluciones. Hay que observar que lo que se pretende mostrar son las limitaciones en el empleo, la aplicación de los modelos matemáticos. Por otra parte es imprescindible ubicar el análisis en el contexto médico. Esto es, asumir un conjunto de conceptos y preceptos básicos de la zona del conocimiento que se quiere modelar. No se concibe una modelación de un *ente desconocido* mediante una *herramienta desconocida*.

## 1.1 ALGUNOS PRECEPTOS BASICOS DE LA MEDICINA

Con el objetivo de tener mayor claridad sobre el marco en el que se desarrolla este trabajo, se introducirán algunos elementos básicos de la propedeútica (enseñanza preparatoria) fundamental de la práctica médica.

En primera instancia es necesario saber si la persona que se examina está sana o está enferma

esencia fundamental de la complejidad del establecimiento del diagnóstico o pronóstico médicos en la práctica profesional. Por ello la calidad de un especialista puede ser muy diferente a la de otro. De ahí la necesidad de dotar a los mismos, de herramientas auxiliares que les permitan establecer con una mayor precisión el diagnóstico o pronóstico médicos.

Elaborar un diagnóstico médico, sugiere en el especialista un proceso que puede estar basado en diferentes estrategias para asociar la información proveniente del paciente, del conocimiento médico, de observaciones previas, etc. Estas estrategias no sólo corresponden a la activación y validación de la hipótesis hecha sobre un diagnóstico particular, sino que también asocian una justificación para la conclusión generada. Siguiendo a Molino, *et al.* (1990), existen diversos métodos que se usan para la modelación, como son:

- ◆ *Asociación*, en la que para confirmar una hipótesis, se asocian las manifestaciones clínicas con diferentes hipótesis que puedan ser compatibles;
- ◆ *Analogía*, donde la hipótesis puede alcanzarse mediante el reconocimiento de analogías relevantes con la experiencia clínica previa;
- ◆ *Coincidencia*, valida una hipótesis mediante la comparación del cuadro clínico que presenta el paciente con las descripciones características de las enfermedades consideradas;
- ◆ *Verificación*, que es cuando la atención se enfoca hacia los síntomas más relevantes sobre los que la hipótesis pueda ser aceptada o rechazada de manera concluyente.

Una vez alcanzada la conclusión, debe hacerse su validación y esto puede hacerse de dos formas: identificando las relaciones que dependen del tiempo entre los eventos observados (modelo cronológico), o conexiones patofisiológicas que interrelacionan causas, acciones, estados y manifestaciones (modelo causal).

Tomando en cuenta estas formas mediante las que el médico puede vincular su conocimiento para elaborar su diagnóstico, se han desarrollado diversos sistemas para el apoyo en la toma de decisiones médicas.

Estas son algunas características que hacen que el proceso de modelación matemática de problemas relacionados con la elaboración de un diagnóstico o pronóstico médicos deba realizarse con especial cuidado.

En este trabajo se entiende por *modelación matemática del diagnóstico o pronóstico médicos* la modelación, haciendo uso del conocimiento matemático, de algunos elementos (información del paciente, conocimiento médico establecido, experiencia del especialista) que el médico toma en cuenta en la elaboración de un diagnóstico o pronóstico, considerando, además, algunas de las estrategias para procesar dichos elementos.

El interés por la modelación matemática del diagnóstico o pronóstico médicos, se ha manifestado de manera indirecta, desde finales de la década de los 50's [Ledley and Lusted, 1959] incorporando la Lógica Booleana y la Teoría de las Probabilidades para modelar dicho proceso. Otros trabajos como el de Barnett, *et al* (1987), Wiener and Annerén (1989) y Alton, *et al* (1991) se apoyan en herramientas de la Estadística para la modelación de razonamiento con incertidumbre. Otros, asocian el conocimiento mediante una tabla o una matriz [Reggia *et al*, 1985; Heathfield *et al*, 1991; Tohá *et al*, 1992; Kuncheva, 1993] o con reglas de producción [Matsumura, 1986; Auramo *et al*, 1993]. También se han desarrollado trabajos de modelación aplicando la Teoría de Subconjuntos Difusos [Sánchez, 1977; Buisson *et al*, 1985; Mohiddin, 1990]. Estos son algunos trabajos que muestran los esfuerzos que se han hecho en la modelación matemática del diagnóstico médico, mediante el uso de herramientas de diferentes áreas de la Matemática y la Inteligencia Artificial, entre otras.

El enfoque lógico-combinatorio de la Teoría de Reconocimiento de Patrones, no es la excepción. Existen trabajos [Dorodnitsina, 1990; Ikramova, 1982] que muestran que estas herramientas también son útiles en la solución de problemas relacionados con la toma de decisiones médicas.

Durante la última década se han desarrollado sistemas que pretenden apoyar al médico en la determinación de su diagnóstico, los cuales, como se relaciona posteriormente, han tenido una muy pobre introducción en la práctica profesional.

A continuación se presenta un análisis crítico de algunos trabajos de modelación matemática realizados durante los últimos diez años.



probabilidades condicionales y *a priori*; se necesita conocer la probabilidad  $P(\underline{s}/e_i)$  para cada combinación de síntomas  $\underline{s} \subseteq S$ , la cual no se puede calcular a partir de la probabilidad condicional de cada una de sus componentes  $P(s_j/e_i)$ ,  $s_j \subseteq S$ . Evidentemente es necesario conocer muchas probabilidades de antemano y en las aplicaciones prácticas difícilmente se conocen todas estas probabilidades, por tal razón “se ha supuesto también que cada uno de los síntomas  $s_j$  que componen una combinación  $\underline{s}$  son condicionalmente independientes para una enfermedad  $s_i \in S$ ” [Lucas, 1991].

Desarrollar sistemas para auxiliar el diagnóstico médico diferencial mediante el Teorema de Bayes, como se expuso anteriormente, requiere de una serie de supuestos que en el ámbito de la Medicina generalmente no se dan. Estos supuestos son:

- a) *Las enfermedades bajo consideración se asumen como eventos mutuamente excluyentes.* Como se sabe, los pacientes pueden padecer más de una enfermedad simultáneamente, por tanto, asumir que sólo se puede padecer una enfermedad a la vez (eventos mutuamente excluyentes) es limitado. Este hecho, restringe la capacidad real del sistema con la consecuente pérdida de confianza en el médico sobre la ayuda que el sistema le puede brindar.
- b) *Las observaciones clínicas (signos y/o síntomas) se asumen como eventos condicionalmente independientes sobre una enfermedad dada.* En este sentido, los pacientes siempre presentan un cuadro clínico, cuyos signos y síntomas se valoran de manera independiente, sin que esto signifique que sean independientes entre sí; asimismo, no puede asumirse que cada uno de los síntomas que generan una combinación de síntomas que “caracteriza” a una enfermedad es condicionalmente independiente para la enfermedad particular, es decir, que son eventos condicionalmente independientes. En función de la hipótesis que tenga el médico sobre la enfermedad, los signos y síntomas pueden aparecer unos en dependencia de otros, o bien para distintas enfermedades y en este sentido, se tienen que tomar en cuenta de manera conjunta para poder hacer el diagnóstico.

urgencias, y aproximadamente 65000 relaciones entre ellos. La descripción de una enfermedad particular contiene relaciones que asocian en promedio 35 términos. Cada relación identifica la *frecuencia* de la manifestación de un síntoma en el paciente y la asertividad con la que se da un diagnóstico particular. Dxpain proporciona el diagnóstico seleccionando reglas que se basan en la probabilidad condicional (Teorema de Bayes) y un sistema de ponderación. La respuesta del Dxpain no sólo apoya un diagnóstico dado, sino que también puede contradecir otros diagnósticos. Las relaciones asociadas en el sistema están conformadas con tres elementos: la importancia del término, la frecuencia del término y el poder de evocación del término. Aunque el sistema Dxpain está distribuido en la comunidad médica a través de la red de la AMA (American Medical Association) el autor no informa si se está usando en la práctica médica cotidiana. Tampoco da información sobre algún resultado con respecto a la eficiencia del sistema.

### **1.3.3. El trabajo de Wiener y Annerén (1989)**

Wiener y Annerén (1989) presentan un sistema que clasifica malformaciones congénitas a partir de la incorporación de las características dismórficas del paciente, obteniéndose una lista de síndromes (una colección de características dismórficas que se presentan simultáneamente y que son suficientes para constituir una entidad clínica -enfermedad-) con una alta probabilidad para el caso de estudio en particular. Las probabilidades se calculan con el modelo de Bayes sobre una base de datos que describe 229 de los síndromes más frecuentes a través de 308 características. El sistema se probó en 49 casos en el departamento de genética del hospital universitario de Uppsala en Suiza y de hecho se está usando para el adiestramiento de médicos. Esto es, no se explota en la práctica profesional.

### **1.3.4. El trabajo de Segaar et al. (1989)**

También existen sistemas para diagnosticar enfermedades que están asociadas con la presencia de ictericia por ser un problema bien conocido y definido desde el punto de vista clínico, lo que significa la existencia de información estadística útil para desarrollar sistemas con el enfoque estadístico. Segaar, *et al.* presentan en su trabajo, un programa denominado *COMIP* (Computer Icterus Program) que clasifica a la ictericia mediante el cálculo de probabilidades sobre una base de datos proporcionados por 1002 pacientes que presentaron ictericia. El

diferentes poblaciones para clasificar niños con dolor abdominal agudo dentro de dos categorías: apendicitis y dolor abdominal no específico. El sistema se probó con 344 pacientes y se encontró una especificidad de 77%. Sin embargo, el autor menciona entre otras cosas que este índice es bajo debido a la mala interpretación que algunos médicos hacen de los signos presentados por el paciente.

Algunos otros trabajos incorporan el conocimiento mediante una tabla de decisión [Reggia, *et al.* 1985], [Heathfield, *et al.* 1993] o una matriz de diagnóstico diferencial [Tohá, *et al.* 1993] en donde se representan las relaciones que existen entre signos y/o síntomas y enfermedades, a través de la caracterización de éstas; una matriz booleana que involucra criterios de clasificación para una enfermedad determinada [Andrew, *et al.* 1992] o una matriz de referencia [Petrovecki, *et al.* 1993]. Todos estos sistemas, usan diferentes metodologías, como se verá más adelante, para asociar dicho conocimiento y generar el diagnóstico diferencial particular.

### 1.3.7. El trabajo de Reggia (1985)

Reggia presenta un sistema que asocia una base de conocimiento y el modelo GSC (Generalized Set Covering). El conocimiento está representado por dos conjuntos finitos discretos:  $D$  que representa todas las posibles enfermedades ( $d_i$ ) que pueden ocurrir y  $M$  que representa todas las posibles manifestaciones  $m_j$  (signos y síntomas) que pueden ocurrir cuando se presenta una o más enfermedades. Además, se genera una relación  $C \subseteq D \times M$  que representa la noción “intuitiva” sobre el causal de la enfermedad; donde  $(d_i, m_j) \in C$  significa “ $d_i$  puede causar  $m_j$ ”.

Con esta información se generan dos conjuntos:  $man(d_i) = \{m_j \mid (d_i, m_j) \in C\}$ , todas las posibles manifestaciones para la enfermedad  $d_i$ ; y  $causes(m_j) = \{d_i \mid (d_i, m_j) \in C\}$  el conjunto de todas las enfermedades que pueden causar una misma manifestación. Además, el conjunto  $M^* \subseteq M$  que son las manifestaciones que el paciente presenta, de tal forma que un problema de diagnóstico  $P$  se representa mediante la siguiente 4-tupla,  $P = (D, M, C, M^*)$ . En términos generales la metodología que sigue el modelo GSC se reduce a encontrar un conjunto de enfermedades  $E$  (cubrimiento mínimo), que cubre todas las manifestaciones que el paciente presenta y que se

través de sus signos y síntomas, expresándolos en términos de cinco variables lingüísticas [Zadeh, 1975], que representan diferentes manifestaciones con algún nivel de incertidumbre asociado. Posteriormente las variables se traducen al espacio booleano y se incorporan a una tabla de decisión. Igual que en el modelo presentado por Reggia, después de valorar los signos y síntomas que presentó el paciente, se comparan con los valores de cada una de las enfermedades caracterizadas y aquella que coincida con la descripción del paciente será la enfermedad diagnosticada. La única innovación en el trabajo de Heathfield respecto al de Reggia, es que el cubrimiento lo hace sobre los signos y síntomas, en lugar de hacerlo sobre el conjunto mínimo de enfermedades que pueden estar causando las manifestaciones en el paciente. Esto es, se busca el conjunto mínimo de signos y síntomas capaz de diferenciar entre las enfermedades consideradas en el diagnóstico a través de la manifestación o ausencia de ellos (representación booleana).

En este trabajo, como en el caso de Reggia, también se asume el disponer de una descripción de la enfermedad en términos de los síntomas y signos. En este sentido Ortiz-Posadas, *et al.* (1996) proponen hacer la caracterización de los pacientes, que es la información con la que el médico normalmente trabaja. Otra de las limitaciones importantes de este trabajo es el tratamiento booleano de las variables. La manifestación de un síntoma puede presentarse con diferentes intensidades (incertidumbre), de modo que asignarle el código uno o cero para la presencia o ausencia respectivamente del síntoma, significa forzosamente una pérdida de información. Por ejemplo, si un síntoma se presenta *ocasionalmente* y se le asigna el código cero, significaría que dicho síntoma *no se presenta*, lo cual es falso. De este modo, expresar las variables en términos booleanos sugiere cierto riesgo en la toma de decisiones, por tal razón y con el objetivo de rescatar dicha información, se propone que el tratamiento de las variables sea *k*-valente [Ortiz-Posadas, *et al.* 1996], lo que implica asignar valores que estén en  $\{0, 1, \dots, k-1\}$ , permitiendo la gradación que sea necesaria en cuanto a la manifestación del signo y/o síntoma. Con respecto a la metodología, el cubrimiento de signos y síntomas que se obtiene para determinar la enfermedad padecida, corresponde a un caso particular en el cálculo de testores típicos dentro de la Teoría de Testores [Ruiz-Shulcloper, *et al.* 1994]. (Para más detalles acerca de este trabajo, ver el capítulo tres de esta tesis).

se da en porcentaje. Este es otro ejemplo del procesamiento incorrecto de las variables. En primer lugar, se asume que todos los síntomas son variables booleanas, lo que en términos de enfermedades pépticas es una aproximación muy burda, dado que la gran mayoría de los elementos a tener en cuenta son de carácter subjetivo y referidos por el paciente. En segundo lugar, se asume la existencia de un patrón de votación por síntoma para cada una de las enfermedades pépticas. Como ya se mencionó en el caso de Heathfield, este patrón es un elemento poco confiable.

### **1.3.11. El trabajo de Andrew *et al.*(1992)**

En este trabajo se presenta un sistema para diagnosticar enfermedades que se manifiestan a través del dolor de cabeza. El HDS (Headache Diagnostic System) tiene incorporada la clasificación de las enfermedades y el criterio de diagnóstico proporcionado por la asociación internacional del dolor de cabeza (IHS-International Headache Society-). Así que el sistema también se usa en el manejo de datos colectados para la validación y el refinamiento de nuevos criterios de diagnóstico. La clasificación jerárquica de las enfermedades generadas por dolor de cabeza consiste de 12 categorías principales y 145 subcategorías. El sistema tiene como una limitación muy importante, la eliminación del uso de parámetros ambiguos (frecuente, usualmente, etc.), de tal forma que los criterios utilizados para valorar los parámetros son booleanos; es decir, un síntoma o un criterio de clasificación está o no está presente. El sistema utiliza una matriz booleana, donde cada dimensión corresponde a un nivel en el criterio de clasificación jerárquica. Esta matriz se llena con los síntomas presentados por el paciente y el criterio que el médico va generando a partir de la exploración del paciente. La clasificación se hace mediante *operaciones simples* sobre la matriz.

Este trabajo también tiene la limitación del tratamiento booleano de las variables, con la consecuente pérdida de información en la manifestación de los síntomas. Por ejemplo, resulta que si la intensidad de la cefalea es aguda o moderada no tiene importancia, pues con una valoración booleana es lo mismo; o bien, tomando en cuenta la duración del dolor en un intervalo de 4 a 72h, si un paciente ha tenido dolor por un periodo de 6h será igual a un paciente que lo haya tenido por 70h, que evidentemente no es lo mismo. Por otro lado, la clasificación se basa en criterios clínicos *establecidos*, lo que sugiere tener un patrón para cada una de las enfermedades (publicado por la IHS, y que el propio Andrew considera que tiene

deberse a la suma de códigos diferentes: 1+1+1 o bien 2+1+0; y analizar simplemente el resultado global de la suma, limita el conocimiento de qué propiedades se están cumpliendo, lo cual evidentemente significa pérdida de información.

Por otro lado, el autor supone que el conjunto de todos los diagnósticos considerados forma un sistema cerrado y haciendo uso del concepto de entropía asociado con la medida compleja de compatibilidad  $c_i$ , genera una expresión para calcular la probabilidad del diagnóstico. En este sentido, un sistema cerrado se define como “un sistema que no tiene medio, es decir, que no hay sistemas externos que lo violen, o bien, a través del cual ningún sistema externo es considerado” [Van Gigch, 1987], de modo que suponer estas condiciones para el caso del sistema de Petrovecki sugiere forzar de algún modo la realidad. Por otro lado, la entropía puede ser una medida del desorden en un sistema físico (tomada de la termodinámica) o bien, una medida de incertidumbre [Klir *et al.* 1988], es decir, la cantidad de incertidumbre que prevalece en una situación de elección con muchas opciones. Reducir la entropía de un sistema, es reducir la cantidad de incertidumbre que prevalece. Petrovecki utiliza la expresión  $H_i = -\log_2 c_i$  en su modelo, sustituyendo la probabilidad en la expresión original por la medida compleja de compatibilidad  $c_i$ , en este sentido hay que tener cautela con dicho parámetro, porque ésta no es una probabilidad en sí. El algoritmo se probó en 58 muestras y la eficiencia del sistema fue de 93.1%, diagnosticando 54 casos correctamente. Los diagnósticos como objetos en el reconocimiento de patrones no son mutuamente exclusivos, por lo que la clasificación de objetos en un número finito de clases no está clara. Este sistema sólo se utiliza para la investigación y el adiestramiento.

### **1.3.13. Los trabajos de Kuncheva (1993) y Kissiov (1990)**

Por otro lado, Kuncheva presenta un modelo llamado *esquema de clasificación de dos niveles* en el cual cada elemento (clasificador) del primer nivel genera una decisión "parcial" que puede tener diferente importancia, credibilidad y/o precisión, que se toma en cuenta en el segundo nivel para tomar la decisión final, mediante un algoritmo de decisión. La pertenencia de los objetos a las clases se considera difusa y el modelo puede trabajar con ausencia de información. Las ventajas que según la autora ofrece este enfoque son: a) mayor precisión en el diagnóstico, como consecuencia de la oportunidad de construir un esquema de clasificación en forma heurística, la cual se genera tomando en cuenta la *estructura* inherente al conjunto de

evidentemente debilita la metodología, ya que conocer la geometría de las clases es muy difícil, sobre todo en el área de la medicina en donde los pacientes pueden padecer más de una enfermedad y el espacio de representación de los objetos es n-dimensional. De hecho, si las propiedades geométricas de las clases se conocieran, esto fungiría como un clasificador en sí, haciendo innecesario otro clasificador. Del primer nivel, se obtienen como salida dos clasificaciones “intermedias” determinadas mediante votos obtenidos a partir de  $f_{ki}$ ,  $a_{ki}$ , para cuyas magnitudes no se describe el método para su cálculo. En este sentido, es importante mencionar que el algoritmo de conjuntos de representantes sí proporciona una metodología para el cálculo de dichos votos. Asimismo, dentro del enfoque lógico-combinatorio existen algoritmos que calculan todos los testores típicos [Ruiz-Shulcloper, *et al.* 1985; Jiménez-Jacinto, 1994 y 1995], los cuales se usan como herramienta en la reducción del espacio de representación de los objetos (selección de variables). El segundo nivel de clasificación, se reduce simplemente a la incorporación de un algoritmo de decisión que no describe, pero que obviamente toma en cuenta la precedencia parcial y que es análogo a cualquiera de los algoritmos conocidos para la clasificación basados en el concepto de precedencia parcial, como lo son: los algoritmos de votación [Zhuravlev, 1978; Ruiz-Shulcloper, *et al.* 1986], *KORA* –  $\Omega$  [De la Vega-Doria, 1994], conjuntos representantes [Carrasco-Ochoa, 1994].

Desde otro punto de vista, la posibilidad de que un sistema de apoyo para el diagnóstico médico tenga una buena aceptación y se use en la práctica cotidiana del médico, depende de varios factores. Shortliffe (1987) menciona entre otros, la forma en que se proporciona la respuesta. La mayoría de los programas asumen un papel pasivo; esto es, que el médico ingresa los datos del paciente y el sistema genera la respuesta; sin embargo, también es importante considerar el modo de interacción entre el usuario y el sistema, que puede ser de consulta o de crítica. En el primer caso, el programa sirve como un asesor aceptando los datos específicos del paciente, generando preguntas y dando una respuesta al usuario sobre el diagnóstico o el manejo del paciente. En el modo de crítica, el médico se acerca a la computadora con una idea preconcebida sobre el diagnóstico de su paciente o el plan de manejo que sería apropiado, entonces el sistema actúa como un foro en donde se expresan acuerdos o se sugieren razonamientos alternativos.

del especialista que emplee el sistema. Este sistema se concibió como experimental y de investigación y no rebasó esa etapa.

Por otro lado, en el caso de los sistemas expertos, su objetivo es emular la habilidad de tomar decisiones de un experto humano (el término emular significa que el sistema intenta actuar en todos los aspectos como un experto humano) [Giarratano, 1994], por lo tanto, estudiar el proceso cognitivo (procesamiento de la información por el humano) resulta sumamente importante y en este sentido, se ha visto que la cognición, en algunos casos, se puede expresar mediante reglas de producción “si...entonces”. Actualmente los sistemas basados en reglas de producción son un método muy popular para generar sistemas expertos y con este enfoque se han desarrollado diversos sistemas para el diagnóstico médico diferencial asistido por computadora; en éstos, el razonamiento está usualmente fundado en la representación formal del dominio del conocimiento, caracterizando reglas de producción y estructuras "frames", los cuales simplemente relacionan hechos clínicos a las hipótesis de diagnóstico (sistemas expertos heurísticos).

### **1.3.15. El trabajo de Matsumura (1986)**

Matsumura (1986) presenta un sistema experto que diagnostica 40 enfermedades cuya manifestación se da a través de dolor de cabeza y dolor facial; basado en cuatro tipos de reglas:

- *Exclusivas*: “si el paciente tiene la enfermedad  $d_i \in D$  (conjunto de enfermedades), debe tener los síntomas  $s_1, \dots, s_2$ ”;
- *Inclusivas*: “si el paciente tiene los síntomas  $s_1, \dots, s_2$ , tiene la enfermedad  $d_i$  con una probabilidad  $x$  ( $0 \leq x \leq 1$ )”;
- *De asociación*: “si el paciente tiene los síntomas  $s_1, \dots, s_2$  la probabilidad de que tenga  $d_i$  aumenta” y
- *De la imagen de la enfermedad*: “si el paciente tiene la enfermedad  $d_i$ , puede tener los síntomas  $s_1, \dots, s_2$ ”.

Además, maneja dos índices: de satisfacción (SI) que es el porcentaje de pacientes que presentan un conjunto de síntomas  $r$  y que padecen una enfermedad particular y de cobertura



de decisiones incorrectas, en lugar de maximizar el número de decisiones correctas en promedio; la decisión final la hace el médico sobre el conjunto de enfermedades y desórdenes inferidos por el sistema. Este enfoque se escogió en aras de asegurar que aunque poco frecuente, pero quizá fatal, alguna enfermedad fuera ignorada en el diagnóstico. ONE pretende obtener las propiedades significativas y decisivas para cada caso. Cuenta con 120 preguntas, cada una tiene un valor de ponderación que corresponde a la relevancia de cada pregunta con respecto a cada enfermedad. La magnitud de la ponderación se da en el intervalo (-5, +5), si alguna enfermedad tiene peso 0, significa que la pregunta correspondiente no se relaciona con ella. Desde el punto de vista de la inferencia, la magnitud de las ponderaciones no es importante, pero se escogió dicho intervalo para tener más de tres valores (negativo, cero y positivo) y cuando se usan números reales se puede estimar la relevancia de las preguntas para la enfermedad en una escala apropiada.

El autor, por un lado, no comenta cuál fue el criterio para escoger dicha escala; y por el otro, es clara la analogía entre esta ponderación y los factores de certidumbre tan usados en los sistemas expertos que manejan información con incertidumbre, con lo cual es importante notar que éstos se estiman de manera empírica.

La base de conocimiento tiene descritas las 15 enfermedades en términos de dos clases de síntomas y signos: necesarios y de soporte. Los síntomas necesarios son los que se requieren definitivamente para la enfermedad (si un síntoma es necesario para la enfermedad y el paciente no lo presenta, se infiere que la presencia de la enfermedad es imposible) y los síntomas de soporte sugieren la enfermedad, pero su presencia no es obligatoria. La inferencia es obtenida sobre la base de tres calificaciones calculadas mediante una fórmula que está en función de una variable lógica booleana que asigna uno, si la respuesta del paciente a la pregunta está en el dominio de valores que puede tener; o cero, si la respuesta no está en su dominio, con lo que se invalida la pregunta. Asimismo, involucra también la ponderación para cada pregunta. Esta calificación se calcula para cada enfermedad, siendo decisivo el valor más alto, pues éste indicará la enfermedad inferida. Los autores hacen énfasis en que no hacen los cálculos basados en probabilidades, pero que dado que la base de conocimiento está hecha en Paradox, es posible, de ser necesario para el usuario, calcular probabilidades. El sistema se probó en 173 casos de los cuales diagnosticó correctamente 142 (82.1%). El sistema se

- *Perfiles de las enfermedades*, se refieren a una matriz de los posibles síntomas asociados con la enfermedad. Asimismo, se construyó otra matriz cuyos elementos representan la frecuencia relativa de ocurrencia de un síntoma en una enfermedad dada (probabilidades condicionales);
- *Criterios de diagnóstico*, es una lista de condiciones necesarias y suficientes que definen y determinan un diagnóstico; la mayoría de los criterios están compuestos de 2 a 10 condiciones que deben satisfacerse para concluir un diagnóstico particular.

El sistema se encuentra a nivel prototipo y aunque no se esté usando en la práctica médica y el autor no informe sobre resultados, es importante notar que éste vincula diversos enfoques y metodologías, lo cual significa el desarrollo de un sistema *híbrido*.

No se abundará en los señalamientos en torno al uso del TB. La suposición de que el sistema cuenta con un listado de condiciones necesarias y suficientes que determinan un diagnóstico dado es, o una restricción a la aplicabilidad del sistema o la causal de un gran número de abstenciones del mismo. Además, en la práctica no son frecuentes las enfermedades que se puedan diagnosticar con las respuestas de 2 preguntas. Sin embargo, hay que decir que la integración de diferentes técnicas para la toma de decisiones potencia los beneficios para el usuario, pues existe mucho más poder en la combinación de dos o más técnicas de procesamiento en un sistema, que el uso de cualquiera de las mencionadas hasta este momento, de manera individual.

### **1.3.18. El trabajo de Molino (1990)**

En el trabajo de Molino (1990) se presenta un sistema que propone hipótesis de posibles diagnósticos de enfermedades relacionadas con la ictericia. El trabajo pretende en alguna medida modelar el razonamiento del médico. Para ello presupone que éste es un proceso secuencial basado en el método de “hipótesis-prueba”, modelado en el sistema con *modus ponens* en una lógica bivalente. El sistema emplea una base de conocimiento que tiene incorporada: una taxonomía de enfermedades que manifiestan ictericia; la caracterización de cada una de las enfermedades en términos de su etiología, clínica y patofisiología; una lista de indicadores (manifestaciones clínicas y pruebas de laboratorio) que tienen asociados dos índices: la relevancia y la compatibilidad con respecto a la enfermedad considerada

en los trabajos de Reggia (1989); Heathfield (1993) entre otros, con todas las restricciones que esto conlleva). A través de dicha relación difusa toma la decisión del diagnóstico más factible que padece el paciente.

Sean  $S$  un conjunto de síntomas,  $D$  un conjunto de diagnósticos (enfermedades) y  $P$  un conjunto de pacientes. Se suponen dadas las relaciones difusas  $\tilde{Q} \in \lambda(P \times S)$ , la descripción sintomatológica del paciente y  $\tilde{T} \in \lambda(P \times D)$ , la descripción diagnóstica. Donde  $\lambda(E)$  denota el conjunto de todos los subconjuntos difusos de  $E$ . Se asume, además, que estas relaciones tienen como conjunto de definición para los grados de pertenencia (difusión) una lógica Brouweriana:

*Definición.* Una Lógica Brouweriana es un cálculo proposicional que es un retículo con 0 y 1,  $(A, \rightarrow, \wedge, \leq)$ . En el retículo se cumple que:

$$p \rightarrow q \text{ si y sólo si } p \leq q, \forall p, q, r$$

$$p \rightarrow (q \rightarrow r) = (p \wedge q) \rightarrow r, \forall p, q, r$$

Si el conjunto de valores veritativos es  $\{0, 1\}$  entonces,  $\rightarrow$  es la implicación del cálculo proposicional booleano.

Para expresar el conocimiento médico Sánchez también define una relación difusa:  $\tilde{R} \in \lambda(S \times D)$ , de manera que hay que buscar una relación entre síntomas y diagnósticos tal que,

$$\tilde{R}(s, d) \rightarrow [\tilde{Q}(p, s) \rightarrow \tilde{T}(p, d)] \quad \forall s \in S, p \in P, d \in D \quad (1.2)$$

Esta expresión establece una relación de causalidad entre el grado con que un síntoma  $s$  se asocia a una enfermedad  $d$ , con la afirmación de que si un paciente presenta dicho síntoma con un cierto grado, entonces ese paciente padece la enfermedad  $d$  con un cierto grado. Este es el *presupuesto metodológico* que subyace el trabajo de Sánchez.

Por el hecho de trabajar con una lógica brouweriana se puede afirmar que la expresión (1.2) es equivalente a:

$$[\tilde{R}(s, d) \wedge \tilde{Q}(p, s)] \rightarrow \tilde{T}(p, d) \quad (1.3)$$

Expresión que significa “si un síntoma  $s$  se relaciona con el diagnóstico  $d$  en *cierto grado* y un paciente  $p$  presenta ese mismo síntoma en un *cierto grado*, entonces el paciente  $p$  padece el diagnóstico  $d$  en un *cierto grado*”.

La forma de aplicar este modelo en la determinación de un diagnóstico es calculando el valor máximo en la manifestación de cada síntoma para cada uno de los diagnósticos considerados ( $M_{q,d_i}(s_j)$ ):

$$\begin{aligned} \max \{M_{q,d1}(s_1), M_{q,d1}(s_2), \dots, M_{q,d1}(s_n)\} &= T_{q,d1} \\ \max \{M_{q,d2}(s_1), M_{q,d2}(s_2), \dots, M_{q,d2}(s_n)\} &= T_{q,d2} \\ \cdot & \quad \dots \quad \cdot \\ \cdot & \quad \dots \quad \cdot \\ \cdot & \quad \dots \quad \cdot \\ \max \{M_{q,dr}(s_1), M_{q,dr}(s_2), \dots, M_{q,dr}(s_n)\} &= T_{q,dr} \end{aligned}$$

Es importante notar que la decisión que toma  $\tilde{R}$  sobre cuál es la enfermedad que sufre el paciente  $q$  en relación a cada uno de los diagnósticos  $d_j$  ( $j = 1, \dots, r$ ) depende del valor máximo que alcance la manifestación de *un solo síntoma* y no la presencia de un conjunto de síntomas (síndrome). Asimismo, este modelo restringe la descripción del paciente a síntomas cuya manifestación puede establecerse mediante una gradación cuantitativa, lo cual es una limitación del modelo, pues excluye aquellos síntomas que se expresan mediante variables nominales como en el caso del *dolor* cuando adquiere valores como precordial, punzante o radial; o aquellas variables de tipo ordinal, igualmente como en el caso del dolor, pero con valores admisibles como ligero, medio, intenso, etc.

Finalmente, la expresión mediante la cual se infieren todas las posibles enfermedades es la siguiente:

$$\mu_B(d) = \max_{s \in S} [\min(\mu_A(s), \mu_R(s, d))] \quad \text{para cada } d \in D \quad (1.11)$$

La expresión (1.11) de composición max-min corresponde a la cláusula condicional difusa “si A entonces B mediante R”. Los grados de pertenencia del conjunto difuso

$$\tilde{A} = s_1 \left| \mu_A(s_1) \right. + s_2 \left| \mu_A(s_2) \right. + \dots + s_n \left| \mu_A(s_n) \right.$$

representan el grado de certidumbre de la presencia de los síntomas o su intensidad en el paciente. En el caso del conjunto difuso  $\tilde{B} = d_1 \left| \mu_B(d_1) \right. + d_2 \left| \mu_B(d_2) \right. + \dots + d_r \left| \mu_B(d_r) \right.$  el grado de certidumbre con el que se le puede asignar cada diagnóstico al paciente.

Con respecto a las matrices de Sánchez, hay que mencionar que existen trabajos en donde la misma información se representa en una sola matriz. Tal es el caso del trabajo de Ortiz-Posadas, *et al.* (1996) en donde la matriz de aprendizaje que se maneja para resolver problemas de clasificación supervisada con el enfoque lógico-combinatorio aplicados a la medicina incorpora la caracterización de la enfermedad a través de las manifestaciones de signos y/o síntomas en los pacientes y éstos a su vez están agrupados por enfermedad, es decir, están también clasificados con respecto a la enfermedad que padecen. Además, tiene la ventaja de poder combinar cualquier tipo de variable, sin importar su espacio de representación, así como el análisis multivariado con los signos y síntomas, como se expone más adelante.

### **1.3.20. El trabajo de Buisson (1985)**

El modelo de Sánchez ha sido muy usado en el desarrollo de sistemas para auxiliar al diagnóstico médico. Por ejemplo, Buisson presentó en 1985 un sistema llamado Diabeto el cual, como su nombre lo sugiere, se relaciona con el diagnóstico y tratamiento de la diabetes. La representación del conocimiento en este sistema se hace a través de cuatro elementos:

- *Temas*, que son unidades de trabajo que se usan en el inicio de la consulta y que van dando cierta orientación al sistema sobre el padecimiento particular;
- *Nociones*, que son descripciones de hechos relacionados parcialmente en el curso del desarrollo de un tema;
- *Reglas deductivas* y;
- *Reglas de control*, éstas últimas pueden intervenir en el desarrollo de un tema o bien, van haciendo comentarios al usuario durante el desarrollo del mismo.

La característica innovadora de este sistema es que maneja información imprecisa (vaga) o con incertidumbre a través de la teoría de las posibilidades (Zadeh, 1978), la cual establece una función de posibilidad  $\pi_x$  cuyos valores están en el intervalo  $[0, 1]$  y expresa una restricción sobre los posibles valores de  $x$ . El autor en este sentido, incorpora también el concepto de probabilidad condicional en el medio difuso, asumiendo que las variables son independientes y tomando la decisión final mediante el patrón de razonamiento aproximado de Sánchez.

Los señalamientos respecto a este trabajo son análogos a los realizados respecto al modelo de Sánchez.

### 1.3.23. Los trabajos de Esogbue (1979, 1980, 1983)

Existen otros trabajos que incorporan el enfoque difuso usando otras metodologías para la toma de decisiones. Por ejemplo, el de Esogbue (1979), presenta una metodología en donde toda la información respecto al paciente, está representada mediante 4 matrices booleanas:

- *Historia clínica*  $H[1 \times m]$  donde además de incorporar los aspectos más importantes y las enfermedades diagnosticadas anteriormente en el paciente, también se hace un análisis de enfermedades que *no* fueron diagnosticadas, pero que por dichos aspectos considerados, el individuo pudo haber padecido, indudablemente este hecho representa un elemento innovador en los modelos discutidos hasta ahora;
- *Síntomas presentes*  $A[1 \times t]$  a los cuales les asocia una ponderación en el intervalo  $[0,1]$ .
- *Signos observados de la exploración física*  $S[1 \times f]$  y
- *Resultados de exámenes clínicos*  $Z[1 \times k]$ .

El autor también incorpora una cota superior y una cota inferior para cada componente en cada una de estas matrices. Asimismo, argumenta que para los diferentes diagnósticos bajo consideración es necesaria la información de las distintas matrices antes mencionadas:

- Hipótesis médica:  $\{H, A\}$ ;
- Diagnóstico preliminar inicial:  $\{H, A, S\}$ ;
- Otro diagnóstico preliminar  $\{H, A, S, Z\}$ ;
- Diagnóstico final  $\{H, A, S, Z\}$ .

En su siguiente trabajo, Esogbue (1980) presenta el modelo de decisión para el diagnóstico, que consiste en primera instancia en incorporar las matrices correspondientes a las enfermedades consideradas, caracterizadas por sus síntomas e incorpora también unas matrices que representan las *diferentes etapas de desarrollo de las enfermedades en cuestión*, sin duda este hecho es otro de los elementos novedosos que introduce el autor a su modelo. Para tomar la decisión sobre el diagnóstico usa una técnica de análisis de “cluster” que utiliza la distancia de Minkowski porque “puede ser fácilmente modificada para incorporar intervalos de severidad relacionados con los signos, síntomas y resultados de laboratorio, así como la ponderación de los atributos-enfermedad” Esogbue (1980). En general, la distancia de Minkowski entre la matriz de información del paciente  $X_n$  y la matriz de información de la enfermedad  $X(j)$  (o de la etapa de desarrollo de la enfermedad  $j$ ) está dada por:

Asimismo, el hecho de calcular la distancia de Minkowski entre dos matrices que contienen información de naturaleza diferente ( $H(j)$  es la caracterización de la enfermedad y  $H_n$  la caracterización del paciente) tiene que realizarse con cautela, pues como se sabe, en ocasiones esta información no coincide.

Las pruebas se hicieron sobre las hipótesis de diagnóstico que tenían los médicos en diez pacientes y los resultados no fueron muy alentadores: 40%.

Con respecto a este modelo es importante resaltar que aunque se incorporó la teoría de conjuntos difusos para representar la información del paciente, así como la de las enfermedades, este esfuerzo se debilita al usar un modelo que supone que el espacio de representación para los signos y síntomas es métrico.

#### 1.3.24. El trabajo de Smets (1981)

Smets (1981) por su parte, propone un modelo que incorpora la teoría de conjuntos difusos para cuantificar la vaguedad en la determinación de los grupos de diagnóstico (enfermedades) y las funciones de creencia (belief) obtenidas con el Teorema de Bayes. Con estas funciones pretende modelar las limitaciones del conocimiento de los médicos, lo cual eventualmente podría hacerse siempre y cuando las difusiones se estuvieran asignando sobre la suposición de una partición de Ruspini y con todas las suposiciones y limitaciones que el modelo Bayesiano tiene. Aunque el modelo de Smets es acertado en calcular el grado de pertenencia  $\mu_A(u)$  de un paciente  $u$  a una enfermedad  $A$  (el grado de presencia de la enfermedad en el paciente), resulta limitada la forma en la que la determina, pues lo hace en función de dos informaciones:  $X(u) = x$  y  $Y(u) = y$  que representan la información del paciente disponible y no disponible, respectivamente. Asimismo estima el grado de creencia para dicho grado de pertenencia mediante una función que calcula la probabilidad de un evento difuso (Smets, 1982) definida como:

$$F_{A|X}(m|x) = \int_y P(\mu_A(u) \leq m | X(u) = x, Y(u) = y) dF_{Y|X}(y|x)$$

En este trabajo el diagnóstico se reduce al procesamiento de dos informaciones relacionadas con el paciente. En cuanto a la disponible  $X(u) = x$ , es de suponerse que la información aquí contenida esté relacionada con los signos y síntomas que éste presenta, así como el resultado de pruebas de laboratorio e incluso antecedentes de su historia clínica. Resulta entonces

## 1.4 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En este capítulo se presentaron algunos trabajos (ver tabla 1.1) que utilizan diferentes enfoques, modelos, herramientas matemáticas para realizar la modelación matemática de problemas relativos al establecimiento de un diagnóstico diferencial o pronóstico médicos. En todos ellos, implícita o explícitamente, el uso de dichos modelos ha sido limitado, destacándose como los hechos más frecuentes:

- ◆ Asumir que el conocimiento, la información o los datos utilizados en la realidad, satisfacen los presupuestos sobre los que se apoyan los modelos matemáticos. Lo cual en algunos casos no se satisface.
- ◆ Tratamiento incorrecto de las variables: codificar variables cualitativas y tratar los códigos como si fueran números, realizando operaciones aritméticas sobre ellos y/o definiendo distancias.
- ◆ Usar una métrica conveniente para el modelo matemático, que permita establecer la semejanza entre los objetos de estudio, independientemente de la naturaleza real del espacio de representación de los mismos. Esto es, que la decisión de emplear una distancia, incluso en el caso de que todas las variables sean cuantitativas (cualitativas), no tiene en cuenta las peculiaridades del problema que se modela.
- ◆ Usar, en general, como regla de inferencia el *modus ponens*, la cual es factible de aplicarse en donde los fenómenos ocurren en el sentido causa-efecto. Sin embargo, en la Medicina no todos los diagnósticos pueden inferirse en esta forma.
- ◆ En la modelación con enfoque difuso, en varios trabajos, como los aquí expuestos, la determinación del diagnóstico se hace sobre la base de la severidad de *un solo síntoma*, es decir; el fenómeno que se va a diagnosticar o pronosticar se considera *univariado* lo cual es, en la gran mayoría de los casos, limitado. Como se sabe, el problema del diagnóstico médico es *multivariado*.
- ◆ Se han elaborado trabajos que se apoyan exclusivamente en la literatura científica sin contar con la presencia activa de un especialista del área.
- ◆ La selección de un enfoque, de un modelo o de una técnica particular, responde muy débilmente a los requerimientos de la información y el conocimiento del problema en cuestión.



- ◆ En general se puede afirmar que un común denominador en todos los trabajos analizados es el ajuste de la realidad al modelo matemático seleccionado.

Los esfuerzos desarrollados en el uso de diferentes herramientas matemáticas en la solución de diversos problemas de diagnóstico o pronóstico médicos, a lo largo de casi 40 años son innegables. Sin embargo, el uso en la práctica profesional de los sistemas desarrollados hasta este momento se ha visto muy limitado. Esto se puede explicar en primer término, por la complejidad del problema relativo al diagnóstico y/o pronóstico médicos. El médico no puede explicar en todos los casos, cómo establece el diagnóstico o pronóstico. La complejidad de la información (subjetividad, variables cualitativas y cuantitativas mezcladas, ausencia de información) a partir de la cual hay que establecer el diagnóstico o pronóstico, es incuestionable. Además, es muy poco confiable una decisión que se apoya en suposiciones que el médico sabe que no se satisfacen. Por ello no es difícil concluir que no es conveniente para el éxito de la introducción de los modelos matemáticos y las técnicas computacionales en la solución de este problema, la adecuación de la realidad al modelo matemático. Esta estrategia es sin duda alguna, inadecuada. Es obvio que se debe partir de la realidad y adecuar y/o construir el modelo matemático que responda a ella. Es el modelo matemático el que debe adecuarse y no la realidad.

Por otro lado no es posible prescindir de un especialista del área para la modelación matemática de uno de estos problemas, ni para la construcción de un sistema automatizado de diagnóstico o pronóstico médicos. Son las peculiaridades de cada uno de estos fenómenos las que determinarán las propiedades que deben satisfacer los entes matemáticos que se empleen para modelar dichos fenómenos.

Con base en las observaciones anteriores y en la experiencia propia, a continuación se presenta una nueva metodología la cual se considera una guía más acertada para la realización de trabajos de modelación de problemas relacionados con el diagnóstico y el pronóstico médicos.

## **CAPÍTULO 2. UNA NUEVA METODOLOGÍA PARA LA MODELACIÓN MATEMÁTICA DE PROBLEMAS DE DIAGNÓSTICO Y PRONÓSTICO MÉDICOS**

### **2.1 CARACTERÍSTICAS DE LA INFORMACIÓN MÉDICA**

Se ha visto que la imprecisión, relacionada con el contenido de los hechos; y la incertidumbre, referida a su veracidad; desempeñan un papel fundamental en el área de la Medicina, lo cual hace que el proceso de toma de decisiones médicas sea una actividad realmente compleja. La incertidumbre asociada en la definición de un diagnóstico o en el proceso de clasificar diferentes conjuntos de síntomas bajo el nombre de una sola enfermedad o determinar la terapia adecuada, tiene que tomarse en cuenta. Asimismo, se sabe que una sola enfermedad puede manifestarse de formas tan diferentes como pacientes la padezcan, así como en la etapa de desarrollo en que se encuentre dicha enfermedad. Un mismo síntoma puede ser un indicativo de varias enfermedades y la presencia de diversas enfermedades simultáneamente en el mismo individuo, puede distorsionar la manifestación de algún síntoma esperado con cualquiera de las enfermedades consideradas. Las mejores y más útiles descripciones de los signos y síntomas asociados con las enfermedades, normalmente se hacen en términos lingüísticos los cuales son difíciles de formalizar. Por otro lado, el conocimiento médico acerca de la relación síntoma-enfermedad constituye una fuente de imprecisión e incertidumbre, por la subjetividad inherente al médico en el proceso de elaborar su diagnóstico; y el conocimiento relacionado con el estado del paciente, evidentemente constituye otra.

El médico generalmente obtiene conocimiento acerca del paciente de la anamnesis, la historia clínica, la exploración física y resultados de otros estudios complementarios. El conocimiento proporcionado por cada uno de estos elementos, puede conllevar un grado de incertidumbre. La historia clínica ofrecida por el paciente puede ser subjetiva, exagerada, subestimada o incompleta. Pueden cometerse errores en la exploración física. La detección y registro de los síntomas y signos de los pacientes varía de acuerdo con la capacidad de observación del médico, además de dar diferentes interpretaciones a los hechos. Los resultados proporcionados por las pruebas de laboratorio, están frecuentemente acotadas por un rango cuyo límite de precisión exacta entre lo normal y lo patológico no es clara. Con respecto a las imágenes

9. Frecuentemente se tiene que trabajar con información incompleta.
10. La toma de decisiones médicas, en muchos casos, no se ajusta a la Lógica Matemática Clásica.
11. El tratamiento de la información es esencialmente cualitativo.

## **2.2 PRINCIPIOS METODOLÓGICOS BÁSICOS**

El objetivo de modelar el problema del diagnóstico y pronóstico médicos, con herramientas de la Matemática, es crear las condiciones óptimas para desarrollar un sistema computacional que apoye de manera eficiente al especialista del área específica, en el establecimiento de las decisiones requeridas. Por ello es necesario considerar:

1. En el proceso de la modelación matemática de problemas relacionados con el diagnóstico y pronóstico médicos interactúan al menos tres modelos:
  - a) El modelo sobre el cual se exponen las peculiaridades del paciente y de las enfermedades en cuestión (*modelo médico*).
  - b) El modelo que formaliza el problema (*modelo matemático*).
  - c) El modelo que rige la realización computacional del sistema resultado del trabajo de interacción de los dos modelos anteriores. El que de alguna manera restringe las posibilidades que teóricamente pudieran alcanzarse con el modelo matemático (*modelo computacional*).

### **2.2.1 Principios metodológicos del modelo médico**

2. El problema se debe formular estrictamente en el lenguaje del médico. Es importante que el especialista exprese sus ideas y conceptos mediante el uso de un lenguaje que domine, porque esto le permite explicar con el rigor científico necesario la esencia de su problema.

6. Es fundamental que el especialista que realiza la modelación matemática, conozca los conceptos fundamentales del problema médico que se va a modelar, así como el especialista del área específica de la Medicina conozca lo que se hará con su conocimiento, sus datos y cómo se transformarán en conclusiones. La falta de información, en un sentido y/o en otro limita la confiabilidad, lo que se reflejará también en la explotación del sistema. Por tanto, es imprescindible evitar el desconocimiento, en aras de enriquecer el conocimiento en todos los sentidos, garantizando así, la incorporación del sistema en la práctica profesional del especialista.

### **2.2.3 Principios metodológicos del modelo computacional**

7. La incorporación de un sistema automatizado en la práctica profesional cotidiana del médico, para apoyarlo en el establecimiento de un diagnóstico o pronóstico, tiene que tener en cuenta las condiciones reales de la misma.

8. El sistema tiene que sujetarse al modelo matemático seleccionado (o elaborado).

9. Es evidente que la calidad de la información obtenida durante el proceso de formulación del problema de diagnóstico o pronóstico es fundamental. De ella dependerá la calidad de la respuesta (información de salida) que genere el sistema.

10. El sistema no sustituye al especialista. Su objetivo fundamental es potenciar sus habilidades en su práctica profesional cotidiana y en sus investigaciones.

11. El sistema tiene que convertirse en una herramienta de trabajo del médico. Debe tener una interfase “amigable”, que permita la interacción con el médico en su lenguaje. Esto es, que su uso sea fácil, que no le genere rechazo al médico, que sea de fácil entendimiento, que el especialista sepa en todo momento qué está haciendo el sistema y por qué.

*Objetivos.* La definición clara y correcta de cuáles son los objetivos que deben alcanzarse para la solución del problema particular. En función de dichos objetivos se establecen criterios que permiten evaluar los resultados del proceso de formalización del problema (segunda etapa), así como los resultados proporcionados por el sistema computacional (cuarta etapa). Además, en dependencia de los objetivos, se tiene la posibilidad de retroalimentarse (quinta etapa) a lo largo de las etapas del desarrollo de la metodología, de tal modo que si es necesario reconsiderar alguna etapa anterior, se tienen los elementos para hacerlo. De hecho, la definición de los objetivos conlleva la especificación de las posibles respuestas, soluciones (diagnósticos, pronósticos, evaluaciones, etc.) que se desean alcanzar. Cabe recordar, en virtud del principio metodológico I(a) enunciado anteriormente, que el trabajo de establecimiento del diagnóstico o pronóstico médicos se hará sobre la base de la existencia de una muestra de casos (objetos) estudiados. Esta muestra estará estructurada en función de los objetivos del problema, es decir, habrá un conjunto de casos (objetos) estudiados para cada una de las posibles soluciones (diagnósticos, pronósticos, evaluaciones, etc.) del mismo. El problema a resolver será establecer las relaciones existentes entre un nuevo caso (objeto no estudiado) y las estructuras dadas en la muestra de casos estudiados. Ejemplos:

- a) El establecimiento del diagnóstico diferencial de bronquiolitis y asma a partir de los síntomas y signos que presenta el paciente.
- b) Evaluación de la calidad de atención proporcionada por un servicio específico en un hospital.
- c) Pronóstico de la rehabilitación de un paciente con fisura de paladar.

*El objeto de estudio.* Es el ente sobre el que se manifiesta el problema que se pretende resolver. En este sentido, es importante comentar que aunque de manera general los problemas relacionados con la Medicina están asociados con los pacientes, el objeto de estudio no necesariamente es el paciente mismo. Ejemplos:

- a) Si se trata de un problema de diagnóstico médico, el objeto de estudio puede ser la *descripción sintomatológica* del paciente;
- b) Si el problema está relacionado con la clasificación de tumores, aunque los tumores se presentan en los individuos, los objetos de estudio son las descripciones de los *tumores* y no los pacientes.

resultan exhaustivos, es decir, existen casos de una enfermedad que no se corresponden con los típicos (son atípicos).

- b) Considere un problema de pronóstico de rehabilitación. De un conjunto de casos que presentaron una situación similar (análoga) al inicio del tratamiento, se escogen aquellos que tuvieron una mejor recuperación, un mejor resultado clínico. Estos casos serán los que regirán las expectativas de rehabilitación, recuperación, de nuevos casos, a partir de establecer la analogía de éstos con algunos de los conjuntos de casos ya estudiados.

*Las relaciones entre las características.* Puede ocurrir que algunas de estas características presenten relaciones no evidentes entre sí. Éstas pueden ser de tipo conceptual, de tipo estadístico y otras de interés. También, pueden existir conjuntos de características con un fuerte valor diagnóstico (pronóstico). Ejemplos:

- a) Considere un problema de labio paladar hendido. La complejidad de la fisura es dependiente de la edad del paciente. No es igual una fisura de 10 milímetros en un paciente de un mes que en uno de 5 años.

*Las fuentes de información.* Es obvio que la recolección de información es fundamental para el proceso de modelación del problema en cuestión, pero sobre todo para garantizar la calidad de las soluciones (principio metodológico 9). La información debe recolectarse de la literatura, del expediente clínico y de los especialistas con quienes se esté trabajando. Sin embargo, hay que tener cautela con la subjetividad que pueda tener la información proporcionada por el experto, pues esto tiene una consecuencia directa en la interpretación y procesamiento de la misma. Una de las formas que puede ayudar a disminuir dicha subjetividad es trabajar con varios especialistas de la misma área. Por otro lado, en casi todas las investigaciones médicas, se adoptan patrones y conceptos de organizaciones internacionales (normas, estándares, etc.) que son resultado de muestreos aleatorios y procesamientos estadísticos, con las correspondientes presuposiciones matemáticas convenientes a las herramientas que se emplean. En este sentido, también hay que tener cuidado en su aplicación, pues eventualmente se puede distorsionar la interpretación de las observaciones, de los datos que se procesan, del conocimiento adquirido, etcétera.

hacerse a través de un *n-uplo*. En el cual cada coordenada representará el valor de una característica dada en dicho objeto.

- b) Pueden usarse otras formas de representación matemática. En el caso de que el objeto sea, por ejemplo, una bioseñal, se puede formar un *alfabeto* con sus partes elementales (primitivas) y establecer la gramática correspondiente a dicho objeto. En función de la situación real concreta, se empleará una u otras formas de representación.

*El concepto de variable.* Las variables representan las características (propiedades, atributos, etc.), de los objetos que se estudian, en términos de las cuales se hace su descripción. Ejemplo:

- a) En el caso de los problemas de diagnóstico, las variables se refieren a cada signo, síntoma, análisis e información complementaria que hay que representar mediante una variable que refleje exactamente las propiedades del objeto, sin aumentar o quitar características.

*Las propiedades de las variables.* Las variables pueden ser de distinta naturaleza: cualitativas o cuantitativas, lo que implica tener conjuntos de valores admisibles diferentes. Ejemplos:

- a) Las variables cualitativas, pueden ser variables booleanas, que indican la presencia o ausencia de alguna propiedad (sexo); finito valentes, para evaluar la presencia de la propiedad en cierto grado (grupos etarios; raza; etc.); lingüísticas [Zadeh, 1975], que expresan en lenguaje natural la evaluación del paciente respecto a su salud (antecedentes familiares, dolor, insomnio, etc.).
- b) Las variables cuantitativas, pueden ser discretas o continuas. Son muy frecuentes para la representación de los signos (temperatura, presión arterial, etc.)

En este punto hay que subrayar que en la práctica médica, es muy frecuente la evaluación cualitativa de las variables cuantitativas. Por ejemplo: 39 grados Celsius se evalúa como temperatura *alta*; 140/240mmHg se evalúa como presión arterial *alta*, etc. Por lo general en un problema real de los que este trabajo se ocupa, lo más frecuente es la aparición simultánea de prácticamente todos estos tipos de variables en la descripción de los objetos sujetos a estudio.

clasificación. Cuando se quiere clasificar un nuevo objeto (paciente), se puede comparar la manifestación de sus síntomas con los objetos de la muestra de aprendizaje, atendiendo a los diferentes testores obtenidos en la matriz de aprendizaje inicial, lo que permite la asignación del objeto en una o varias clases. Esta metodología no restringe el número de rasgos, ni su naturaleza, así como tampoco los criterios de comparación, pues existen herramientas matemáticas que permiten el cálculo de los testores típicos en una MA cuyas variables estén expresadas en cualquier dominio [Jiménez-Jacinto, 1994 y 1995; Lazo-Cortés *et al.* 1995; Ruiz-Shulcloper *et al.* 1994]. Esto significa mayor flexibilidad para el médico en la toma de decisiones acerca del diagnóstico más factible sobre la enfermedad que padece el paciente.

*Espacio de representación.* Las variables que describen a los objetos, como ya se mencionó, pueden ser de distinta naturaleza y cada variable  $x_i$  tiene su dominio de definición  $M_i$ . Los objetos entonces, se describen en un *espacio de representación inicial* (ERI) determinado por el producto cartesiano de los conjuntos  $M_i$ :

$$I(O) = (x_1(O), \dots, x_n(O)) \in (M_1 \times \dots \times M_n) \quad (2.1)$$

donde  $I(O)$  es la descripción del objeto  $O$  en términos de las variables  $x_i$ ,  $i=1, \dots, n$ .

$x_i(O)$  es el valor que toma la variable  $x_i$  en el objeto  $O$ .

Es importante mencionar que sobre el ERI no se supone ninguna estructura algebraica o topológica. Es decir, sobre  $M_i$  no se suponen definidas *a priori* ninguna distancia u operación algebraica o lógica. Lo cual no significa que puedan estar presentes en dicho espacio de representación. Eventualmente se pueden considerar funciones sobre  $M_i$  (sobre el ERI) que no cumplen con las propiedades de una distancia. Se pueden considerar funciones asimétricas [Sato, 1994; Sato, *et al.* 1995] o funciones simétricas no redundantes [Monskalienskii, 1984; Monskalienskii, *et al.* 1984] entre otras; funciones simétricas que no cumplen con la desigualdad del triángulo [Ruiz-Shulcloper y Lazo-Cortés, 1998; Alba-Cabrera y Lazo-Cortés, 1998].

***El resultado del proceso de formalización de un problema real de un área particular del conocimiento, puede generar un espacio de representación no estudiado desde el punto de vista matemático, lo cual no es razón suficiente para forzar al especialista a modificar su formulación del problema, para que pueda hacerse la representación de los objetos en un espacio “conveniente” (conocido).***



### 2.3.3 ETAPA 3: Selección del modo de solución del problema

Uno de los problemas más delicados en esta etapa es la determinación del modelo matemático en el que será procesada la información y dentro de él, las herramientas (algoritmos) específicas para una solución eficiente.

*El proceso de formalización restringe en muchas ocasiones el área de búsqueda de las técnicas de solución. Esto se explica por el hecho que de la etapa de formalización ya se conocen los tipos de variables que intervienen en el problema y sus respectivos dominios de definición; los criterios de comparación de valores de cada variable; la función que formaliza el concepto de analogía (función de semejanza) entre descripciones (totales o parciales) de los objetos; las clases y sus relaciones conjuntuales. Es sobre la base de estas informaciones que el especialista vinculado con el área de la Matemática debe hallar, o en su defecto desarrollar, el modelo, las herramientas matemáticas adecuadas, es decir, herramientas cuyos presupuestos no violenten la formalización anteriormente realizada (principio metodológico 4).*

En esta etapa el papel fundamental lo desempeña el análisis de la matriz de aprendizaje, los criterios de analogía y los tipos de variables. Por ejemplo, si las clases son no disjuntas (lo que puede indicar que un cuadro sintomatológico puede asociarse a más de una enfermedad), no es posible emplear un modelo en el que se asuma una partición del conjunto de clases. Si se consideran variables del tipo cuantitativo (presión arterial, frecuencia cardíaca, etc.) junto con variables de tipo cualitativo (raza, zona geográfica, el dolor, etc.), el modelo que se seleccione no puede asumir la presencia exclusiva de uno de esos tipos de variables.

Por otro lado, las herramientas matemáticas (en particular, los algoritmos de clasificación) se pueden agrupar en *enfoques y modelos (familias) de algoritmos*. En Reconocimiento de Patrones se pueden mencionar el enfoque estadístico [Fukunaga, 1990]; el enfoque sintáctico estructural [Fu, 1974]; las redes neuronales [Pao, 1989]; el enfoque lógico combinatorio [Ruiz-Shulcloper *et al.* 1995; Ruiz-Shulcloper y Lazo-Cortés, 1998]. Cada uno de éstos se caracteriza por imponer un conjunto de presupuestos sobre los elementos que intervienen en el planteamiento del problema a resolver. En cada enfoque existe una gran cantidad de algoritmos de clasificación, que de hecho constituyen una de sus líneas de investigación.

$M_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots\} \cup \{*\}$  donde \* denota *ausencia de información*. La descripción de cada objeto (paciente), está representada como una secuencia finita de valores asignados a cada variable:  $I(P_j) = (s_i(j), \dots, s_n(j))$ , donde  $s_i(j) \in M_i$  y es el valor que toma la variable  $s_i$  en el paciente  $P_j$ . Asimismo, los objetos  $P_j \in \mathbf{P}$ ,  $j=1, \dots, m$  se encuentran agrupados en un conjunto finito de clases (diagnósticos, enfermedades)  $\mathbf{E} = \{E_1, \dots, E_c\}$  que pueden ser duras o difusas, disjuntas o no disjuntas, dependiendo del problema que se esté abordando. Como se mencionó anteriormente, esta información sobre las clases se conoce como información de entrenamiento y se puede representar en forma de una tabla llamada matriz de aprendizaje (MA) (Valev and Zhuravlev, 1991), denotándose como  $MA_{mmc}$  y está compuesta por  $m$  objetos,  $n$  variables y  $c$  clases. En problema a resolver consiste en : dado un nuevo paciente  $P$ , del cual se conoce su descripción  $I(P)$ , asociarlo a una (o varias) de las clases (enfermedades). Para resolver dicho problema, se define un conjunto  $C = \{C_1, \dots, C_n\}$  de funciones llamadas *criterios de comparación* para cada rasgo  $S_i \in \mathbf{S}$  tales que:

$$C_i: M_i \times M_i \rightarrow \Delta_i \quad ; \quad i=1, \dots, n \quad (2.2)$$

donde  $\Delta_i$  es de cualquier naturaleza y es un conjunto ordenado de valores que puede ser finito o infinito (Lazo-Cortés, *et al.*1995). Las características que pueda tener cada uno de los criterios  $C_i$  dependerán de la modelación del problema en cuestión. Sin embargo, es importante notar que cada uno de ellos se diseña en forma individual de acuerdo a la naturaleza e interpretación de la variable  $S_i$  considerada, por lo que el conjunto  $C$  permite el tratamiento diferenciado, no uniforme de las distintas variables en términos de las cuales los objetos están descritos, además de admitir la posibilidad de que en las descripciones de los objetos eventualmente haya desconocimiento del valor para algunas variables. Es importante destacar que los criterios de comparación se diseñan junto con el experto, de tal forma que se sigue incorporando el conocimiento y la experiencia de éste.

La analogía entre dos objetos se formaliza mediante el concepto de *función de semejanza*, la cual se construye a partir de los criterios de comparación generados para cada variable. Una función de semejanza es aquella que permite evaluar la similitud (parecido) entre dos objetos diferentes, es decir, entre sus descripciones.

*Algoritmos de clasificación.* Como ya se mencionó, los expertos en muchos problemas trabajan sobre la base de *analogías*. Las analogías parciales pueden interpretarse como tener un “punto de vista” particular en el que se ignoran ciertas variables; esto significa en términos matemáticos, hacer una restricción (proyección) del espacio de representación. Los modelos de algoritmos que aquí se proponen para la solución de los problemas de clasificación en las ciencias poco formalizadas (como es el caso de la Medicina) se fundamentan en las *precedencias parciales*. Éstos permiten el análisis de la semejanza entre los objetos de estudio por partes y posteriormente sobre la base de ellas, hacer un análisis global para tomar una decisión final.

Dentro del enfoque lógico-combinatorio, se han desarrollado diversos algoritmos basados en precedencias parciales, para resolver problemas de clasificación supervisada, tales como los de votación, KORA- $\Omega$  y conjunto de representantes (ver anexo 1), entre otros; que hacen uso también de los testores típicos. Estos algoritmos en términos generales, clasifican a los objetos comparando su descripción y determinando su semejanza a partir de los testores obtenidos en TA, generando algunos criterios para decidir a qué clase (o clases) pertenece el objeto en consideración. Para el caso de problemas de clasificación no supervisada también se han desarrollado una serie de algoritmos, tales como CLASS, Holotipo [Ruiz-Shulcloper, 1992] y TAXDIF [Ruiz-Shulcloper and Montellano-Ballesteros, 1995] entre otros.

#### **2.3.4 ETAPA 4: Solución del problema matemático**

Tomando como base el problema formalizado (etapa 2) y el algoritmo que se va a utilizar (etapa 3), se procede a la elaboración (empleo) del sistema computacional y se obtiene la solución del problema. Como ya se mencionó, dicho sistema debe responder a la modelación matemática realizada y a las condiciones específicas de la práctica profesional donde será empleado.

Entre otros aspectos es necesario detectar errores cometidos en la construcción de MA, analizar la calidad de los datos y su variabilidad en orden de detectar objetos anómalos (atípicos), valorar la necesidad de algún cambio de escala o de codificación.

En el proceso de la modelación de problemas en Medicina que nos ocupan, interactúan al menos tres modelos: el médico, el matemático y el computacional. Como consecuencia directa de este hecho, la modelación matemática de dichos problemas, sólo puede acometerse con un equipo multidisciplinario integrado por especialistas relacionados con dichas áreas. En este sentido, la metodología propuesta además de conjuntar dichos modelos, tiene como objetivo principal sujetarse a la realidad.

El resultado del proceso de formalización en la realidad en el área de la Medicina, genera un espacio de representación inicial (ERI) determinado por el producto cartesiano de los conjuntos de los valores admisibles de las variables. La determinación del ERI resulta un requisito en la definición de los criterios de comparación para los valores de una variable y la definición de una función de semejanza. *La definición incorrecta del ERI puede invalidar la solución al problema considerado.* Otros aspectos importantes de la metodología propuesta, son la definición clara de los objetivos, de los criterios para la evaluación de los resultados, así como la importancia relativa de las variables. El enfoque lógico-combinatorio proporciona herramientas matemáticas que pueden ayudar en la realización práctica de dicha metodología, para la modelación matemática de problemas relacionados con la toma de decisiones médicas de manera natural, sin tener que forzar la realidad.

De estas conclusiones metodológicas también se deriva que una aplicación consecuente de estos principios nos pueden llevar a una situación de no-existencia de las herramientas matemáticas idóneas para la solución *metodológicamente correcta* del problema. Es por ello que en muchos casos concretos la aplicación de la metodología propuesta implicará el desarrollo de nuevos conceptos y técnicas en la Teoría Matemática del Reconocimiento de Patrones. Un ejemplo de esta situación lo constituye el siguiente capítulo.

## CAPITULO 3. HERRAMIENTAS MATEMATICAS

Como se demostró en el capítulo 1, son innegables los esfuerzos desarrollados en el uso de diferentes herramientas de la Matemática en la solución de diversos problemas relacionados con el diagnóstico o pronóstico médicos a lo largo de casi 40 años. Sin embargo, el uso en la práctica médica de los sistemas desarrollados hasta este momento se ha visto muy limitado, básicamente porque la aplicación del modelo matemático seleccionado, se hace de manera incorrecta. Se puede observar que las violaciones metodológicas citadas en el capítulo 1, entre otros factores, lastran la efectividad y sobre todo, la introducción de los sistemas automatizados de ayuda al diagnóstico clínico en la práctica profesional de los médicos. Estos hechos evidentemente generan la necesidad de desarrollar un método para la modelación de dichos problemas.

En el capítulo 2 se desarrolló un nuevo método para la modelación de problemas relacionados con el diagnóstico y pronóstico médicos. En este sentido, es importante decir que aunque no se resuelven *todos* los problemas o deficiencias presentes en la modelación matemática hecha hasta ahora, sí se resuelven algunos elementos metodológicos fundamentales. De este modo es importante demostrar la utilidad de la método propuesto, lo cual se hará a través del modelo presentado por Heathfield, *et al.*(1993), donde se mostrarán las deficiencias de su trabajo y la solución de éstas mediante la nueva metodología.

Asimismo, como se mencionó en el capítulo 2, cuando las herramientas matemáticas no son suficientes o adecuadas para la solución del problema modelado en cuestión se sugiere la creación de una herramienta metodológicamente idónea. En este sentido se encontraron algunos casos en diferentes zonas de la Medicina de un problema que aquí se ha denominado *tratamiento de variables n-dimensionales*.

### 3.1 ANALISIS DEL MODELO DE HEATHFIELD

Heathfield *et al.*(1993) aborda el problema del diagnóstico histopatológico de enfermedades de mama. En este trabajo se hace la descripción de cinco enfermedades en términos de cinco variables que representan características histopatológicas asociadas a través de una matriz llamada tabla de decisión, en la cual el problema del diagnóstico se reduce a encontrar el mínimo cubrimiento de síntomas para las enfermedades consideradas en dicha matriz.

Como se verá más adelante, este trabajo se reduce a un caso particular de aplicación del

decisión que asocia a los síntomas ( $F_i$ ) con las diferentes enfermedades ( $P_j$ ) (ver tabla 3.1), expresando la presencia o la ausencia de los síntomas en términos de 0's y 1's.

Para Heathfield el símbolo “?” significa: *entrada desconocida*, lo cual implica que no se tiene información acerca de si el signo se manifiesta o no en una enfermedad determinada.

		Enfermedades				
		<b>P<sub>1</sub></b>	<b>P<sub>2</sub></b>	<b>P<sub>3</sub></b>	<b>P<sub>4</sub></b>	<b>P<sub>5</sub></b>
Pruebas	<b>F<sub>1</sub></b>	N	A	A	A	N
	<b>F<sub>2</sub></b>	A	M	N	A	?
	<b>F<sub>3</sub></b>	?	A	L	A	N
	<b>F<sub>4</sub></b>	N	A	N	A	A
	<b>F<sub>5</sub></b>	?	A	N	A	A

Tabla 3.1 Tabla de decisión presentada por Heathfield.

**3.1.1.1 Tratamiento booleano de las variables.** La transformación de esta matriz a una matriz booleana la hace de la siguiente manera: como se mencionó los símbolos A y N representan conocimiento definitivo, por tal razón éstos se sustituyen por 1's y 0's respectivamente. Las demás entradas de la matriz (H, M, L) como representan diferentes niveles de incertidumbre en el conocimiento, las sustituye por el símbolo ?, de tal forma que la nueva matriz transformada queda como se muestra en la tabla 3.2.

		Enfermedades				
		<b>P1</b>	<b>P2</b>	<b>P3</b>	<b>P4</b>	<b>P5</b>
Pruebas	<b>F1</b>	0	1	1	1	0
	<b>F2</b>	1	?	0	1	?
	<b>F3</b>	?	1	?	1	0
	<b>F4</b>	0	1	0	1	1
	<b>F5</b>	?	1	0	1	1

Tabla 3.2. Booleanización de la tabla 3.1.

cual es falso; por lo tanto se puede concluir que aún cuando se consideren todas las entradas de la matriz en el proceso de la transformación a matriz booleana, sigue existiendo pérdida de información. El uso de estos criterios en la traducción de las variables se entiende, ya que la metodología de Heathfield sólo permite valores booleanos.

**3.1.1.2 Tratamiento k-valente de las variables.** El hecho de que en la traducción de las variables a valores booleanos eventualmente exista una pérdida de información, sugiere cierto riesgo en la toma de decisiones. Por tal razón y con el objetivo de rescatar dicha información, se propone en este trabajo, que el tratamiento de las variables sea k-valente, lo cual implica asignar valores que estén en el conjunto  $\{0, 1, \dots, k-1\}$ , permitiendo la gradación necesaria de la manifestación del signo y/o síntoma. Por ejemplo, en la representación del conocimiento que hace Heathfield, en lugar de asignar ceros y unos solamente, sería posible una asignación más amplia (como la mostrada en la tabla 3.4) a las variables propuestas. En donde la ausencia del signo equivaldría a cero (como en el caso booleano), pero la presencia certera de él valdría 4, además de poder seguir usando el símbolo ? para la ausencia de información.

variable	asignación k-valente
A	4
H	3
M	2
L	1
N	0
?	?

Tabla 3.4. Un ejemplo de asignación k-valente a la variable

Expresar el conocimiento en términos de variables k-valentes, genera una matriz equivalente a la de la tabla 3.2 pero con un rango más amplio de asignaciones, y el problema en todo caso sería cómo saber si la manifestación de un mismo signo con valores diferentes es semejante o no (asumiendo un tratamiento booleano para la información k-valente), es decir, cómo hacer la comparación entre valores distintos de una misma variable. Este problema se resuelve a través de la función criterio de comparación  $C_i$  introducida en el capítulo 2 (ver expresión 2.2), cuyo

corresponden a las enfermedades (que a su vez representan cada una de las clases) y las variables, igual que en el caso anterior, son los signos y/o síntomas que las caracterizan.

**3.1.2.1 Algoritmo.** En este epígrafe se expone el algoritmo en el que se basa el método extendido, mostrando que el algoritmo de Heathfield, que es una mejora a la técnica de cubierta mínima descrita por Reggia *et al.* (1985), es insuficiente. De hecho, se reduce al cálculo de un testor típico con el cual Heathfield establece el diagnóstico mediante la coincidencia de los síntomas del paciente con los valores que aparecen en dicho testor.

Partiendo de que MA es la traspuesta de la tabla de decisión, se tiene que  $O_i$  corresponde a una enfermedad,  $x$  es un síntoma (o signo) asociado a la enfermedad y  $x(O_i)$  es el valor que toma el síntoma  $x$  en la enfermedad  $O_i$ , donde, además, cada clase se compone de la descripción correspondiente a la enfermedad  $O_i$ .

Sea  $E(x)$  el conjunto de todos los pares de descripciones de enfermedades distintas, que son semejantes en el síntoma  $x$  definido de la siguiente manera:

$$\text{Sea } E(x) = \left\{ (O_p, O_q) \mid O_p \in K_i \wedge O_q \in K_j \wedge i \neq j \wedge C(x(O_p), x(O_q)) = 1 \right\} \quad (3.1)$$

donde  $C$  es un criterio de comparación booleano de *semejanza* para el síntoma  $x$ .

$$\text{Si, además, se define: } E'(x) = \bigcup_{i,j=1,\dots,c} (K_i \times K_j) - E(x) \quad (3.2)$$

como el conjunto de pares de descripciones de enfermedades que se distinguen mediante el síntoma  $x$ , es decir, el valor de  $x$  es diferente para cada enfermedad (diferentes clases). Es necesario entonces, calcular  $E'(x_i)$  para  $i = 1, \dots, n$  y determinar el conjunto de todos los rasgos capaces de diferenciar entre cada par de enfermedades, de manera que si se tiene cada uno de los conjuntos  $E'(x_1), \dots, E'(x_n)$  entonces:

$$\text{Sea } x(K_{ij}) = \left\{ x \mid O_p \in K_i \wedge O_q \in K_j \wedge (O_p, O_q) \in E'(x) \right\} \quad (3.3)$$

el conjunto de todos los síntomas que distinguen entre las descripciones de las enfermedades de la clase  $K_i$  y  $K_j$ , lo cual corresponde en el trabajo de Heathfield, a la determinación del conjunto  $e_{pq}$  que contiene los rasgos que distinguen entre las dos enfermedades  $P_p$  y  $P_q$ , a los cuales les corresponde un valor diferente para cada enfermedad.



diferentes enfermedades deben tener manifestaciones diferentes en todos los signos y/o síntomas que presenten, lo cual no necesariamente es cierto, ya que hay enfermedades caracterizadas por signos y/o síntomas similares.

Por lo anterior, si el número de elementos agrupados en una clase  $K_i$  es mayor que uno (lo que significa hacer la caracterización en el paciente), realmente lo que interesa es poder discriminar entre todas las descripciones agrupadas en diferentes clases y la interpretación válida para este caso es la d), ya que no importa por cuántos rasgos se diferencien los objetos de una clase con la otra, siempre y cuando exista al menos un rasgo que los distinga.

**2) El número de objetos agrupados en cada clase es igual a uno ( $|K_i|=1$ ) para  $i = 1, \dots, c$**

Determinar el conjunto  $x(K_{ij})$  cuando la cardinalidad de  $K_i$  es igual a uno (el caso que contempla Heathfield), significa que cada una de las clases está formada por una sola descripción, lo cual reduce a dos las interpretaciones, pues se puede ver que a) = c) y b) = d); y en este caso, al igual que el anterior, la interpretación correcta también es la b) = d).

Retomando el algoritmo presentado por Heathfield y expresando el cubrimiento total E de la matriz en términos del enfoque aquí mostrado, éste queda definido de la siguiente manera:

$$Q(MA) = \{x(K_{ij}) \mid x(K_{ij}) \neq \emptyset\} \quad (3.4)$$

A cada rasgo  $x_i$  se le puede hacer corresponder un subconjunto de  $Q(MA)$  que indica qué pares de enfermedades distingue:

$$x_i \rightarrow \{x(K_{ij}) \in Q(MA) \mid x_i \in x(K_{ij})\} \quad \forall i \neq j = 1, \dots, l \quad (3.5)$$

donde  $x(K_{ij})$  representa de manera implícita una pareja de descripciones de enfermedades tales que

$$O_p \in K_i \wedge O_q \in K_j$$

Como puede verse en la figura 3.1, las descripciones en cada clase son diferentes en cada combinación de síntomas que representa un testor. No existe ningún renglón igual en cada una de estas matrices, salvo en los renglones correspondientes a  $P_2$  y  $P_4$  donde la descripción de estas enfermedades se confunde. De tal forma que cada una de estas combinaciones de síntomas es *igualmente discriminante* entre las enfermedades  $P_1, P_3, P_5$  y  $(P_2, P_4)$ .

$$\tau_1 = \begin{array}{c} \mathbf{F}_1 \quad \mathbf{F}_4 \\ \left| \begin{array}{cc} 0 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{array} \right| \end{array} \quad \tau_2 = \begin{array}{c} \mathbf{F}_2 \quad \mathbf{F}_4 \\ \left| \begin{array}{cc} 1 & 0 \\ ? & 1 \\ 0 & 0 \\ 1 & 1 \\ ? & 1 \end{array} \right| \end{array} \begin{array}{l} \mathbf{P}_1 \\ \mathbf{P}_2 \\ \mathbf{P}_3 \\ \mathbf{P}_4 \\ \mathbf{P}_5 \end{array}$$

Figura 3.1. Testores típicos correspondientes a la matriz del ejemplo 1.

De igual forma, si se considera nuevamente la tabla de decisión de Heathfield (tabla 3.1) traspuesta y haciendo el tratamiento de las variables en forma k-valente (tabla 3.4), se obtiene una matriz como la mostrada en la tabla 3.6. Si a ésta también se le aplicara cualquier algoritmo para el cálculo de todos los testores típicos (como en el caso anterior) se obtiene que el conjunto de testores típicos es:  $\tau = \{ (\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \mathbf{F}_4), (\mathbf{F}_2, \mathbf{F}_3, \mathbf{F}_4) \}$ .

		Síntomas				
		$\mathbf{F}_1$	$\mathbf{F}_2$	$\mathbf{F}_3$	$\mathbf{F}_4$	$\mathbf{F}_5$
Enfermedad	$\mathbf{P}_1$	0	4	?	0	?
	$\mathbf{P}_2$	4	2	4	4	4
	$\mathbf{P}_3$	4	0	1	0	0
	$\mathbf{P}_4$	4	4	4	4	4
	$\mathbf{P}_5$	0	?	0	1	4

Tabla 3.6 Tratamiento k-valente de la tabla de decisión (Heathfield) traspuesta

El cálculo de los testores típicos por su parte, proporciona todas las combinaciones posibles de variables que son igualmente discriminantes entre las diferentes clases, de tal forma que cuando se quiere clasificar un nuevo objeto se compara la manifestación de sus signos y/o síntomas contra los diferentes testores obtenidos, lo cual permite la asignación del objeto en una o varias clases. En este sentido, la Metodología no acota las variables a un sólo número y/o combinación, lo que significa mayor potencialidad para el médico en la toma de decisión sobre la enfermedad más factible que está padeciendo el paciente. Por ejemplo, para el caso booleano el paciente puede presentar dos combinaciones distintas con dos síntomas, que dependiendo de la manifestación de cada uno de éstos se le asigna el diagnóstico correspondiente. Retomando el ejemplo anterior, si los valores para los síntomas fueran  $F_1 = 0$  y  $F_4 = 0$ , tomando en cuenta los testores típicos calculado (figura 3.1), la enfermedad cuya descripción corresponde a dichos valores es  $P_1$ . Si los valores fueran  $F_1 = 0$ ,  $F_4 = 1$ , entonces el diagnóstico corresponde a  $P_5$ . Es decir, aunque los valores asignados a los síntomas cambie, siempre se tiene la posibilidad de hacer el diagnóstico. Por otro lado, si los síntomas que se presentaran no fueran  $F_1$  y  $F_4$ , sino  $F_2$  y  $F_4$ , también sería factible hacer el diagnóstico: si  $F_2 = 1$ ,  $F_4 = 0$ , el diagnóstico corresponde a  $P_1$ ; si  $F_2 = 0$ ,  $F_4 = 0$ , el diagnóstico es  $P_3$ ; y si  $F_2 = ?$  (cualquier valor),  $F_4 = 1$  entonces la enfermedad es  $P_5$ . En el caso del tratamiento k-valente se pueden presentar dos combinaciones de tres síntomas cada una, que de igual manera que en el caso booleano, dependiendo de los valores que tomen cada uno de los síntomas, corresponderán a un diagnóstico particular. En este caso, además, sí se puede hacer la discriminación entre las enfermedades  $P_2$  y  $P_4$ , cuyas descripciones en el tratamiento booleano se confundían. Esta herramienta evidentemente es mucho más poderosa que la expuesta por Heathfield, pues como ya se ha mencionado, proporciona mucho mayor información acerca de la caracterización de las enfermedades (o pacientes), lo que se traduce en mayor potencialidad para el especialista.

Haciendo uso de los testores típicos calculados se han desarrollado diversos algoritmos para resolver problemas de clasificación con aprendizaje dentro del enfoque lógico-combinatorio, tales como los que ya se han mencionado: los de votación [Ruiz-Shulcloper, 1986], los tipo KORA [De la Vega, 1994] y los de Conjuntos de Representantes [Baskakova *et al.* 1981; Carrasco, 1994], que en términos generales clasifican a los objetos en función de su descripción y semejanza con los objetos agrupados dentro de las diferentes clases.

## 3.2 TRATAMIENTO DE LAS VARIABLES N-DIMENSIONALES

### 3.2.1 Descripción del problema clínico

Normalmente el médico valora signos y síntomas presentes en el paciente y en algunos casos se ha observado que, se valoran signos cuyo valor final se asocia con otros elementos. Algunos ejemplos son:

- a) En el diagnóstico de asma, el médico evalúa un parámetro denominado *Calificación de Silverman*, cuyo valor final depende de la evaluación de otros cinco parámetros: aleteo nasal, tiros intercostales, quejido, disociación toraco-abdominal y retracción xyfoidea.
- b) En el caso de la clasificación de lesiones de paladar hendido, el médico tiene que valorar la influencia de las *fistulas palatinas* que está en función de la ubicación, el tamaño y la dimensión que tenga dicha fistula.
- c) Otro ejemplo se da en el diagnóstico precoz de peso natal con peligro para la vida en gestantes antes de la semana 14. Dentro de las variables que afectan el embarazo está en primer término si la madre fue medicada; y de ser afirmativo se valora con qué medicamento y en qué dosis. Esto es, el hecho de si el suministro de medicamentos afecta a la madre o no, depende de los factores antes mencionados.

Como puede observarse, existen signos y/o síntomas que dependen de otros de carácter secundario, lo cual hace necesario el análisis por separado de estos elementos internos; saber cómo afecta cada uno de los parámetros asociados y de qué manera influyen en la valoración final del médico. Las variables que tienen esta estructura se denominarán *variables n-dimensionales* y adquieren su valor global en función de los valores que tomen cada una de sus *variables-componente*. Es clara entonces la necesidad de desarrollar herramientas de Reconocimiento de Patrones que puedan manejar dichas variables n-dimensionales.

Sea  $S = \{s_1, \dots, s_n\}$  donde existe  $\bar{s}_j = \{s_{j_1}, \dots, s_{j_r}\}$  y  $M_{j_i}$  el conjunto de valores admisibles de las variables-componente  $s_{j_i}$  donde  $i = 1, \dots, r$  y  $j = 1, \dots, n$ .

**Definición 3.1** Sea  $\left| MAUX_{\ell}^j \right|_{m \times r}$  la *matriz auxiliar*  $m \times r$  para el análisis de la variable  $n$ -dimensional  $\bar{s}_j \in S$  compuesta por  $\ell$  clases  $Q_1, \dots, Q_{\ell}$ , donde los renglones ( $m$ ) corresponden a las descripciones de los objetos (pacientes) en términos de las variables-componente y las columnas ( $r$ ) muestran todos los valores que toma la variable-componente correspondiente en la muestra  $P$ . Es decir;  $MAUX = \{\bar{s}_j(O_1), \dots, \bar{s}_j(O_m)\}$  donde  $\bar{s}_j = (s_{j_1}(O_i), \dots, s_{j_r}(O_i))$ ,  $i = 1, \dots, m$ . (ver tabla 3.7).

		componentes de $\bar{s}_j$		
		$s_{j_1}$	$\dots$	$s_{j_r}$
$Q_1$	$O_1$	$\gamma_{1j_1}$	$\dots$	$\gamma_{1j_r}$
	$O_h$	$\gamma_{hj_1}$	$\dots$	$\gamma_{hj_r}$
$Q_{\ell}$	$O_k$	$\gamma_{kj_1}$	$\dots$	$\gamma_{kj_r}$
	$O_m$	$\gamma_{mj_1}$	$\dots$	$\gamma_{mj_r}$

Tabla 3.7 Matriz auxiliar MAUX construida con las componentes de la variable  $n$ -dimensional  $\bar{s}_j$  donde  $\gamma_{p j_i} \in M_{j_i}$

La relación  $R_{C_j}$  genera una estructuración en el dominio de la variable  $M_j$  que se

denotará como  $M_j \Big|_{R_{C_j}} = \{Q_t\}_{t=1, \dots}$  y se define de la siguiente manera:

$\forall t \quad \forall x, y, z \in Q_t$

- a)  $(x, x) \in R_{C_j}$
- b)  $(x, y) \in R_{C_j} \rightarrow (y, x) \in R_{C_j}$
- c)  $(x, y) \in R_{C_j} \wedge (y, z) \in R_{C_j} \rightarrow (x, z) \in R_{C_j}$
- d)  $\neg \exists Q'_t : Q_t \subset Q'_t$  y que en  $Q'_t$  se satisfagan a), b), y c).

Estas condiciones establecen que los  $Q_t$  son los subconjuntos máximos de  $M_j$  y sobre los cuales la relación  $R_{C_j}$  (restringida) es reflexiva, simétrica y transitiva.

Las propiedades de  $R_{C_j}$  están en función de las características de  $C_j$ . Es decir,  $R_{C_j}$  puede generar en  $M_j$  distintas particiones o cubrimientos (difusas de Ruspini,  $\beta_0$ -particiones, etc.). Los conjuntos  $Q_t$  que conforman la estructuración de  $M_j$  son las “clases” para la construcción de MAUX.

### 3.2.4.2 Método de construcción de MAUX a partir de $R_{C_j}$

1. Calcular la relación  $R_x$  para cada uno de los valores de la variable  $x_i$  en  $M_j$ , que se genera en función del criterio de comparación.
2. Calcular la relación  $R_{C_j}$
3. Calcular la estructuración generada en el dominio de la variable  $M_j \Big|_{R_{C_j}}$
4. Contruir MAUX a partir de los conjuntos de  $M_j \Big|_{R_{C_j}}$

Algunos ejemplos de la relación que puede inducir el criterio de comparación se muestran a continuación junto con la aplicación del método para la construcción de MAUX:

clases	componentes de $\bar{s}_j$		
	$s_{j1}$	$\dots$	$s_{js}$
$\bar{s}_j = 0$	$\gamma_{1j_1}$	$\dots$	$\gamma_{1j_s}$
$\bar{s}_j = 1$			
$\bar{s}_j = 2$			
$\bar{s}_j = 3$	$\gamma_{kj_1}$	$\dots$	$\gamma_{kj_s}$

Tabla 3.9 Conformación de MAUX con cuatro clases

*Ejemplo 2.* Sea  $C_j$  el siguiente criterio de comparación booleano:

$$C_j(x, y) = \begin{cases} 1 & x, y \in \{0,1\} \vee x, y \in \{2,3\} \\ 0 & \text{e. o. c.} \end{cases}$$

1. Construir  $R_x$ :

$$R_0 = \{(0, 0), (0, 1)\}, R_1 = \{(1, 0), (1, 1)\}, R_2 = \{(2, 2), (2, 3)\}, R_3 = \{(3, 2), (3, 3)\}$$

2. Construir  $R_{C_j}$ :  $R_{C_j} = \{(0, 0), (0, 1), (1, 0), (1, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 2), (3, 3)\}$

3.  $M_j|_{R_{C_j}} = \{\{0, 1\}, \{2, 3\}\}$ . En este caso, también se genera una relación de equivalencia y por tanto una partición.

4. MAUX queda conformada por dos clases:

Clase (0, 1): En donde se ubican las descripciones cuyo valor global  $\bar{s}_j = \{0, 1\}$

Clase (2, 3): En donde se ubican las descripciones cuyo valor global sea  $\bar{s}_j = \{2, 3\}$

2. Construir  $R_{C_j}$ :  $R_{C_j} = \{(0, 0), (0, 1), (0, 2), (0, 3), (1, 0), (1, 1), (1, 2), (1, 3), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (2, 3), (3, 0), (3, 1), (3, 2), (3, 3)\}$

3.  $M_j \Big|_{R_{C_j}} = \{0, 1, 2, 3\}$ . En este caso también se genera una relación de equivalencia y por lo tanto una partición en el dominio de la variable.

4. MAUX queda conformada por una sola clase donde se incorporan todas las descripciones.

**Definición 3.3.** Sea  $C_j: M_j \times M_j \rightarrow \Delta_j \subseteq [0,1]$ . Suponga que la comparación de valores de las variables, cualesquiera que éstos sean, se hace en términos de la semejanza (o excluyentemente en términos de la diferencia), de tal modo que:

- a) Si  $\Delta_j = \{0,1\}$ , significa que los valores que se están comparando son diferentes, para el caso del cero; o semejantes, para el caso del uno.
- b) Si  $\Delta_j = [0,1]$ , el uno representa el máximo de semejanza y el cero el mínimo; cualquier valor intermedio expresa un cierto *grado* de semejanza, una evaluación de ésta entre los valores de la variable que se están comparando.
- c) Si el criterio de comparación es finito valente, es decir:  $\Delta_j = \{0,1,2, \dots, k\}$ , no es difícil transformar  $\Delta_j$ :  $\Delta_j = \left\{0, \frac{1}{k}, \frac{2}{k}, \dots, \frac{k-1}{k}, 1\right\}$  obviamente es un subconjunto del intervalo  $[0,1]$ . Luego en este caso, también los valores intermedios en  $\Delta_j$  expresan un cierto *grado* de semejanza (diferencia) entre los valores de la variable en cuestión.



**3.2.4.3 Método de construcción de MAUX a partir de  $R_{C_j}$ .** En este caso, el método para la construcción de la matriz auxiliar MAUX es igual al descrito anteriormente, sólo que se hace a partir de la relación  $\tilde{R}_{C_j}$ :

1. Calcular la relación  $\tilde{R}_x$  para cada una de las variables en  $M_j$ , que se genera en función del criterio de comparación.
2. Calcular la relación  $\tilde{R}_{C_j}$
3. Calcular la estructuración generada en el dominio de la variable  $M'_j = M_j \Big|_{\tilde{R}_{C_j}}$
4. Contruir MAUX a partir de los conjuntos de  $M'_j$ .

En este caso hay que observar que todas las descripciones de los objetos en términos de las variables-componente, pertenecerán a todos los agrupamientos (clases) pero no necesariamente con el mismo grado.

*Ejemplo.* Sea  $M_j = \{0, 1, 2, 3, 4\}$  el dominio de la variable n-dimensional  $\bar{x}_j$  y  $C_j$  su criterio de comparación definido por:

$$C_j(x, y) = \begin{cases} 2 & \text{si } |x - y| < 2 \\ 1 & \text{si } |x - y| = 2 \\ 0 & \text{si } |x - y| > 2 \end{cases}$$

Primero hay que hacer la transformación de  $\Delta_j = \{0,1,2\} \rightarrow \Delta'_j \subseteq [0,1]; \Delta'_j = \left\{0, \frac{1}{2}, \frac{2}{2}\right\}$

finalmente:  $\Delta_j = \{0,0.5,1\}$

Siguiendo el *método de construcción de MAUX a partir de  $\tilde{R}_{C_j}$* :

1. Construir  $\tilde{R}_x$ :

$$\tilde{R}_0 = \{(0, 0)/1, (0, 1)/1, (0, 2)/0.5\}, \quad \tilde{R}_1 = \{(1, 0)/1, (1, 1)/1, (1, 2)/1, (1, 3)/0.5\},$$

$$\tilde{R}_2 = \{(2, 0)/0.5, (2, 1)/1, (2, 2)/1, (2, 3)/1, (2, 4)/0.5\}$$

$$\tilde{R}_3 = \{(3, 1)/0.5, (3, 2)/1, (3, 3)/1, (3, 4)/1\}, \quad \tilde{R}_4 = \{(4, 2)/0.5, (4, 3)/1, (4, 4)/1\}$$

**Definición 3.4** (Dmitriev *et al.* 1966): El conjunto  $R' = \{x_{i1}, \dots, x_{is}\}$  de columnas de una tabla  $T = (T_0, T_1)$  se denomina *testor* si después de eliminar de  $T$  todas las columnas excepto las de  $R'$ , no existe fila alguna de  $T_0$  igual a una de  $T_1$ .  $R'$  es un *testor típico* si no existe  $R'' \subset R'$  tal que  $R''$  sea testor.

Sobre este concepto de testor introducido por Dmitriev, Zhuravlev y Krendeleiv en 1966, como se ha mencionado, se han hecho considerables extensiones con el objetivo de satisfacer necesidades de problemas de clasificación representados a través de MA pero con variables expresadas en otros espacios, tales como los reales, polivalentes, difusos, etc. Asimismo, se toman en cuenta los diferentes tipos de clases que conforman a MA: clases no disjuntas, duras o difusas; e incluso se consideran los diferentes criterios de comparación utilizados para las distintas variables y las funciones de semejanza. De igual manera, como se mencionó anteriormente, se han desarrollado diferentes algoritmos para el cálculo de todos los testores típicos en MA.

***Si las clases que conforman a MAUX resultan disjuntas, entonces las variables-componente de la variable n-dimensional  $\bar{s}_j$  son testor en dicha matriz auxiliar.***

Es claro entonces que si la variable n-dimensional no puede discriminar entre objetos que pertenecen a distintas clases de MAUX *no puede ser testor*.

El concepto de testor utilizado en este caso dependerá del tipo de las clases en MAUX y de los criterios de analogía que se empleen. Por ejemplo, si las clases se consideran disjuntas y además su espacio de representación es booleano el testor utilizado será el definido por Dmitriev, *et al.* Si las clases son disjuntas y el criterio de comparación es difuso, entonces el testor que se utiliza es el de Goldman (1980), etc.

Como se mencionó, el objetivo es conocer la relevancia de las variables-componente. En este sentido, una vez construida la matriz auxiliar MAUX, ésta se puede visualizar como la representación de un problema de clasificación supervisada y, por tanto, para calcular la relevancia de las componentes basta con aplicar un algoritmo conocido para el cálculo de

dependiendo de la clase en la que sean clasificados dichos objetos, se les asignará el valor global correspondiente a “su” clase. En caso de que el objeto no pueda ubicarse en ninguna de las clases de las que aparece en la muestra, se generará una nueva clase.

2. *Caso 3.* Es análogo al caso 2. En caso de que no pueda ubicarse en ninguna de las clases de las que aparece en la muestra, se generará una nueva clase (ver tabla 3.8).

		componentes de $\bar{s}_j$		
MAUX		$s_{j1}$	$\dots$	$s_{js}$
$Q_i$	$P_1$	$\gamma_{1j_1}$	$\dots$	$\gamma_{1j_s}$
	$P_h$	$\gamma_{hj_1}$	$\dots$	$\gamma_{hj_s}$
$Q_i$ ( $\bar{s}_j = *$ )	$P_k$	$\gamma_{kj_1}$	$\dots$	$\gamma_{kj_s}$
	$P_m$	$\gamma_{mj_1}$	$\dots$	$\gamma_{mj_s}$

Tabla 3.8 Matriz auxiliar MAUX construida con las componentes de la variable n-dimensional  $\bar{s}_j$ , con una nueva clase constituida por los objetos que tienen ausencia de información (\*) en  $\bar{s}_j$ .

$\bar{s}_j$ .

La relevancia de las variables-componente se determina de la misma forma que en el caso en que el valor global de la variable n-dimensional se conoce para todos los objetos de la muestra de aprendizaje, mediante los testores típicos calculados en MAUX.

Hasta aquí, el análisis para las variables n-dimensionales se basa en el hecho del conocimiento total o parcial de sus valores globales asignados en la matriz de aprendizaje (MA). Sin embargo, como se mencionó, se puede presentar un tercer caso en donde se desconoce el valor global para la variable, es decir, sólo se tiene conocimiento de los valores de sus variables-

método que determine el valor global de las variables n-dimensionales, así como la relevancia de sus variables-componente.

### 3.2.5 Método para la determinación del valor global de la variable n-dimensional

El hecho de no conocer el valor global de la variable n-dimensional implica un *problema de clasificación no supervisada*, ya que se desconoce la estructuración del universo al que pertenecen los objetos considerados en la muestra. La solución a este problema aquí se aborda con dos enfoques: el lógico-combinatorio o el conceptual. Es importante mencionar que para el primer enfoque es esencial definir el criterio de comparación para cada una de las variables-componente, la función de semejanza y el criterio de agrupamiento que será utilizado; para el enfoque conceptual, es necesario definir el *concepto* alrededor del cual se agrupan los objetos, en términos de relaciones que se dan en torno al conjunto de las variables que describen a los objetos.

La determinación del valor global de  $\bar{x}_j$  depende única y exclusivamente de sus variables-componente; por tanto, si se conoce el valor de éstas, es posible calcular el valor global de  $\bar{x}_j$  mediante el siguiente método:

**3.2.5.1 Enfoque lógico-combinatorio.** Dentro de este enfoque, como se mencionó en el capítulo anterior, se han desarrollado diversos algoritmos de clasificación sin aprendizaje, los cuales hacen una estructuración del universo de estudio en cuestión, de tal modo que si se aplica alguno de ellos a las variables-componente, la construcción de MAUX es factible. Con respecto al criterio agrupacional que es necesario en la aplicación de dichos algoritmos, se han desarrollado diferentes criterios agrupacionales (Montellano-Ballesteros, 1994; Martínez-Trinidad, 1995) con diferentes características y distintas implicaciones en la estructuración del universo. En este sentido, se pueden emplear cualquiera de los criterios agrupacionales que se citan en esos trabajos.

Una vez construida MAUX, se tienen entonces los objetos agrupados en clases (se tiene estructurado el universo en el que se ubican los objetos de estudio); sin embargo, se desconoce el valor global que hay que asignarle a la variable n-dimensional. En este sentido, la tarea de hacer la interpretación de los agrupamientos resultantes en MAUX, en ocasiones se le deja al especialista, o bien; se puede hacer el análisis sobre dichos agrupamientos aplicando un

el principio básico en el que se basan los algoritmos conceptuales, cuya función de semejanza es una función de los tres elementos descritos anteriormente: la descripción de los objetos, el contexto y el concepto:

$$S(O, O') = f(O, O', E, C)$$

Uno de los primeros trabajos desarrollados en esta dirección fue el de Michalski (1981) quien propuso un modelo de algoritmo de estructuración de espacios que, además de proporcionar los elementos que conforman cada agrupamiento (determinación extensional), da una (alguna) propiedad que determinan de manera intencional, cada uno de dichos agrupamientos. Más aún, determina la relevancia de cada una de las variables en términos de las cuales se describen los objetos en la formación de los agrupamientos. Esto significa que cada agrupamiento estará descrito por una cierta proposición en una lógica dada, que usa las variables que describen a los objetos. Dicha proposición puede ser de hecho, muy compleja.

En el problema particular, sobre la determinación del valor global de la variable n-dimensional, lo que se tiene es un conjunto de descripciones de objetos en términos de las variables-componente y el problema es estructurar dichas descripciones. De la estructuración resultante, a cada agrupamiento debe corresponderle un “valor” global para la variable n-dimensional. Es decir, le corresponde un *concepto*. Por ejemplo, si se tiene una variable n-dimensional que puede adquirir los valores *leve*, *moderado* o *severo* el algoritmo de agrupamiento conceptual utilizado deberá generar, en principio, tres particiones y además, proporcionar lo que significa cada uno de estos conceptos en términos de las variables-componente. De esta forma, para la determinación del valor de la variable n-dimensional se puede utilizar, en principio, el algoritmo de Michalski que a continuación se describe.

*Algoritmo de Michalski.* Michalski determinó su algoritmo sobre la base de tres *conceptos básicos*: selector, *ℓ-complejo* (complejo lógico), y *s-complejo* (complejo conjuntual).

Un *selector* es una proposición relacional del tipo  $[x \# R]$  donde  $x$  es el nombre de la variable,  $\#$  denota un operador relacional ( $\geq, >, <, \leq, \in, \notin, \dots, \neq$ , etc.),  $R$  denota un *subconjunto* de valores del dominio de definición (del conjunto de valores admisibles) de la variable  $x$ . El aporte fundamental del algoritmo de Michalski es este último parámetro porque incorpora diferentes valores admisibles para una misma descripción de los objetos. Algunos ejemplos de selector son:

### 3.2.6 Determinación de la relevancia de las variables-componente en el agrupamiento conceptual

Determinar la relevancia de las variables-componente en los agrupamientos conceptuales significa una tarea de mayor complejidad que en los casos analizados anteriormente. Pues no sólo debe considerarse la variable como tal, sino que es necesario tomar en cuenta el concepto alrededor del cual se están agrupando los objetos que contienen a la variable en cuestión, así como los valores particulares que ésta adquiere en cada agrupamiento. Además, como se sabe, no todos los agrupamientos están descritos en términos de las mismas variables y más aún, los agrupamientos pueden estar definidos por diferentes combinaciones de ellas en subconjuntos de valores admisibles distintos, lo cual evidentemente tiene como resultado que el procedimiento para el cálculo de la relevancia sea muy complejo y tenga que desarrollarse tomando en cuenta todos estos elementos.

Para la determinación de la relevancia de las variables que conforman un agrupamiento conceptual en el universo de estudio en cuestión, debe realizarse a partir de dos enfoques: la relevancia de las variables con respecto a cada agrupamiento particular (*s-complejo*), que está determinado por diferentes *ℓ-complejos* y que se denominará *relevancia local*; y la relevancia con respecto a la estructuración completa del universo, determinada por una o varias combinaciones de *ℓ-complejos* que generan dicha estructuración, denominada *relevancia global*.

En el enfoque lógico-combinatorio se han desarrollado algunos métodos para la determinación de la relevancia de las variables dentro de la matriz de aprendizaje (MA), apoyados en el concepto de testor típico y vinculando dos enfoques: la *frecuencia* de aparición de la variable en los testores típicos calculados y la *longitud* de los testores en el que se presenta la variable. Se ha visto sin embargo, que con estos enfoques no se resuelve de manera completa el problema, de modo que a partir de éstos se generó un enfoque de la combinación de éstos para el cálculo de la relevancia de las variables en MA (Lazo-Cortés y Ruiz-Shulcloper, 1995). Partiendo de estas dos ideas, a continuación se presenta una metodología para el cálculo de la relevancia de las variables y de los selectores involucrados en la descripción de los agrupamientos en el enfoque conceptual.

Es importante notar que aunque la estructuración generada en el espacio puede tener más de una combinación de  $\ell$ -complejos que la determinen, el número de  $\ell$ -complejos que pueden definir a cada agrupamiento dentro de la estructura puede ser mayor, porque sólo es necesario cumplir con una propiedad (*concepto*). Por lo que la relevancia local “total” resultará mayor o igual que la relevancia global para la variable considerada:

$$\sum_{i=1}^s R_{\ell|A_i}(x) \geq R_{G|S}(x).$$

### 3.2.6.2 La relevancia de las variables como función de la longitud.

*Relevancia local ( $RL_{\ell}$ ).* Esta se refiere a la relevancia que tienen las variables con respecto a un agrupamiento definido por diferentes  $\ell$ -complejos. tomando en cuenta la longitud del  $\ell$ -complejo en el que aparece la variable, es decir, con cuántas variables más se vincula dentro del  $\ell$ -complejo para poder definir el agrupamiento en cuestión. De manera cualitativa esto significa que si la variable analizada aparece en un  $\ell$ -complejo que asocia muchas variables, su relevancia será baja porque necesita de éstas para poder conformar el agrupamiento. Si por el contrario, las variables con las que se vincula en el  $\ell$ -complejo son pocas, entonces su relevancia será alta, porque su influencia en la conformación del agrupamiento es mayor. De este modo, se puede afirmar que la relevancia local de las variables es inversamente proporcional a la longitud del  $\ell$ -complejo.

Sea  $L_x(A_i)$  el conjunto de  $\ell$ -complejos en donde aparece la variable  $x$ , cada uno de los cuales genera a  $A_i$ ,  $i = 1, \dots, s$ . Entonces la relevancia local de la variable  $x$  en  $A_i$  con respecto a la longitud es:

$$RL_{\ell|A_i}(x) = \frac{1}{|L_x(A_i)|} \sum_{\ell \in L_x(A_i)} \frac{1}{|\ell|} \quad (3.10)$$

donde  $|\ell|$  es el número de variables en cada  $\ell$ -complejo en el conjunto  $L_x(A_i)$ .

*Relevancia global ( $RG_{\ell}$ ).* En ésta se considera la longitud de cada  $\ell$ -complejo que contiene a la variable  $x$ , que conforman cada una de las diferentes combinaciones y que determinan la estructuración del espacio:

si se refiere a la relevancia global cuando se elimina el selector particular en los  $\ell$ -complejos correspondientes.

*Definición del error*

Sea  $L_{[x \# R]}(A_i) \subseteq L(A_i)$  el conjunto de los  $\ell$ -complejos de  $A_i$  que contienen al selector  $[x \# R]$ . Sea  $L'_k$  el  $k$ -ésimo  $\ell$ -complejo de  $A_i$  sin el selector  $[x \# R]$ . Sea  $A'_i$  el agrupamiento modificado (s-complejo) generado por  $L'_k$ .

La modificación de los agrupamientos puede darse en dos direcciones: cuando algunos elementos se *eliminan* del s-complejo original y/o cuando se *incorporan* nuevos elementos al mismo s-complejo. En este sentido, se definen dos errores:

$$\text{Error por eliminación } (E_o): \quad E_o = \left\| |A_i| - |A'_i| \right\| \quad (3.14)$$

Aquí hay que notar que, al eliminar un selector de un  $\ell$ -complejo  $A_i$ , en realidad lo que se está haciendo es quitarle restricciones, de modo que se esperaría que hubiera un incremento en los objetos que están contenidos en el s-complejo definido por el *nuevo*  $\ell$ -complejo  $A'_i$ . En el peor caso, se espera que el s-complejo referido no tenga ningún cambio, esto es, que no ingresen nuevos objetos al agrupamiento, con lo cual el error resultaría cero.

$$\text{Error por incorporación } (E_i): \quad E_i = \left\| |A''_i| - |A_i| \right\| \quad (3.15)$$

De modo contrario que en el caso anterior, al agregar un selector se agregan restricciones al  $\ell$ -complejo  $A_i$  generando un nuevo  $\ell$ -complejo  $A''_i$ , por lo que se esperaría que algunos objetos fueran eliminados del s-complejo original. Al igual que en el caso anterior, si no hubiera cambio alguno, el error también sería cero.

Debe ser claro que para calcular el error por eliminación, el selector en cuestión se eliminará de aquellos  $\ell$ -complejos que lo contengan. Así como en el caso del error por incorporación, se agregará a los  $\ell$ -complejos que no lo contengan.



En el primer caso, sólo se tomarán en cuenta aquellos selectores que sean *iguales*, es decir, que el subconjunto de valores admisibles R sea igual para todos los  $\ell$ -complejos considerados. En el caso b) se consideran aquellos selectores cuyo subconjunto R' puede contener, además de los valores admisibles del selector considerado inicialmente (o sea R) otros valores adicionales. Para el último caso, los selectores que se toman en cuenta deben tener al menos uno de los valores admisibles del conjunto R del selector inicial.

La decisión sobre cuáles selectores hay que tomar en cuenta en la determinación de su relevancia dentro de la estructuración del espacio, depende del problema que se esté resolviendo, del conocimiento del experto en torno al mismo, de las características de la información y de la estructuración en sí. Por ejemplo, en un problema de diagnóstico diferencial, la estructuración puede hacerse en torno a los conceptos de las diferentes enfermedades que se estén considerando. De este modo el criterio para la selección de los selectores a considerar pudiera ser que el médico se interesara en saber cuál es la relevancia de la variable *temperatura(t)* en la definición de los diagnósticos con una hipótesis *a priori* con el valor de la variable definida en 38°C. En este sentido, el selector es  $\{t = 38^\circ\text{C}\}$  y sólo se consideran aquellos  $\ell$ -complejos cuyo selector para la temperatura sea el mismo. Este sería el ejemplo de un caso definido en la opción a) para la consideración de los selectores.

Sea  $(I_1^k, \dots, I_s^k)$  la k-ésima combinación de  $\ell$ -complejos que genera la estructura  $S = \{\Lambda_1, \dots, \Lambda_s\}$  y  $(I_1^k, \dots, I_s^k)_{[x \# R]}$  la misma combinación en la que se eliminó el selector  $[x \# R]$ . Es importante mencionar que los selectores considerados dependerán de la opción escogida en relación al subconjunto de valores admisibles para la variable R. Se denota por S' la estructuración generada por  $(I_1^k, \dots, I_s^k)_{[x \# R]}$ , es decir, S es la estructuración inicial y S' la generada por los  $\ell$ -complejos que conformaron S pero eliminando el selector  $[x \# R]$ .

Si el error de eliminar ( $E_o$ ) y el error de incorporar ( $E_i$ ) tienen diferente importancia, entonces la relevancia global del selector considerado se define como:

$$R_{L|[x \# R]}(A_i) = \alpha \sum_{k=1}^q \frac{1}{q} \sum_{i=1}^s \frac{|A_i - A'_i(k)|}{s|A_i|} + \beta \sum_{k=1}^q \frac{1}{q} \sum_{i=1}^s \frac{|A'_i(k) - A_i|}{s|A_i|} \quad (3.19)$$

Por ejemplo, si se está valorando la importancia de que una madre gestante sea medicada en función del tipo y la dosis del medicamento suministrado, no es lo mismo decir, que la aspirina es el medicamento que más la afecta, cuando el análisis se hace restringido a la matriz auxiliar MAUX; que desde el punto de vista del diagnóstico global (desde la perspectiva de la matriz de aprendizaje) que el suministro de aspirinas en general es muy relevante y que no se debe exceder la dosis equivalente a  $x$  número de pastillas, para no tener efectos colaterales importantes en el pronóstico de bajo peso natal en madres gestantes antes de la semana 14. Evidentemente la implicación es diferente. Sin embargo, el problema de la interpretación de los resultados se tiene que hacer junto con el médico, lo cual a su vez depende de su conocimiento sobre el problema en cuestión y de la información utilizada en la muestra de aprendizaje.

### 3.3. CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO 3

En la primera parte de este capítulo se expusieron las violaciones metodológicas cometidas por Heathfield *et al.* (1993) al abordar el diagnóstico histopatológico de enfermedades de mama, y se demostraron las ventajas que ofrece la Metodología propuesta en esta tesis, en la solución de dicho problema. Se hizo una extensión del algoritmo que usa el autor para generar el diagnóstico, usando herramientas del enfoque lógico-combinatorio, tales como la Teoría de Testores, con la cual se demostró por un lado, que el resultado de Heathfield se reduce al caso particular del cálculo de un sólo testor típico; lo que significa que es necesaria la presencia de solo dos síntomas específicos para hacer el diagnóstico. si éstos no se presentan, no hay modo de determinar el diagnóstico.

Con el uso de dicha Teoría, se obtuvieron otras combinaciones de variables, igualmente discriminantes entre las enfermedades consideradas, permitiendo mayor flexibilidad para determinar el diagnóstico. Es decir, se obtuvieron tres combinaciones (tres testores) de dos síntomas cada una que pueden discriminar entre todas las enfermedades consideradas, como se ilustró en el ejemplo. En el caso de la asignación  $k$ -valente de las variables, se obtuvieron también dos testores que asocian tres variables diferentes cada uno, con poder de discriminación entre todas las enfermedades, incluyendo  $P_1$  y  $P_4$  que eran las enfermedades cuya caracterización se confundía en el caso booleano.

## **CAPITULO 4. CLASIFICACIÓN Y PRONÓSTICO DE LA REHABILITACIÓN DE PACIENTES CON FISURAS DE PALADAR**

El objetivo de este capítulo es mostrar una aplicación del Método propuesto en el capítulo 2. Se aborda un problema real de la Medicina relacionado con pacientes que presentan fisuras de paladar, atendidos por una clínica multidisciplinaria, en el cual se aplica consecuentemente dicho Método.

### **4.1 INTRODUCCION**

El interés en el desarrollo de esta aplicación surgió por la inquietud del Dr. José Maya Behar, Jefe de la Clínica Multidisciplinaria de Labio-Paladar Hendido (LPH) del Hospital Pediátrico de Tacubaya del DDF, respecto a la *calidad de atención* que estaba proporcionando a sus pacientes. Dicha Clínica (conformada por especialistas de cuatro áreas principales: Cirugía Reconstructiva, Ortodoncia, Terapia de Lenguaje y Psicología) al cabo de su labor durante 15 años, no tenía criterios para conocer la efectividad del tratamiento que proporciona. Asimismo, era importante saber cuál era el desempeño de cada uno de los profesionales involucrados en este servicio, en aras de detectar las deficiencias y retroalimentar al especialista para que mejorara el servicio que estaba brindando.

El desarrollo de este trabajo significó un gran esfuerzo en muchos y muy variados sentidos. Por ejemplo, hubo que acometer tareas básicas como el acopio de información, que fue siempre un punto álgido. En principio, la información disponible en el expediente de los pacientes era incompleta, de acuerdo a los requerimientos de este trabajo. Muchos de estos pacientes habían sido tratados parcialmente en algún otro hospital, por lo que existía gran desconocimiento relativo a su condición original y al tratamiento que había recibido. Por otro lado, a los pacientes que acudían por primera vez al Hospital presentando su fisura original, se les hacía un registro inicial, con la posibilidad de hacerles valoraciones subsecuentes sobre el avance de su rehabilitación, lo cual evidentemente resultó una función del tiempo, con la correspondiente inercia para obtener retroalimentación sobre dicho proceso de rehabilitación, es decir, el factor tiempo fue un elemento del cual siempre se dependió en el desarrollo de este trabajo.

hechas fundamentalmente en relación con la morfología de la fisura. Sin embargo, en 1958, Kernahan y Stark proponen una clasificación basada en la embriología y para su mejor entendimiento, a continuación se introducen algunos conceptos anatómicos básicos.

*Paladar primario.* Está formado por cuatro estructuras, *el prolabio*, que es la porción de piel ubicada en el centro del labio, *la premaxila*, porción ósea central cubierta de mucosa, donde se asientan los cuatro dientes incisivos centrales superiores y que se dirige hacia atrás en forma de una “V” hasta el foramen incisivo (sitio de unión del paladar primario y secundario), *la columela*, porción de piel y cartílago que inicia en la punta de la nariz hasta el labio superior y *la espina nasal anterior*, prominencia ósea ubicada en la parte basal de la nariz.

*Paladar secundario.* Se ubica a partir del foramen incisivo hacia atrás y está constituido por *el paladar duro*, que se articula con la “V” de la premaxila y *el paladar blando*.

En este sentido, Kernahan y Stark (1958) hacen la clasificación en cinco grupos (ver figura 4.1): a) fisura incompleta de paladar secundario; b) fisura completa de paladar secundario; c) fisura incompleta de paladar primario y secundario; d) fisura completa unilateral de paladar primario y secundario; y e) fisura completa bilateral de paladar primario y secundario.

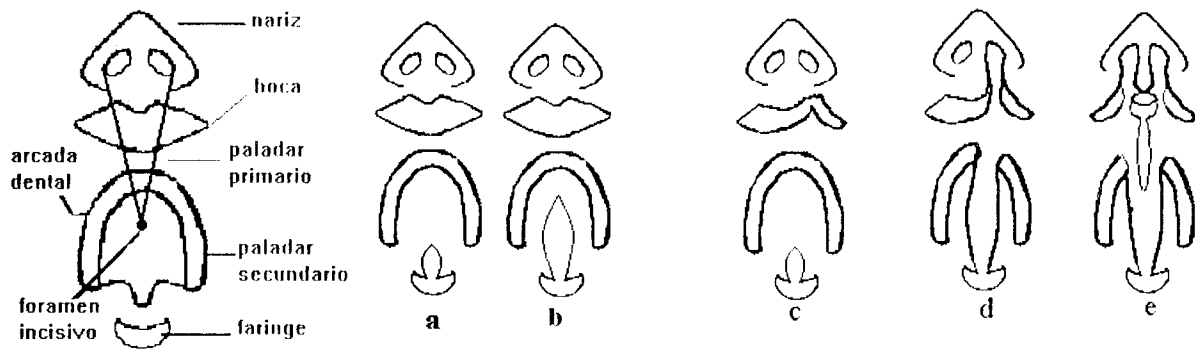


Figura 4.1 Clasificación de Kernahan y Stark (1958) de fisuras de paladar

Las clasificaciones antes descritas se ven limitadas por no vincular elementos relacionados por ejemplo, con el labio y la nariz los cuales son importantes porque son estructuras que se ven afectadas por la fisura. Además de las implicaciones estéticas, se presentan otras relacionadas con la función masticatoria y el lenguaje, así como afectaciones psicológicas tanto en el paciente como en el seno familiar.

rehabilitación, se hará tomando en cuenta la condición original del paciente y los resultados alcanzados con pacientes anteriores que fueron atendidos por la Clínica.

Al respecto es importante resaltar que la herramienta que se pretende desarrollar en este trabajo incide directamente en el médico. Es decir, la ayuda que se le brinda es para su *autoevaluación* permitiéndole saber por ejemplo, qué tan eficientes son las técnicas quirúrgicas empleadas; o si dependiendo de la lesión, hay que utilizar una técnica quirúrgica particular; o si existe alguna correlación entre los pacientes que presentan una misma lesión y su rehabilitación; etc. Tener el conocimiento de todos estos elementos le permitirá la retroalimentación necesaria para mejorar la atención proporcionada al paciente, e incluso pronosticar hasta dónde es posible la rehabilitación de éste, lo cual incide directamente en la calidad de vida que pueda tener el individuo. De este modo, el trabajo aquí presentado se desarrolla en función del médico y para el médico, siendo ésta, precisamente, la aportación más importante que tiene la herramienta mencionada.

El trabajo se desarrolló de manera conjunta con los especialistas que integran la Clínica Multidisciplinaria de LPH del Hospital Pediátrico de Tacubaya perteneciente a los Servicios de Salud del DDF.

#### **4.2.2 Especialidades**

Por lo tanto, el objeto de estudio son todos los pacientes con fisura de paladar considerados desde las cuatro especialidades involucradas en la clínica, lo cual hace necesario establecer el conjunto de características que describen a dichos objetos.

**4.2.2.1 Cirugía.** En este caso, como se mencionó, se incorporaron elementos relacionados con el paladar, el labio y la nariz. Con respecto al paladar se evalúa el paladar primario que puede presentar una fisura incompleta o completa. Si es incompleta esta puede ser cicatrizal, de 1/3 o de 2/3; y si es completa puede ser con contacto o sin contacto de los segmentos. Las fisuras en este paladar pueden ser unilaterales (derecha o izquierda) o bilaterales. También se evalúa el paladar secundario, que igual que en el caso anterior, la fisura puede ser incompleta o completa. Si es incompleta puede ser: submucosa con o sin úvula bífida, de 1/3 o de 2/3, en estos casos la lesión es central. Si es completa, puede ser de grado I, de grado II o de grado III y además puede ser unilateral o bilateral.

retrusión maxilar o por protusión mandibular; la presencia de colapso maxilar (izquierdo, derecho o anteroposterior); la condición de la premaxila en diferentes planos: si es protusiva o retrusiva, si está desviada, si presenta discrepancia en el plano vertical, etc. y si los segmentos están separados o no.

Es importante mencionar que algunas de estas variables se evalúan en la condición inicial del paciente, es decir, antes de recibir cualquier tratamiento. Otras pueden evaluarse en cualquier momento, antes o después de recibir algún tratamiento y algunas otras sólo podrán evaluarse después de recibir tratamiento. A cada paciente se le hace en principio una *valoración inicial* que corresponde a su condición con la fisura original, y posteriormente se le hacen tantas *valoraciones de seguimiento* como sean necesarias, dependiendo del avance en su rehabilitación. Estas últimas valoraciones, se realizan durante las sesiones de trabajo de la Clínica que se llevan a cabo en forma conjunta por todos los especialistas que la integran. Normalmente, el seguimiento del paciente se hace después de cada intervención quirúrgica. La definición de estos conjuntos de variables y su fundamentación significó un esfuerzo conjunto de todas las personas involucradas en el proyecto.

#### **4.2.3 Características de la información**

Normalmente la forma de plasmar la condición del paciente en el expediente clínico se ha hecho de manera incompleta y varía de acuerdo al médico que la realiza. La información disponible al inicio del proyecto prácticamente no fue aprovechable, razón por la cual fue necesario comenzar por el acopio de información completa y uniforme. A la Clínica acuden dos tipos de pacientes:

- a) Aquellos que ya recibieron algún procedimiento quirúrgico en el Hospital mismo o en algún otro (pacientes *postoperatorios*), de los cuales hay casos en donde no se tiene la descripción de su condición inicial completa, ni del tratamiento recibido, como por ejemplo, cuál fue el tipo y número de procedimientos quirúrgicos; si el paciente recibe Terapia de Lenguaje o tratamiento de Ortodoncia, etc. y;
- b) Aquellos que llegan con su fisura original, es decir, que no han recibido ninguna cirugía (estos pacientes se denominarán *vírgenes*).

Mediante la comparación del resultado de estas dos informaciones se obtiene la retroalimentación necesaria para saber cuál es la tendencia en la evolución de la Clínica, como se explicará más adelante. La metodología usada para la solución de estos problemas se planteará de manera general y posteriormente se irán mostrando las particularidades según la especialidad.

Por otro lado, es importante notar que los pacientes con fisuras de paladar son atendidos por las cuatro especialidades que conforman la Clínica, lo cual significa su rehabilitación bajo cuatro ópticas diferentes. Esto se traduce, en la segunda etapa del Método, a la formalización de *cuatro* problemas en forma independiente. De este modo, la formalización del problema para cada área, así como la solución de los problemas planteados arriba se exponen a lo largo de este trabajo por especialidad.

#### **4.3.1 Evaluación de la rehabilitación de los pacientes**

Para poder hacer la evaluación del avance en la rehabilitación, se hizo una clasificación del estado postoperatorio del paciente. En este sentido y de manera conjunta con los expertos, se definieron cinco clases *postoperatorias* para cada especialidad: excelente (E), muy bien (MB), bien (B), regular (R) y mal (M), las cuales se determinaron a partir de la valoración de seguimiento del paciente, sin tomar en cuenta la descripción de la lesión original. Estas clases dan una valoración de experto acerca del estado del paciente en cualquier momento. Mediante estos criterios los pacientes que van recibiendo tratamiento pueden ser clasificados en alguna de estas clases. Al respecto, es importante mencionar que la lesión original del paciente no se considera porque el objetivo de dichas clases es proporcionar el criterio que los expertos tienen para evaluar (clasificar) la rehabilitación lograda en el paciente y es a partir de estas clases postoperatorias que se hace el pronóstico de pacientes posteriores.

#### **4.3.2 Pronóstico de rehabilitación**

Con la información de los pacientes que ya concluyeron el tratamiento para su rehabilitación integral y completa (pacientes dados de alta), se construye una matriz de aprendizaje, que se denominará *matriz de referencia* (figura 4.4), que contiene la descripción de dichos pacientes, en términos de su condición original, es decir, la valoración *inicial* del paciente. Las clases de la matriz de referencia se conforman aplicando los criterios que definen a las clases

Es importante subrayar que el reflejo de la experiencia de la Clínica en la matriz de referencia se manifiesta en dos sentidos: en primer lugar, porque la definición de las clases postoperatorias, que describen el estado del paciente, está dada por el criterio de los mismos expertos que conforman la clínica. En segundo lugar, porque en dicha matriz de referencia los pacientes se agrupan atendiendo precisamente a esos criterios de clasificación.

La información contenida en la matriz de referencia sirve para hacer el pronóstico sobre la expectativa de rehabilitación de próximos pacientes que se presentan con su lesión original y que acuden por primera vez al Hospital para ser atendidos por la Clínica. Es decir, pacientes que no han recibido ningún procedimiento quirúrgico (*vírgenes*). La información que se obtiene de estos pacientes, corresponde a aquella que proporciona la valoración *inicial*. Asimismo, se puede hacer el pronóstico a un paciente que ya recibió algún tipo de tratamiento (o sea, que ya no tiene su lesión original) cuando se cuenta con la información *completa* correspondiente a su condición original.

Utilizando la matriz de referencia y un algoritmo de clasificación, es posible hacer el pronóstico de rehabilitación de estos pacientes. Dicho pronóstico, es el resultado de una clasificación *supervisada* de los pacientes, tomando en cuenta la experiencia (conocimiento) acumulada de los expertos que encierra la matriz de referencia. Cada paciente es clasificado (pronosticado) en alguna de las cinco clases postoperatorias definidas, mediante la comparación de su descripción inicial con las descripciones, también iniciales, de los pacientes dados de alta que conforman la matriz de referencia, siendo los pacientes más relevantes para dicho pronóstico aquellos que se parecen más (que son más semejantes) al paciente que se pretende clasificar. Es decir, un paciente será pronosticado como muy bien, si la descripción inicial del paciente es más semejante a aquellos que estén ubicado en la clase muy bien según la rehabilitación real alcanzada (en el momento del alta).

#### **4.3.3 Evaluación de la tendencia en la evolución de la clínica**

Cada paciente, como se ha señalado, puede ser pronosticado a partir de su valoración inicial. Cada vez que se le practica algún procedimiento quirúrgico se tiene su valoración de seguimiento. A su vez, el procedimiento mediante el que se definieron las clases postoperatorias, proporcionó el criterio de los expertos para poder evaluar el avance en la rehabilitación del paciente en *cualquier momento*. Es decir, al paciente se le hacen



en cuenta en cada una de las especialidades, porque la fisura tiene una consecuencia particular según sea el caso. Por ejemplo, las fisuras de paladar secundario representan un mayor daño en el lenguaje del individuo, que las fisuras de paladar primario. En el área de Psicología, estas últimas, tienen una mayor afectación en el paciente por ser más visibles, que aquellas que se presentan en el paladar secundario. Es claro entonces que el conjunto de variables relacionado con la fisura, tienen que considerarse en cada una de las especialidades. Por tal razón, este epígrafe se iniciará con la definición y el tratamiento de estas variables comunes y posteriormente las variables de cada especialidad.

#### 4.4.1 Fisura

**4.4.1.1 Variables.** Para describir el tipo de fisura se consideraron dos variables: *paladar primario* y *paladar secundario*. Es importante recordar que las fisuras pueden presentarse en forma *unilateral* (izquierda o derecha) subrayando que en todos los casos, no importa de qué lado se presente. El dominio de definición para estas fisuras se muestra en la columna izquierda de la tabla 4.1. También pueden presentarse fisuras *bilaterales*, las cuales están conformadas por la combinación de dos fisuras unilaterales. Por ejemplo, una fisura izquierda incompleta de 2/3 y una fisura derecha completa sin contacto de segmentos con 2 mm de separación, conforman una fisura bilateral de paladar primario.

Paladar Primario	Ponderación
Normal	0
Cicatrizal	1
Incompleto 1/3	3
Incompleto 2/3	6
Completo con contacto de segmentos	12
Completo sin contacto de segmentos	$12*(1+M \times 10^{-1})$ (M: milímetros de separación)

Tabla 4.1 Dominio de definición de la variable paladar primario y su ponderación

Del análisis con el especialista se concluyó que, aunque la información que se recoge en las formas de registro de pacientes es la mencionada arriba, lo importante para el objetivo de este

- c) *Analizar la escala asignada.* Una vez que se tiene asignada la escala cuantitativa, es muy importante analizar la *compatibilidad* que existe entre ésta y la realidad. Esto es, que la escala realmente refleje el concepto de orden (de importancia, de complejidad) que el especialista maneja en su modelo. De no resultar así, el proceso debe *iterarse*. Para lo cual se puede: a) modificar parcialmente la escala asignada; o, b) iniciar un *nuevo* proceso.

El análisis se hizo contra casos reales (descripciones de pacientes atendidos por la clínica) o bien, casos hipotéticos (descripciones de pacientes que sugerían una complejidad extrema, que aún no se hubieran presentado en el Hospital, pero que eran factibles de presentarse, según la experiencia del especialista).

Hay que subrayar que este proceso puede resultar altamente desgastante, sobre todo en los dos últimos pasos. A los especialistas que trabajan en Medicina les resulta muy difícil, por ser inusual en su actividad profesional cotidiana, concebir en forma cuantitativa todo el conocimiento que tienen incorporado de manera cualitativa. Este proceso los somete a un ejercicio de razonamiento que no es común para ellos y por tanto, requieren de un aprendizaje (de cierto tiempo de entrenamiento). Por esta razón, el proceso se vuelve *iterativo* de manera indefinida, es decir, habrá que hacer tantos ajustes (parciales o totales) a la escala asignada como rectificaciones haga el especialista, en la fase de análisis y validación.

En el caso de la ponderación para las fisuras bilaterales del paladar primario, como se expone más adelante, se generó una función que incorpora todas las características de éstas, para poder estimar la ponderación de su complejidad. La función puede resultar bastante sencilla. No así el esfuerzo invertido para llegar a ella. El proceso no fue nada fácil. De hecho, hubo que repetir el proceso en dos ocasiones. Por supuesto que iniciarlo se vuelve difícil porque en ocasiones los especialistas se quedan con la concepción anterior (por demás equivocada) y moverlos de esa postura no es fácil. Es importante decir, que entre más iteraciones, más complejo se torna el proceso. El caso de las fisuras de paladar secundario no fue la excepción. Sin embargo, aquí el problema se presentó desde el inicio. Es decir, el cirujano no tenía clara la asociación entre la complejidad de las diferentes fisuras y un orden cualitativo. En este

utilizar. En este sentido, era muy importante que la escala pudiera reflejar todos estos elementos, para que la ponderación del dominio de las fisuras fuera adecuada.

Para determinar la ponderación de una fisura unilateral completa sin contacto de segmentos (scs), se multiplica el valor de la fisura completa con contacto de segmentos (ccs) (o sea 12), por el factor correspondiente a los milímetros de separación entre los segmentos. Por ejemplo:

- a) Una *fisura completa scs (12 mm)* tiene una ponderación (redondeada a enteros) de:  
 $12 (2.2) = 26$ .

Si la fisura es *bilateral*, se hace la suma de las dos lesiones que la conforman y posteriormente este valor se multiplica por un factor de 1.5 el cual, de acuerdo con los cirujanos, representa la condición de bilateralidad.

- a) Una *fisura incompleta 1/3 de un lado, y completa scs (2 mm)* del otro, para obtener su ponderación se hace el siguiente procedimiento:
- Calcular la ponderación de cada una de las lesiones:  
incompleta 1/3 = **3**  
completa scs (2 mm) =  $12(1.2) = 14.4$
  - Sumar las dos ponderaciones:  $3 + 14.4 = 17.4$
  - Multiplicar el resultado de la suma por el factor de bilateralidad:  $17.4(1.5) = 26.1$  y se redondea la cifra.
  - Finalmente la relevancia de la fisura bilateral:  
*incompleta 1/3 + completa scs (2 mm) = 26*

En la tabla 4.3 se muestra la ponderación de algunas fisuras unilaterales y bilaterales calculada de esta forma. Como puede observarse, la ponderación va aumentando dependiendo del grado de complejidad de la fisura. Por ejemplo, la ponderación de las últimas fisuras bilaterales de la tabla representan una mayor complejidad que las anteriores y por tanto, su ponderación es mayor.

Para el criterio de comparación del paladar primario, el valor de normalización 100 corresponde a la peor fisura que puede presentarse en la realidad (según los médicos), que es la última fisura descrita en la tabla 4.3. De manera análoga, el valor de normalización en el criterio de comparación del paladar secundario resultó 55 (ver tabla 4.4).

<b>Paladar Secundario</b>	<b>Ponderación</b>
Normal	0
Submucoso sin úvula bifida	1
Submucoso con úvula bifida	4
Incompleto 1/3 (central)	8
Incompleto 2/3 unilateral	13
Incompleto 2/3 (bilateral o central)	14
Completo GI (unilateral)	25
Incompleto 2/3 + completo GI	27
Completo GI (bilateral)	28
Completo GII (unilateral)	34
Incompleto 2/3 + completo GII	36
Completo GII (bilateral)	37
Completo GIII (unilateral)	50
Incompleto 2/3 + completo GIII	53
Completo GIII (bilateral)	55

Tabla 4.4. Dominio de definición de la variable paladar secundario y su ponderación

#### 4.4.2 Cirugía

**4.4.2.1 Variables.** En este caso, el Espacio de Representación Inicial (ERI) se conformó con las variables del tipo de fisura y las relacionadas con labio y nariz.

*Labio.* En este caso se definieron 9 variables (tabla 4.5) cuyos dominios de definición son 4-valentes: sí, casi, poco y no. Todas estas variables se usan para hacer la valoración estética del labio del paciente en su condición inicial, o sea, antes de ser operado, así como después de cualquier intervención quirúrgica. Para comparar los valores de estas variables se definió un

medida en que se diferencian menos en las variables antes mencionadas, pero teniendo en cuenta que las mismas no son igualmente relevantes. Por tanto, la función de semejanza parcial quedó definida de la siguiente forma:

$$\beta_{\omega}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - \sum_{x_i \in \omega} \rho_i C_i(x_i(P_1), x_i(P_2)) \quad (4.1)$$

donde  $\omega$  representa un conjunto de apoyo y  $\rho_i$  es un parámetro de ponderación definido por el especialista, asociado a la relevancia de la variable  $x_i$ . Esta función toma valores en el intervalo  $[0,1]$ , donde 1 denota el máximo de semejanza y 0 el mínimo.

Variable	Dominio	Criterio de comparación				
		si	casi	poco	no	
1. Simetría del piso nasal	si, casi, poco, no					
2. Simetría de domos nasales	si, casi, poco, no	si	0	0.33	0.66	1
3. Simetría de narinas (p. vertical)	si, casi, poco, no	casi		0	0.33	0.66
4. Simetría de narinas (p. anteroposterior)	si, casi, poco, no	poco			0	0.33
5. Septum nasal central	si, casi, poco, no	no				0
			norm	casi	poco	ause
	normal	norm	0	0.33	0.66	1
	casi	casi		0	0.33	0.66
6. Longitud de la columna	poco	poco			0	0.33
	ausente	ause				0
			mayor	normal	Menor	
			0	0.5	1	
7. Anchura de la base nasal	mayor	mayor		0	0.5	
	normal	normal				0
	menor	menor				

Tabla 4.6. Variables definidas para la valoración de la nariz.

Finalmente la función de semejanza total para Cirugía quedó definida de la siguiente forma:

$$\beta_{TC}(I(P_1), I(P_2)) = 0.60[\beta_{fisura}(I(P_1), I(P_2))] + 0.20[\beta_{labio}(I(P_1), I(P_2))] + 0.20[\beta_{nariz}(I(P_1), I(P_2))] \quad (4.2)$$

donde los conjuntos de apoyo relativos a la fisura, labio y nariz fueron considerados con una importancia de 0.60, 0.20 y 0.20 respectivamente.

**4.4.2.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza en Cirugía.** Se consideran dos pacientes reales descritos en términos de las variables relacionadas con el tipo de fisura, labio y nariz, es decir, considerando los tres conjuntos de apoyo mencionados. Dichas descripciones se muestran en las tablas 4.9-4.11 respectivamente (los números del primer renglón de las tablas corresponden al número asignado a cada variable en las tablas 4.7 y 4.8; y el número entre paréntesis al lado de la fisura es la ponderación de éstas -ver tablas 4.1 y 4.4-). El paciente P<sub>1</sub> muestra un fisura en el paladar *secundario* lo que implica que su condición relativa a labio y nariz es normal, lo cual evidentemente lo ubica en una excelente condición desde el punto de vista estético y funcional. El paciente P<sub>2</sub> en principio tiene una fisura en el paladar primario completa con contacto de segmentos, con la consecuencia correspondiente en las estructuras de labio y nariz; y una fisura en el paladar secundario completa grado II. Evidentemente este segundo paciente presenta una condición mucho peor que el primero, de modo que la semejanza entre ellos debe ser pequeña.

<b>Paciente</b>	<b>Paladar primario</b>	<b>Paladar secundario</b>
P <sub>1</sub>	no hay lesión	incompleta 2/3 <b>(13)</b>
P <sub>2</sub>	completo ccs <b>(12)</b>	completo grado II <b>(34)</b>

Tabla 4.9 Descripciones de dos pacientes en términos de la fisura que presentan

Calculando la semejanza *parcial* considerando la nariz:

$$\beta_{nariz}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - \sum_{t=1}^7 \rho_t C_t(x_t(P_1), x_t(P_2)) \quad (4.6)$$

$$\beta_{nariz}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - (0.17(1) + 0.25(1) + 0.10(1) + 0.10(1) + 0.11(1) + 0.15(0.66) + 0.12(0.5))$$

$$\beta_{nariz}(I(P_1), I(P_2)) = 0.11$$

Finalmente la semejanza *total* para la especialidad de Cirugía es:

$$\beta_{TC}(I(P_1), I(P_2)) = (0.60[\beta_{fisura}] + 0.20[\beta_{labio}] + 0.20[\beta_{nariz}]) \quad (4.7)$$

$$\beta_{TC}(I(P_1), I(P_2)) = [0.60(0.79) + 0.20(0) + 0.20(0.11)] = 0.496$$

**4.4.2.4 Valoración postquirúrgica.** Para la evaluación del estado postoperatorio del paciente, además de considerarse las variables de labio y nariz, se incorporaron otras variables relacionadas con las consecuencias de los procedimientos quirúrgicos.

Estas variables se definieron para la evaluación de pacientes a quienes ya se les practicó algún procedimiento quirúrgico atendiendo a aspectos estéticos, como la *cicatriz* y el *borde mucocutáneo* del labio, así como aspectos funcionales: *dehiscencia palatina*, *dehiscencia de labio* y *fistulas palatinas*. Estas tres últimas están directamente relacionadas con la cirugía de paladar secundario. El total de variables con sus respectivos dominios se muestran en la tabla 4.12.

Variable	Dominio
1, 2. Cicatriz (izquierda y/o derecha)	no, excelente, buena, regular, mala
3, 4. Borde mucocutáneo (izq y/o der)	sin escalón, mínimo, regular, grande
5. Dehiscencia del labio	no, parcial, total
6. Dehiscencia palatina	no, parcial, total
7. Fistulas palatinas*	(cantidad, ubicación, dimensión)
	*Esta variable es 3-dimensional

Tabla 4.12. Variables definidas para la valoración postquirúrgica.

### Labio.

*Excelente:* Para pertenecer a esta clase los valores que pueden presentarse en las diferentes combinaciones son: todas las variables tienen que estar valoradas con *si*. Se permite tolerancia en las variables simetría en grosor de labio, simetría de crestas filtrales y profundidad del sulcus. Incluso las tres pueden estar valoradas en *casi*. Agregando la variable simetría en altura de labio, a las tres anteriores, se permite que hasta dos de éstas, pueden estar valoradas en *casi*.

*Muy bien:* En esta clase, todas las variables pueden estar evaluadas en *casi* o tener combinaciones con las variables simetría en crestas filtrales, profundidad del sulcus y presencia del arco de cupido valoradas en *poco* y las demás en *si* o *casi*.

*Bien:* Todas las combinaciones que no están contenidas en las otras cuatro clases.

*Regular:* Se permite que sólo una entre las variables integridad muscular, integridad de la piel, integridad de la mucosa y simetría en grosor de labio, esté valorada en *casi*; o que las variables presencia del arco de cupido, simetría de crestas filtrales y profundidad del sulcus estén valoradas en *casi* (incluso las tres de manera simultánea) y las restantes deben estar valoradas en *no* o *poco*.

*Mal:* Todas las variables deben estar valoradas en *no* o *poco*.

### Nariz.

*Excelente:* La anchura de la base nasal debe ser *normal*. Hasta cuatro de las variables restantes pueden estar valoradas en *casi* y las restantes en *si*.

*Muy bien:* La anchura de la base nasal debe ser *normal*, el septum nasal no puede estar valorado en *no* y todas las variables restantes deben estar valoradas en *si* o *casi*. Si el septum nasal está evaluado con *si* o *casi*, entonces debe haber más de cuatro variables evaluadas en *casi*.



*Mal*: borde mucocutáneo (izq, der): *con escalón grande*

dehiscencia total de labio y/o paladar

fistulas palatinas: mayores de 5 mm y en un número mayor de dos

Una vez definidos los criterios para cada una de las estructuras valoradas en Cirugía (labio, nariz y valoración postoperatoria) se hicieron las combinaciones entre las tres y se puso nuevamente a consideración del experto, de tal modo que pudiera integrarse el conocimiento y hacer la valoración del paciente en forma global, como lo hace el especialista normalmente en la clínica. Asociando las tres estructuras y considerando que las tres tienen la misma relevancia, el criterio *integral* para la conformación de las clases postoperatorias para la especialidad de Cirugía se muestra en la tabla 4.13.

EXCELENTE			BIEN			REGULAR		
E	E	E	E	E	M	E	R	R
E	E	MB	E	MB	R	E	R	M
			E	MB	M	E	M	M
			E	B	B	MB	R	R
			E	B	R	MB	R	M
			E	B	M	MB	M	M
			MB	MB	R	B	B	M
			MB	MB	M	B	R	R
			MB	B	B	B	R	M
			MB	B	R	R	R	R
			MB	B	M			
			B	B	B	MAL		
			B	B	R	B	M	M
						R	R	M
						R	M	M
						M	M	M

Tabla 4.13. Clases postoperatorias para especialidad de Cirugía

### 4.4.3 Psicología

En esta especialidad, igual que en la anterior, también se definieron todos los elementos (variables, parámetros, funciones, etc.) necesarios para abordar los dos problemas planteados: el pronóstico y la evaluación de la rehabilitación de los pacientes con fisuras de paladar.

**4.4.3.1 Variables.** El ERI en esta especialidad quedó definido por las variables relacionadas con el tipo de fisura (paladar primario y secundario) y las variables propias de Psicología mostradas en la tabla 4.14. Las primeras cinco variables sólo toman dos valores posibles, por lo que se consideró un criterio de comparación booleano (cero si los valores son iguales y uno en el otro caso). Para la variable integración social, el dominio se consideró ordenado y su criterio de comparación finito valente en el conjunto  $\{0, \dots, 10\}$ . Es importante notar que en este último caso, el criterio de comparación (a diferencia de algunos definidos en Cirugía), no tiene una escala homogénea, es decir, la diferencia entre dos valores consecutivos *no* es equivalente, de acuerdo con el criterio del experto. Observe que la diferencia entre los valores muy bien y bien, es menor que aquella entre los valores bien y regular.

En esta especialidad las variables de la fisura conforman el conjunto *pre* y las restantes el conjunto *pre/post*.

Variable	Dominio	Criterio de comparación
1. Manejo del duelo	en curso, sellado	Booleano
2. Integración familiar	si, no	Booleano
3. Disfunción familiar	si, no	Booleano
4. Imagen de los padres	positiva, negativa	Booleano
5. Autoimagen	positiva, negativa	Booleano
		c mb b r m
	excelente (e)	e 0 0.2 0.4 0.8 1.0
	muy buena (mb)	mb 0 0.2 0.6 0.8
6. Integración social	bucna (b)	b 0 0.4 0.6
	regular (r)	r 0 0.2
	mala (m)	m 0

Tabla 4.14. Variables propias de Psicología, dominios y criterios de comparación

**4.4.3.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Psicología.** A continuación se muestra la aplicación de la función de semejanza para determinar la similitud entre dos pacientes cuyas descripciones están hechas en términos de las variables de Psicología. En principio, se consideran tres pacientes (ver tabla 4.16): P<sub>1</sub>, cuya descripción indica una *excelente* condición psicológica, P<sub>2</sub>, cuya condición es *buena* y el paciente P<sub>3</sub> cuya condición sería la *peor*, desde el punto de vista psicológico.

	Manejo duelo	Integración Familiar	Disfunción Familiar	Imagen padres	Autoimagen	Integración social
P <sub>1</sub>	(en curso	si	no	positiva	positiva	excelente)
P <sub>2</sub>	(en curso	no	si	positiva	positiva	bien)
P <sub>3</sub>	(sellado	no	si	positiva	negativa	mal)

Tabla 4.16. Descripción de 3 pacientes en términos de las variables de Psicología

Calculando la semejanza entre los pacientes P<sub>1</sub> y P<sub>2</sub> mediante la ecuación 4.8:

$$\beta_{psicologia}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - \frac{(0.08(0) + 0.10(1) + 0.11(1) + 0.15(0) + 0.20(0) + 0.50(0.4))}{1.14}$$

$$\beta_{psicologia}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - 0.36 = 0.64$$

Calculando la semejanza entre los pacientes P<sub>2</sub> y P<sub>3</sub> :

$$\beta_{psicologia}(I(P_2), I(P_3)) = 1 - \frac{(0.08(1) + 0.10(1) + 0.11(1) + 0.15(0) + 0.20(1) + 0.50(1.0))}{1.14}$$

$$\beta_{psicologia}(I(P_2), I(P_3)) = 1 - 0.87 = 0.13$$

Es claro, que la semejanza entre los dos primeros pacientes es mucho mayor que la semejanza entre P<sub>1</sub> y P<sub>3</sub>, pues como se mencionó la condición psicológica de éste último es la peor y si la comparamos con la condición del paciente P<sub>1</sub>, que es excelente, evidentemente la semejanza es *mínima*. En este mismo sentido, la semejanza que exista entre pacientes que estén ubicados en la misma clase deberá ser alta, mientras que la semejanza entre pacientes que estén ubicados en clases muy diferentes, deberá ser por ende, muy baja como se ha ilustrado.

*Excelente:* En ésta, sólo se permite una combinación: manejo del duelo: *en curso*

integración familiar: *si*

disfunción familiar: *no*

imagen de los padres: *positiva*

autoimagen: *positiva*

integración social: *excelente*

*Muy bien:* Para ubicarse en esta clase, es necesario tener la siguiente combinación:

manejo del duelo: *en curso*

imagen de los padres: *positiva*

autoimagen: *positiva*

integración social: *excelente*

y las variables integración familiar y disfunción familiar pueden adquirir cualquier valor.

*Bien:* Para estar en esta clase es necesario que la combinación presente las variables evaluadas de la siguiente forma:

manejo del duelo: *en curso*

o,

manejo del duelo: *en curso*

autoimagen: *positiva*

integración familiar: *si*

integración social: *muy bien o bien*

disfunción familiar: *no*

imagen de los padres: *positiva*

autoimagen: *positiva*

integración social: *regular*

*Regular:* En esta clase se toman en cuenta principalmente los valores de dos variables:

autoimagen: *negativa* o,

autoimagen: *positiva*

integración social: *bien*

integración social: *regular*

(con la excepción de la última combinación descrita en la clase **bien**)

#### 4.4.4 Terapia de Lenguaje

**4.4.4.1 Variables.** Para la evaluación de la rehabilitación en el lenguaje se consideran diferentes aspectos tales como, la *articulación compensatoria*, que se mide a través de los fonemas b, f, p, t, k, ch, s; y que se valoran en lenguaje específico (por repetición) y en lenguaje espontáneo. Según sea el caso, cada uno de estos fonemas se califica como constante, inconstante u omitido. En este sentido, todos los fonemas tienen la misma relevancia, por tal razón lo que hay que tomar en cuenta en la evaluación del paciente es el número de fonemas con omisión o inconstancia en cada uno de los lenguajes. Asimismo, se consideran posibles afectaciones en otros fonemas, a partir de la variable *dislalia*. Otro elemento que eventualmente se considera es el resultado de una *nasofaringoscopia*, donde se mide la insuficiencia velofaríngea en una escala de leve, moderada y severa. Finalmente, la variable *disartria*, funge como criterio de exclusión para que el paciente reciba Terapia de Lenguaje; pues si el paciente sufre disartria, se presenta un problema de tipo neuronal y no es posible la rehabilitación.

Es importante decir, que las fisuras que se presentan en el paladar secundario tienen mayor repercusión en el lenguaje del paciente que aquellas que se presentan en el paladar primario, de modo que en este caso el ERI quedó definido por las variables paladar primario y secundario y las variables propias de la especialidad que se muestran en la tabla 4.17. El dominio de las cuatro primeras variables se relaciona con los siete fonemas que se evalúan. En el caso de la variable dislalia sólo toma dos valores: sí y no y su comparación es booleana. Por otro lado, las variables relacionadas con el tipo de fisura, nuevamente conforman el conjunto *pre* y las variables de la especialidad, el conjunto *pre/post*.

Variable	Dominio
1. Omisiones en lenguaje específico	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}
2. Inconstancias en lenguaje específico	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}
3. Omisiones en lenguaje espontáneo	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}
4. Inconstancias en lenguaje espontáneo	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}
5. Dislalia	sí, no

Tabla 4.17. Variables propias de Terapia de Lenguaje y sus dominios

	Lenguaje específico		Lenguaje espontáneo		
	omisiones	inconstancias	omisiones	inconstancias	dislalia
Descripción real:	(4	1	4	1	0)
Descripción artificial:	(4	4 + 1	4	4 + 1	0)
Descripción artificial: (cambio de código)	<b>(4</b>	<b>5</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>0)</b>

Tabla 4.18 Cambio de código en la descripción de Terapia de Lenguaje de un paciente.

Ahora suponga la descripción del peor paciente evaluado en Terapia de Lenguaje, es decir, aquel que comete omisiones en todos los fonemas. Para efectos de cambio de código se asume en la descripción artificial, que también tiene inconstancia en todos los fonemas. En este caso, el paciente tiene dislalia. La descripción puede representarse como en la tabla 4.19

	Lenguaje específico		Lenguaje espontáneo		
	omisiones	inconstancias	omisiones	inconstancias	dislalia
Descripción real:	(7	0	7	0	1)
Descripción artificial:	(7	7 + 0	7	7 + 0	1)
Descripción artificial: (cambio de código)	<b>(7</b>	<b>7</b>	<b>7</b>	<b>7</b>	<b>1)</b>

Tabla 4.19. Descripción del peor paciente evaluado en Terapia de Lenguaje

Finalmente las descripciones *artificiales* que habría de los dos pacientes se muestran en la tabla 4.20.

	Lenguaje específico		Lenguaje espontáneo		
	omisiones	inconstancias	omisiones	inconstancias	dislalia
P <sub>1</sub> :	(4	5	4	5	0)
P <sub>2</sub> :	(7	7	7	7	1)

Tabla 4.20. Descripciones artificiales de dos pacientes en términos de las variables de Terapia de Lenguaje

Variable	Ponderación ( $\rho$ )
1. Dislalia	0.30
2. Omisiones en lenguaje específico	0.28
3. Omisiones en lenguaje espontáneo	0.18
4. Inconstancias en lenguaje específico	0.14
5. Inconstancias en lenguaje espontáneo	0.10

Tabla 4.22. Ponderación de las variables que forman el conjunto de apoyo de Terapia de Lenguaje.

#### 4.4.4.4 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Terapia de Lenguaje.

Considerando las dos descripciones de la tabla 4.20 y usando la ecuación 4.10, la semejanza entre éstas resulta:

$$\beta_{lenguaje}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - \left\{ (0.30)1 + (0.28)\frac{3}{7} + (0.18)\frac{3}{7} + (0.14)\frac{2}{7} + (0.10)\frac{2}{7} \right\}$$

$$\beta_{lenguaje}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - 0.565 = 0.435$$

Arriba se ejemplificó la semejanza parcial relativa a Terapia de Lenguaje. Sin embargo, en esta especialidad, como se sabe, también se definieron dos conjuntos de apoyo: uno relacionado con las variables de la fisura y el otro correspondiente a las variables propias de Terapia de Lenguaje, de modo que la función de semejanza *total* para esta especialidad quedó definida de la siguiente forma:

$$\beta_{TL}(I(P_1), I(P_2)) = 0.1 \left[ \beta_{fisura}(I(P_1), I(P_2)) \right] + 0.9 \left[ \beta_{lenguaje}(I(P_1), I(P_2)) \right] \quad (4.11)$$

donde los dos conjuntos de apoyo, como se mencionó, fueron considerados con una importancia de 0.10 para la fisura y 0.90 para lenguaje.

#### 4.4.5 Ortodoncia

**4.4.5.1 Variables.** Para esta especialidad se definieron variables que permiten la evaluación de la condición del maxilar, la premaxila, la mandíbula y la mordida del paciente en dependencia del tipo de lesión presentada. La variable *contacto de segmentos* está directamente relacionada con las fisuras de paladar primario completas, y se valora en términos de los milímetros de separación de los segmentos. En este caso, así como en las variables relacionadas con la sobremordida, el dominio es un intervalo y el criterio de comparación definido para éstas es la diferencia relativa, aunque en el caso de contacto de segmentos una separación de hasta 1 mm, se considera despreciable y todas las separaciones mayores de 20 mm son equivalentes. La variable *maloclusión* sólo toma los valores “sí” o “no” y consecuentemente su criterio de comparación es booleano. En el caso de la variable *oclusión dental*, aunque puede tomar tres valores ( $C_1$ ,  $C_2$  y  $C_3$ ) éstos son eventos independientes y no ordenados, es decir, son diferentes entre sí, de modo que el criterio de comparación usado para esta variable también es booleano.

La variable *colapso maxilar*, es 4-valente y su criterio de comparación, según los expertos, se definió como difuso. Es importante notar que en este caso, el criterio de comparación (a diferencia de algunos definidos en otras especialidades -ver cirugía-), no tiene una escala homogénea, es decir, las diferencias entre dos valores consecutivos *no* son equivalentes, de acuerdo con el criterio del experto. Las variables de la premaxila, tienen tres dominios: en un caso es bivalente y 3-valente en el segundo. En este último cabe decir que es un conjunto no ordenado. Para ambos casos se definió un criterio de comparación booleano. En el tercer caso, su dominio es el intervalo  $[-10, 10]$ mm. Por lo que se definió un criterio difuso dado por el módulo de la diferencia de los valores entre 20 (la diferencia máxima). Las variables propias de esta especialidad, su dominio y criterio de comparación, se muestran en la tabla 4.23. El ERI quedó definido por estas variables y las relacionadas con el tipo de fisura: *paladar primario* y *paladar secundario*. Para esta especialidad, las variables relacionadas con el tipo de fisura forman el conjunto *pre* y las variables propias de Ortodoncia el conjunto *pre/post*.



**Ponderación ( $\rho$ )**

Variable	Fisura unilateral	Fisura bilateral
1. Maloclusión por retrusión	0.10	0.04
2. Maloclusión por protrusión	0.05	0.04
3. Contacto de segmentos	0.16	0.05
4. Colapso maxilar (derecho, izquierdo)	0.20	izq. 0.08, der. 0.08
5. Colapso maxilar (anteroposterior)	0.20	0.09
6. Oclusión dental (Angle)	0.17	0.07
8. Sobremordida vertical	0.12	0.04
9. Sobremordida horizontal	0.10	0.04
10. Premaxila (protusiva o retrusiva)	no se valora	0.10
11. Premaxila (central o desviada)	no se valora	0.10
12. Premaxila (discrepante vertical)	no se valora	0.10

Tabla 4.24. Ponderación de las variables que forman el conjunto de apoyo de Ortodoncia.

Como se sabe, la función de semejanza se determina a partir del espacio de representación inicial (ERI) de los objetos. En este caso, se tienen dos ERIs: uno para las fisuras unilaterales y el otro para las fisuras bilaterales. Se definieron dos funciones de semejanza. En general la función de semejanza para Ortodoncia quedó definida como:

$$\beta_{ortodoncia}(I(P_i), I(P_j)) = 1 - \frac{\sum_{t=1}^k \rho_t C_t(x_t(P_i), x_t(P_j))}{n} \quad (4.12)$$

donde  $k$  depende del número de variables y  $n$  es el factor de normalización calculado a partir de su ponderación.

**4.4.5.3 Ejemplo de evaluación de la semejanza parcial en Ortodoncia.** En la tabla 4.25 se muestran las descripciones de cuatro pacientes. En principio hay que decir que los dos primeros ( $P_1$  y  $P_2$ ) presentan una lesión *unilateral*, además de tener descripciones muy

Calculando la semejanza entre P<sub>3</sub> y P<sub>4</sub>:

$$\beta_{ortodoncia}(I(P_1), I(P_2)) = 1 - \frac{\left(0.04(1) + 0.04(1) + 0.05(0.1) + 0.08(1) + 0.08(1) + 0.09(1) + 0.07(0.5) + 0.04(0.15) + \right)}{0.04(0.19) + 0.10(1) + 0.10(1) + 0.10(0)} \quad 1.1$$

$$\beta_{ortodoncia}(I(P_1), I(P_2)) = 0.47$$

Aquí la ponderación para las variables es la correspondiente a las fisuras bilaterales.

Finalmente, igual que en las dos especialidades anteriores, para determinar la semejanza total entre los pacientes también es necesario considerar la semejanza de la fisura. De tal forma que la función de semejanza *total* para la especialidad de Ortodoncia quedó definida de la siguiente forma:

$$\beta_{TO}(I(P_i), I(P_j)) = 0.20 \left[ \beta_{fisura}(I(P_i), I(P_j)) \right] + 0.80 \left[ \beta_{ortodoncia}(I(P_i), I(P_j)) \right] \quad (4.15)$$

donde los dos conjuntos de apoyo fueron considerados con una importancia de 0.20 para la fisura y 0.80 para Ortodoncia.

**4.4.5.4 Definición de las clases.** En este caso, el número de variables es mayor que en los casos de Terapia de Lenguaje y Psicología. Además de que algunas variables toman valores continuos, lo cual hace más complejo el proceso para la definición de los criterios para la determinación de las clases. Se incorporó la variable fístulas palatinas. Tomando en cuenta estos elementos a continuación se describen los criterios que definen las clases postoperatorias para Ortodoncia.

*Excelente.* Para que el paciente se ubique en esta clase, en principio puede presentar una fisura de paladar primario *incompleta*, o una completa con una separación de los segmentos menor a 3 mm, porque estas lesiones no generan consecuencias en Ortodoncia, de modo que los pacientes no requieren tratamiento de esta especialidad. Asimismo, un paladar submucoso *a priori* se ubica en esta clase. Pertenecen a esta clase los pacientes que presenten las siguientes características:

*Bien:* Todas las combinaciones que no están en las clases restantes

*Regular:* Maloclusión por retrusión maxilar: *si*

Maloclusión por protusión mandibular: *no*

Contacto de segmentos: en  $[3, 6]$  mm

Colapso maxilar bilateral: *de moderado a severo*

Colapso maxilar anteroposterior: *moderado*

Oclusión dental:  $C_2$  o  $C_3$  (clasificación de Angle asociada con maloclusión por retrusión maxilar)

Sobremordida: en  $[-2, 0]$  mm, vertical y horizontal

Premaxila: protusiva o retrusiva. La discrepancia vertical debe estar en el intervalo  $[-4, +4]$  mm

Cabe mencionar que si se cumplen las primeras 4 características es suficiente para estar en la clase de regular.

*Mal.* En esta clase los pacientes pueden presentar una fístula anterior con una dimensión mayor que 10 mm. La valoración que debe presentarse es:

Maloclusión por retrusión maxilar: *si*; (y /o) Maloclusión por protusión mandibular: *si*

Contacto de segmentos: *mayor que 7 mm*

Colapso maxilar: anteroposterior *severo* o bilateral *severo* o puede presentarse un colapso unilateral (izq o der) *severo*

Oclusión dental:  $C_3$  o  $C_2$  (clasificación de Angle asociada con premaxila protusiva)

**4.4.5.5 Pronóstico de rehabilitación.** Para hacer el pronóstico de rehabilitación de un paciente en Ortodoncia, también hay que realizar el procedimiento descrito en el epígrafe 4.4.2.7. Sin embargo, hay que poner especial atención en cuanto a la descripción inicial que hay que hacerle al paciente. En relación al pronóstico de rehabilitación en Ortodoncia, se pueden evaluar tres variables en el paciente desde los primeros días de nacimiento: contacto de segmentos, colapso maxilar (izquierdo y/o derecho) y colapso maxilar anteroposterior. Sin embargo, la condición para poder hacer la descripción inicial completa del individuo es

hablan, es decir, niños entre uno y dos años. Si el paciente recibe estimulación temprana, el resultado de la Terapia de Lenguaje es mucho más eficiente. Por tanto este hecho le facilita de algún modo el trabajo al terapeuta de lenguaje. En cuanto al porcentaje de insuficiencia velofaríngea, se refiere al *cierre* del velo faríngeo que tiene el individuo y que le permite o no tener una adecuada articulación compensatoria del lenguaje. El avance en la rehabilitación de lenguaje depende entonces de cuánto sea este porcentaje (una persona con lenguaje normal debe tener un porcentaje de cierre del 100%). La corrección de la insuficiencia velofaríngea se hace de manera quirúrgica. Por tanto, la capacidad de rehabilitación en el lenguaje para estos pacientes depende del mayor porcentaje logrado mediante la cirugía, de tal modo que el conocimiento de este parámetro le permite saber al terapeuta de lenguaje, hasta dónde debe y puede esforzarse en la dirección de la rehabilitación de su paciente.

Procedimiento quirúrgico	Descripción
1. Palatoplastia	Corrección del paladar
2. Queiloplastia	Corrección del labio
3. Periostoplastia	Dar continuidad a los segmentos a nivel alveolar (donde emergen los dientes)
4. Faringoplastia	Corrección de la insuficiencia velofaríngea
5. Rinoplastia	Corrección de la deformidad nasal
6. Colocación de aparato de latam	Reorientación de los segmentos
7. Retoque de labio	Corrección secundaria posterior a la queiloplastia
8. Retoque de nariz	Corrección secundaria posterior a la rinoplastia
9. Colgajo vomeriano	Reconstrucción del <i>techo</i> del paladar o bien, del <i>piso</i> nasal
10. Elongación de la columnela	Longitud a la columnela insuficiente
11. Avance maxilar	Avance del maxilar retruido
12. Cierre de fistula	Cierre del efecto secundario de una palatoplastia y/o queiloplastia

Tabla 4.26. Procedimientos quirúrgicos para la corrección de las fisuras de paladar.

**4.5.2.1 Sistemas de conjuntos de apoyo.** Entre los parámetros fundamentales de los algoritmos que se basan en precedencias parciales están los denominados conjuntos de apoyo, que como se mencionó, son subconjuntos del conjunto de variables y cuyo objetivo es precisamente, modelar la precedencia parcial. En este sentido se definieron los siguientes sistemas de conjuntos de apoyo.

*Cirugía.* De manera inicial, se definió un conjunto de apoyo  $\omega_1$  con las variables *paladar primario* y *paladar secundario* que son las asociadas con el tipo de fisura, y se definieron además otros dos conjuntos de apoyo, cada uno relacionado con las distintas estructuras que se toman en cuenta en la valoración del paciente. Es decir, el primero ( $\omega_2$ ) conformado por las variables de *labio* (tabla 4.5) y el segundo ( $\omega_3$ ) conformado por las variables de *nariz* (tabla 4.6).

*Psicología.* En este caso se determinaron dos conjuntos de apoyo: uno con las variables del tipo de fisura ( $\omega_1$ ) y el otro ( $\omega_4$ ), con las variables propias de la especialidad (tabla 4.11).

*Terapia de Lenguaje.* Para esta especialidad se definieron también dos conjuntos de apoyo: uno relacionado con el tipo de fisura ( $\omega_1$ ) y el otro ( $\omega_5$ ), con las variables propias de la especialidad (tabla 4.14).

*Ortodoncia.* En este caso también se definieron dos conjuntos de apoyo: las variables relativas al tipo de fisura ( $\omega_1$ ) y las variables propias de la especialidad ( $\omega_6$ ) (tabla 4.17).

Cada uno de los conjuntos de apoyo determina una descripción parcial del paciente: la que recibe el nombre de  $\omega$ -parte. Es decir:

Sea  $I(O) = (x_1(O), \dots, x_n(O))$  y  $\omega = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_h}\}$  entonces  $\omega I(O) = (x_{i_1}(O), \dots, x_{i_h}(O))$

La evaluación de la semejanza entre los pacientes se hará, precisamente, atendiendo a cada una de dichas  $\omega$ -partes.

**4.5.2.6 Regla de solución general para la clasificación del objeto.** En esta última etapa se define la forma de decidir, en función de las votaciones de la etapa anterior, la clase en dónde va a ser ubicado el objeto, es decir, su pronóstico.

El objeto O será ubicado (pronosticado) en aquella clase  $K_s$  para la que se alcance el máximo de las votaciones ( $\Gamma_s$ ). Si denotamos por  $\Gamma_E^{(O)}, \Gamma_{MB}^{(O)}, \Gamma_B^{(O)}, \Gamma_R^{(O)}$  y  $\Gamma_M^{(O)}$ , las votaciones finales del objeto O para cada una de las clases, entonces O se clasifica en la clase  $K_s$  si:

$$\Gamma_s^{(O)} = \max\left\{\Gamma_E^{(O)}, \dots, \Gamma_M^{(O)}\right\}, s \in \{E, MB, B, R, M\} \quad (4.20)$$

Si el máximo se alcanza en más de una clase, O se ubica en aquella que represente una condición superior, es decir, E tendrá prioridad sobre todas, MB sobre B, R, M y así sucesivamente.

#### **4.6 ETAPA 4. SOLUCION DEL PROBLEMA MATEMATICO**

Como se ha visto, la rehabilitación integral del paciente que sufre una fisura de paladar depende de cuatro áreas clínicas. La modelación matemática del problema se hizo entonces, atendiendo a cada una de las especialidades. Desde el punto de vista matemático, los cuatro problemas modelados resultan *equivalentes* por lo que sólo se ilustrará la solución del problema atendiendo a la especialidad de Cirugía.

Por otro lado, en las especialidades de Ortodoncia, Psicología y Terapia de Lenguaje la información requerida y disponible, como se mencionó en la etapa 2, está desfasada con respecto a Cirugía, por tratarse de información relativa al crecimiento y desarrollo de los pacientes. De modo que la información completa disponible de los pacientes, se refiere únicamente a la relacionada con Cirugía.

##### **4.6.1 Características de la información**

Se registraron 95 pacientes vírgenes, que acudieron al Hospital durante el periodo junio 96-diciembre 97 con su descripción inicial en términos de las variables definidas para la fisura, el labio y la nariz que se muestra en el anexo 4. Es importante notar que, de estos pacientes *ninguno ha concluido su tratamiento*, es decir, ninguno está dado de alta. Por esta razón y de

#### 4.7 ETAPA 5. ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS RESPECTO AL PROBLEMA

Con la muestra de 95 pacientes, se conformaron las matrices de aprendizaje y de control. Esto se hizo de manera aleatoria con una relación 1:2, es decir, por cada paciente que ingresó a la matriz de aprendizaje, se incorporaron dos a la matriz de control. La matriz de aprendizaje quedó constituida por 32 pacientes, distribuidos de la siguiente forma: 10 en la clase excelente (E), 14 en la clase muy bien (MB) y 8 en la clase bien (B). En la tabla 4.27 se muestran los datos codificados para dicha matriz. La primera columna refiere el número del expediente, las dos columnas siguientes son las variables de la fisura (paladar primario y paladar secundario), las 9 siguientes se refieren a la descripción del labio y las 7 restantes corresponden a la descripción de la nariz. De manera análoga, la matriz de control quedó conformada por 63 pacientes: 19 en E, 29 en MB y 15 en B. Los datos codificados para esta matriz se muestran en la tabla 4.28.

##### 4.7.1. Resultados de clasificación

La clasificación, evidentemente, se hizo con los pacientes de la matriz de control y los resultados obtenidos se muestran en la tabla 4.29.

Clase (algoritmo)	E	MB	B	Total
Clase (inferencia)				
EXCELENTE (E)	17	2	0	19
MUY BIEN (MB)	0	26	3	29
BIEN (B)	0	1	14	15
Total	17	29	17	63

Tabla 4.29 Resultados de clasificación

Como puede observarse en la diagonal de la tabla, están resaltados los aciertos de la clasificación. De los 19 pacientes inferidos por el especialista en la clase excelente, 17 fueron

expediente	fisura	labio									nariz							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7	
049505	6 0	3	3	3	2	3	3	3	2	3	2	1	2	3	1	1	1	
054420	0 25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
057134	0 50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
057526	0 34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
059449	0 55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
052426	0 14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
053076	0 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
051321	0 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
054104	0 34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
054856	0 50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	
059132	6 0	3	3	3	2	2	3	3	3	3	3	2	2	2	1	1	1	
051608	12 8	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	2	0	
052699	17 34	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	0	0	
057902	12 34	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	3	2	2	2	0	
058206	23 34	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	0	
052565	16 34	3	3	3	3	3	3	3	0	3	3	3	3	3	2	0	0	
053846	6 0	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	0	0	
059233	12 0	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	2	1	1	1	
050552	19 34	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	0	0	
053673	22 25	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	3	3	2	0	0	
053890	20 55	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	0	0	
054000	36 0	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1	0	0	0	3	0	
051904	6 34	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	0	
059000	24 50	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	
054200	49 37	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	3	0
056073	25 55	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0
s/n	47 55	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0
058813	52 55	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	3	0	0
058101	43 55	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	3	0
052472	36 37	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	2	3	0
053762	72 37	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0
053280	76 37	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0

Tabla 4.27 Matriz de aprendizaje con los datos codificados de 32 pacientes



RESULTADO DE LA CLASIFICACION de la muestra de control con 63 objetos.

expediente	V1	V2	V3	V4	V5	
058821	0.633145	0.784178	0.570934	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 2						
054848	0.640913	0.754384	0.531626	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 2						
053670	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
056079	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
047240	0.863181	0.468597	0.394566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
054821	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
043292	0.870054	0.493688	0.257112	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
s/n	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
058258	0.866454	0.491818	0.406566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
052545	0.885326	0.505142	0.283839	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
047869	0.879217	0.498597	0.268566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
053763	0.902890	0.523688	0.348748	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
051770	0.879217	0.498597	0.268566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
056079	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
042537	0.898308	0.520415	0.394566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
047945	0.887683	0.516411	0.309730	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
044039	0.892963	0.510597	0.302930	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
054387	0.879217	0.498597	0.268566	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						
021609	0.902890	0.528597	0.383112	0.000000	0.000000	
pertenece a la clase 1						

057054	0.597167	0.793960	0.577506	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054748	0.470940	0.834826	0.838776	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 3					
057128	0.482141	0.812972	0.670744	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
050715	0.467040	0.832041	0.842676	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 3					
057271	0.522676	0.886263	0.800022	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054995	0.510976	0.885148	0.811722	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
058168	0.474840	0.837055	0.834876	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
058399	0.475040	0.822041	0.832676	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 3					
058998	0.495870	0.834441	0.813576	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
059382	0.526234	0.879295	0.769586	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
052685	0.507921	0.879694	0.819358	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
051728	0.452495	0.755239	0.703654	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
059251	0.548933	0.827109	0.627406	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
053661	0.502385	0.847489	0.654604	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
048121	0.501875	0.846167	0.655204	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
043144	0.561071	0.811512	0.602851	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
051768	0.502666	0.878813	0.820122	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
053843	0.499276	0.875782	0.789058	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054101	0.519621	0.880808	0.807658	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
043273	0.538276	0.884034	0.784422	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054607	0.509296	0.860077	0.811122	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
051809	0.491476	0.875677	0.831222	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054182	0.518776	0.886263	0.803922	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054674	0.469605	0.819932	0.686329	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054612	0.499276	0.880691	0.823422	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054801	0.520876	0.879491	0.801822	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
052985	0.483676	0.868991	0.838047	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054850	0.474840	0.837055	0.834876	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					
054612	0.490440	0.842069	0.819276	0.000000	0.000000
pertenece a la clase 2					

054881	0.262224	0.652610	0.840876	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
054607	0.457876	0.822222	0.842676	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
056052	0.367155	0.731333	0.904279	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
056063	0.464176	0.847368	0.818308	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 2					
050196	0.253173	0.565496	0.808491	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
057344	0.365332	0.726220	0.867199	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
058808	0.259323	0.599920	0.841604	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
058429	0.340197	0.713891	0.905226	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
058935	0.433470	0.804912	0.871101	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
052937	0.341574	0.707974	0.877701	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
053839	0.382770	0.757555	0.902301	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
052250	0.364306	0.755019	0.865013	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
053614	0.482182	0.755832	0.804173	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
052789	0.459240	0.825355	0.849501	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					
051319	0.447540	0.815326	0.858276	0.000000	0.000000
pertenecce a la clase 3					

#### **4.8 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO 4**

En este capítulo, se hizo la modelación matemática del problema clínico relacionado con las malformaciones de labio y/o paladar denominadas fisuras de paladar primario y secundario, respectivamente, aplicando la Metodología propuesta en el capítulo dos de esta tesis. Los resultados obtenidos de este trabajo, se describen a continuación:

1. Se hizo la modelación matemática de cuatro problemas clínicos. Esto es, un problema por cada especialidad que participa en la rehabilitación integral de pacientes que presentan una fisura de paladar. De aquí la posibilidad de describir en forma completa el estado del paciente.
2. Se definieron las variables relacionadas con las diferentes fisuras, que pueden presentarse en el paladar primario y en el secundario, así como sus dominios de definición y criterios de comparación.
3. Atendiendo aspectos estéticos en el paladar primario, se definieron las variables relacionadas con labio y nariz, así como sus dominios de definición y criterios de comparación.
4. Para las especialidades de Psicología, Terapia de Lenguaje y Ortodoncia también se definieron las variables, sus dominios y criterios de comparación.
5. En todas las especialidades, fue necesario asignar una puntuación cuantitativa (ponderación) a las variables, que reflejara la importancia (la complejidad) que éstas tienen en la toma de decisiones, según los expertos. Por lo tanto, se desarrolló un método para la asignación de dicha ponderación.
6. Atendiendo aspectos funcionales en el paladar secundario, se definieron las variables relacionadas con el resultado quirúrgico. Es decir, secuelas de la cirugía que eventualmente pueden presentarse en el paciente. A éstas se les denominaron variables de la valoración postquirúrgica.

retroalimentación necesaria para mejorar la atención proporcionada al paciente, e incluso pronosticar hasta dónde es posible su rehabilitación, lo cual incide directamente en la calidad de vida que pueda tener el individuo.

12. Finalmente, la metodología incide directamente en cada uno de los especialistas que la conforman, es decir: la ayuda que brinda fundamentalmente es para su *autoevaluación*. De este modo, el trabajo aquí presentado se desarrolló en función del especialista y para ayuda del especialista, siendo ésta precisamente, la aportación más importante que tiene la metodología mencionada.
13. Se obtuvo una alta eficiencia (90.5%) del algoritmo de pronóstico en una muestra de 63 pacientes, a partir de la muestra de aprendizaje de 32 pacientes.

## CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES GENERALES

### I. CARACTERÍSTICAS DE LA INFORMACIÓN MÉDICA Y LA COMPLEJIDAD DE LA MODELACIÓN DE PROBLEMAS RELACIONADOS CON EL DIAGNÓSTICO Y/O PRONÓSTICO EN MEDICINA.

- ◆ Se analizó que la imprecisión, relacionada con el contenido de los hechos; y la incertidumbre, referida a su veracidad; desempeñan un papel esencial en la información médica. Esto hace que el proceso de la toma de decisiones en Medicina, sea una actividad realmente compleja.
- ◆ La modelación matemática en esta área, no sólo considera datos (colectados a partir de muestras de pacientes), sino también conocimiento médico con un alto grado de subjetividad. En este sentido, es común que los especialistas no tengan una sola conceptualización sobre el problema y su posible solución, lo cual también debe tomarse en cuenta.
- ◆ Los problemas de diagnóstico y pronóstico médicos tienen una naturaleza híbrida donde se mezcla información de diferentes tipos. Con frecuencia ocurre que para describir los objetos, se requiere utilizar *variables cuantitativas y cualitativas* en forma simultánea; lo cual es muy importante considerar, en aras de modelar y resolver el problema real.

Estos son algunos elementos que hacen que el proceso de modelación matemática de problemas relacionados con la elaboración de un diagnóstico o pronóstico médicos deba realizarse con especial cuidado.

Como pudo apreciarse, del análisis crítico hecho a algunos trabajos de la literatura, en general es común que no se tomen en cuenta todas las características de la información médica. Asimismo, se mostraron algunos errores metodológicos cometidos en la aplicación de modelos matemáticos y herramientas computacionales en dichos trabajos.

de la función de semejanza. Hay que subrayar que una definición incorrecta del ERI puede invalidar la solución al problema considerado.

Otros aspectos importantes del Método propuesto, son la definición clara de los objetivos, de los criterios para la evaluación de los resultados, así como la importancia relativa de las variables. En este sentido, el enfoque lógico-combinatorio proporciona herramientas matemáticas que pueden ayudar en la realización práctica de dicho Método, para la modelación matemática de problemas relacionados con la toma de decisiones médicas de manera natural, sin tener que forzar la realidad.

Finalmente, durante el desarrollo del Método se pretende una estrecha interacción entre el grupo de trabajo multidisciplinario, con el objetivo de lograr la mayor correspondencia entre los distintos modelos involucrados y así poder alcanzar la mayor coherencia entre los resultados obtenidos. En este sentido, es importante subrayar que aunque la aplicación de las etapas de esta Método presupone un orden, no excluye que en determinado momento haya que retomar alguna de las etapas anteriores y rectificar o ratificar las decisiones tomadas.

### **III. REPERCUSIONES DEL MÉTODO EN LA MATEMÁTICA. DESARROLLO DE HERRAMIENTAS MATEMÁTICAS.**

- ◆ Se mostró la utilidad del Método propuesto en esta tesis mediante el análisis del trabajo de Heathfield *et al.* (1996), en el cual se aborda el problema del diagnóstico histopatológico de enfermedades de mama. Se expusieron las violaciones metodológicas cometidas por el autor y las ventajas que ofrece el Método en la solución del problema. Haciendo uso de algunas herramientas matemáticas del enfoque lógico combinatorio (Teoría de Testores y algoritmos de precedencia parcial), se demostró que dicho trabajo se reduce al cálculo particular de un sólo testor típico. Asimismo, se hizo la extensión del algoritmo propuesto por Heathfield que resultó una herramienta más poderosa en la definición de un diagnóstico, por no restringir el tipo de variables, ni los criterios de comparación.

Además, se propone un método para la determinación de la relevancia de las variables que conforman un agrupamiento conceptual a partir de dos enfoques: la relevancia de las variables con respecto a cada agrupamiento particular (*s-complejo*), que está determinado por diferentes *ℓ-complejos* y que se denominará *relevancia local*; y la relevancia con respecto a la estructuración completa del universo, determinada por una o varias combinaciones de *ℓ-complejos* que generan dicha estructuración, denominada *relevancia global*. En este sentido, se utiliza por un lado, la frecuencia de aparición de la variable en el agrupamiento generado (*ℓ-complejo*) y por el otro, la longitud, referida al número de variables asociadas al *ℓ-complejo*. En relación a las expresiones desarrolladas para este método, éstas dan una respuesta a un problema no resuelto hasta la fecha.

#### **IV. REPERCUSIONES DEL MÉTODO EN LA PRÁCTICA. SU APLICACIÓN EN LA MODELACIÓN DEL PROBLEMA DE FISURAS DE PALADAR.**

La Método se aplicó en la modelación matemática del problema clínico relacionado con las malformaciones de labio y/o paladar denominadas fisuras de paladar primario y secundario, respectivamente. Valorar pacientes que presentan malformaciones de esta naturaleza, hacer la descripción completa de dicha fisura, es un problema complejo y requiere de variables de distinta naturaleza, por lo que su modelación con los métodos convencionales se dificulta. Al respecto, fue factible hacer la modelación del problema a través del Método presentado y con algunas herramientas del enfoque lógico-combinatorio de la Teoría de Reconocimiento de Patrones. Los resultados obtenidos de esta aplicación, se describen a continuación:

- ◆ La rehabilitación integral del paciente que presenta una fisura de paladar involucra cuatro especialidades: cirugía reconstructiva, ortodoncia, terapia de lenguaje y psicología. En este sentido, la modelación del problema se hizo mediante la interacción con los expertos de cada una de estas especialidades, tomando en cuenta aspectos estéticos y funcionales. De modo que la modelación matemática se hizo para cuatro problemas clínicos, es decir, un problema por cada especialidad. De aquí la posibilidad de describir en forma completa el estado del paciente.



- ◆ Se definieron las variables de control para las especialidades de Cirugía y Terapia de Lenguaje.
- ◆ Se definieron los criterios de experto que determinaron las clases postoperatorias en cada especialidad, a partir de las cuales se puede evaluar el avance de la rehabilitación del paciente en cualquier momento.
- ◆ Para la clasificación y pronóstico de pacientes que presentan este tipo de lesiones se utilizó el algoritmo de votación por ser un algoritmo de precedencia parcial, que es una de la característica sobre la que los especialistas apoyan sus conclusiones.
- ◆ Se desarrolló un método para hacer el pronóstico de rehabilitación de pacientes que presentan una fisura de paladar, a partir de su descripción inicial, en términos de las variables definidas para cada especialidad y tomando en cuenta los casos que ya han sido rehabilitados por la Clínica multidisciplinaria que los atiende. Dicho pronóstico, es el resultado de una clasificación *supervisada* de los pacientes, tomando en cuenta la experiencia (conocimiento) acumulada de los expertos. En este punto es importante subrayar que, aunque el método fue desarrollado para un problema clínico particular en Medicina, ésta puede utilizarse en otras áreas del conocimiento. Es decir, se elaboró un método que permite conocer la evolución de un proceso a partir de su estado inicial, tomando en cuenta la información relativa a la conclusión del proceso en cuestión. Asimismo, definiendo criterios de experto sobre los resultados que deben obtenerse de dicho proceso, es factible evaluar el avance del proceso en cualquier momento.
- ◆ El método elaborado permite la evaluación de la tendencia en la evolución de la Clínica multidisciplinaria que participa en la rehabilitación integral de los pacientes que presentan una fisura de paladar. Proporcionando información, por ejemplo, sobre qué tan eficientes son los procedimientos quirúrgicos empleados (variables de control de Cirugía); o si dependiendo de la lesión, hay que utilizar una técnica quirúrgica particular; o si existe alguna correlación entre los pacientes que presentan una misma lesión y su rehabilitación;

- ◆ Extrapolar el Método a la solución de otros problemas en Medicina: quemados y cirugía plástica de mano, seno, etc.
- ◆ Explorar otros algoritmos de clasificación supervisada de precedencia parcial (conjuntos de representantes, kora) y observar su eficiencia en la solución del problema clínico particular abordado en esta tesis.

Con respecto al análisis de datos, es importante desarrollar herramientas que permitan hacer una evaluación más adecuada de la labor del médico, que la que proporcionan la mayoría de los métodos tradicionales de análisis de datos. Para lo cual se pretende la aplicación y/o desarrollo de herramientas basadas en algoritmos conceptuales y en la Teoría de Objetos Simbólicos (Diday, 1995; Ruiz-Shulcooper *et al.* 1996):

- ◆ Hacer el análisis de los datos de los pacientes, aplicando algoritmos como el de tipicidad y contraste (Vega-Alvarado, 1995) y el concepto de *cohesión* de agrupamientos desarrollado por Godoy-Calderón, 1996.
- ◆ Desarrollar un *índice de complejidad*, el cual a partir de las características de la fisura de paladar, proporcione al médico un indicativo de la complejidad quirúrgica de la lesión.
- ◆ Las variables n-dimensionales resultaron ser un modelo adecuado para algunos casos prácticos en el problema de establecer un diagnóstico o pronóstico en Medicina. Es por ello que se hace necesario el desarrollo de algoritmos que permitan extraer la mayor cantidad de información, útil para los especialistas del área particular, es decir, desarrollar métodos eficientes para el procesamiento de las variables n-dimensionales.

12. Boom AR: Looking for indicants in the differential diagnosis of jaundice. *Medical Decision Making* **6**: 36-41, 1986.
13. Boom AR, L Fonseca, C Yañez, D Gil y T Karson: Differential diagnosis between amoebic liver abscess and acute cholecystitis. *Journal of Medical Systems* **3**: 205-212, 1983.
14. Buisson JC, H Farreny and H Prade: The development of a medical expert system and the treatment of imprecision in the framework of possibility theory. *Information Sciences* **37**: 211-226, 1985.
15. Carrasco, OJA: *Clasificadores basados en conjuntos representantes*. Tesis para obtener el grado de Maestro en Ciencias. Sección de Computación, CINVESTAV-IPN, México, 1994.
16. Davies JS and Ritchie HP: Classification of congenital cleft lip and palate. *JAMA*, **79**: 1323- 1922.
17. De la Vega, DIA: *Extensión al caso difuso del algoritmo de clasificación KORA-3*. Tesis para obtener el grado de Maestro en Ciencias. Sección de Computación, CINVESTAV-IPN, México, 1994.
18. Diday E: Probabilist, possibilist and belief objects for knowledge analysis. *Annals of Operations research* **55**: 227-277, 1995.
19. Dmitriev AN, YY Dmitriev and FP Krendelev: On the mathematical principles for classifying objects and phenomena. *Discretnyi Analiz* **7**, 3-15 (1966). (en Ruso).
20. Dorodnitsina V.V. Acerca de la aplicación de los métodos de reconocimiento y clasificación para la solución del diagnóstico médico. En *Métodos matemáticos en el Reconocimiento de Patrones y la Optimización Discreta*. Centro de Cálculo de la AC URSS. (Moscú): 1990. (En ruso)
21. Edwards NH: The accuracy of a Bayesian computer program for diagnosis and teaching in acute abdominal pain of childhood. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **23**:155-160, 1986.
22. Esogbue AO and RC Elder: Fuzzy sets and the modelling of physician decision processes. Part I: The initial interview-information gathering session. *Fuzzy Sets and Systems* **2**:279-291, 1979.

36. Ikramova JZ: *Algoritmos de reconocimiento y diagnóstico*. Editorial FAN, Tashkent, Uzbekistán.1982. (en Ruso)
37. Jiménez-Jacinto V: *Selección de variables con el algoritmo REC*. Tesis para obtener el grado de Licenciatura en Matemáticas aplicadas y Computación. ENEP-Acatlán, UNAM, 1994.
38. Jiménez-Jacinto V: *Extensión del algoritmo REC para el cálculo de testores típicos*. Tesis para obtener el grado de Maestría en Ciencias. Sección de Computación, CINVESTAV-IPN, México, 1995.
39. Kandel A: *Fuzzy mathematical techniques with applications*. Addison-Wesley, 1986.
40. Kernahan DA and Stark RB: A new classification for cleft lip and cleft palate. *Plastic Reconstructive Surgery*, **22**: 435, 1958.
41. Kissiov V, S Hadjitodorov and L Kuncheva: Using key features in pattern recognition. *Pattern Recognition Letters* **11**: 1-5, 1990.
42. Klir GJ and TA Folger: *Fuzzy sets, uncertainty and information*. Prentice Hall, 1988.
43. Krusinska E, A Babic, U Mathiesen, S Chowdhury, O Wigertz, G Bodemar and L Frazén: A statistically rule-based decision support system for the management of patients with suspected liver diseases. *Medical Informatics* **18**(2): 113-130, 1993.
44. Kuncheva L: Two-level classification schemes in medical diagnostics. *Int J Biomed Comput*, **32**: 197-210, 1993.
45. Kunz JC, Shortliffe EH, Buchanan, BG: Comparison of techniques of computer-assited decision making in medicine. In *Modeling and Analysis in Biomedicine*, Ed C. Nicolini. World Scientific, 1984
46. Larson HJ: *Introducción a la teoría de probabilidades e inferencia estadística*. Ed. Limusa, 8a. ed. México, 1990.
47. Lazo-Cortés M: *Modelos basados en la teoría de testores para la elección de rasgos y la clasificación supervisada con descripciones no clásicas de los objetos*. Tesis Doctoral. Universidad Central de las Villas, Cuba, 1994.
48. Lazo-Cortés M and Ruiz-Shulcloper J: Determining the feature relevance for non-classically described objects and a new algorithm to compute typical fuzzy testors. *Pattern Recognition Letters* **16**: 1259-1265, 1995.

62. Ortiz, PM and Mercado E: *Diarrheic diseases diagnostic by analytic hierarchy method*. Proc. Fifth Int. Conf. on Systems Science on Health Care, Prague 1992. pp.
63. Ortíz-Posadas MR, Martínez-Trinidad F and Ruiz-Shulcloper J: A new approach to differential diagnosis of diseases. *Int J Biomed Comput* **40**: 179-185, 1996.
64. Ortiz-Posadas MR, Vega-Alvarado L, Jiménez-Jacinto V y Lazo-Cortés MS: *Modelación matemática de fisuras de paladar con el enfoque lógico combinatorio de la teoría de reconocimiento de patrones*. Memorias XIX Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. D. F. México. *Rev Mex Ing Biom (suplemento M-27)* **XIV**(1), 1996.
65. Ortiz-Posadas, M y Ruiz-Shulcloper J: “*Un enfoque para el procesamiento de variables n-dimensionales en diagnóstico médico*”. Memorias II Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. La Habana, Cuba 1997. p 157-167.
66. Ortiz-Posadas, M y Lazo-Cortés, M: “*Evaluación de la rehabilitación de pacientes con fisuras de paladar utilizando técnicas de reconocimiento de patrones*”. Memorias II Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. La Habana, Cuba 1997. p 231-236.
67. Ortiz-Posadas, MR: *Prognosis and evaluation of cleft palate patients rehabilitation using pattern recognition techniques*. World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering. Niza, Francia 1997. *Medical and Biological Engineering and Computing* **35**(1): 500, 1997.
68. Ortiz-Posadas MR, Vega-Alvarado L, Jiménez-Jacinto V y Lazo-Cortés MS: *Evaluación de la calidad del servicio de cirugía reconstructiva en pacientes con fisuras de paladar*. Memorias XX Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica. Colima, México. *Rev Mex Ing Biom (suplemento M-37)* **XIV**(III), 1997.
69. Ortiz-Posadas MR, Vega-Alvarado L, Jiménez-Jacinto V y Lazo-Cortés MS: *El concepto de analogía en medicina. Una función de semejanza para pacientes con fisura de paladar*. Memorias III Taller Iberoamericano de Reconocimiento de Patrones. D. F., México 1998. pp 247-256.
70. Pao YH: *Adaptive pattern recognition and neural networks*. Addison-Wesley, 1989.
71. Pawlak, Z: Rough sets. *International Journal of Information and Control*, **11**(5): 341-356, 1982.

84. Sánchez E: Solution in composite fuzzy relation equations: Application to medical diagnosis in Brouwerian logic. In *Fuzzy automata and decision processes* (Eds: Gupta *et al.*) North-Holland, Amsterdam, 1977, pp. 221-234.
85. Sato Y: *Multidimensional scaling in Minkowski space*. Hokkaido Behavioral Science Report, Series M, **20** (1992) 69-99, 1995.
86. Sato M and Sato Y: Extended fuzzy clustering models for asymmetric similarity. In *Fuzzy logic and soft computing*. Eds B. Bouchon-Meunier, R. Yager, L. Zadeh, Advances in Fuzzy Systems-Applications and Theory, World Scientific, **4** (1995) 228-237.
87. Segaar, RW, JHP Wilson, JDF Habbema and J Hilden: A computer aid for early diagnostic classification of jaundice (the COMIP program). *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **28**: 131- 136, 1989.
88. Shortliffe, EH: Computer programs to support clinical decision making. *JAMA* **258(1)**:61-66, 1987.
89. Smets, P: Medical diagnosis: fuzzy sets and degrees of belief. *Fuzzy Sets and Systems* **5**: 259-266, 1981.
90. Sombé, L: Reasoning under incomplete information in artificial intelligence. *International Journal of Intelligent Systems* **5(4)**:324-470, 1990 Special Issue
91. Szolovits, P and SG Pauker: *Computers and clinical decision making: whether, how and for whom?*. Proc. IEEE **67**: 1224-1226, 1979.
92. Tohá, JC, S Vásquez, P Fuentes and MA Soto: Algorithm for assisting medical diagnosis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **30**: 303-309, 1993.
93. Torchio, M, G Molino, A Cavanna, L Appendini and AM Fornara: PEPTY: a knowledge-based program for assisting medical reasoning in peptic diseases. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **28**: 249-256, 1989.
94. Turner, RM: Using schemas for diagnosis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **30**: 199-207, 1989.
95. Umeyama, S: The complementary process of fuzzy medical diagnosis and its properties. *Information Sciences* **38**:229-242, 1986.

**ANEXO 1: CONCEPTOS FUNDAMENTALES DEL ENFOQUE LÓGICO  
COMBINATORIO DE LA TEORÍA DE RECONOCIMIENTO  
DE PATRONES**

## ANEXO I: CONCEPTOS BASICOS DEL ENFOQUE LOGICO-COMBINATORIO DE LA TEORIA DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES

Debido a su relativa poca divulgación, en este anexo se exponen los conceptos básicos del enfoque lógico-combinatorio de la Teoría de Reconocimiento de Patrones, tanto en medios duros como difusos, con el propósito de que el lector tenga los conocimientos necesarios para hacer un juicio fundamentado acerca de las afirmaciones que se hacen en esta tesis.

### PLANTEAMIENTO FORMAL DE UN PROBLEMA DE CLASIFICACION SUPERVISADA

En el enfoque lógico-combinatorio del reconocimiento de patrones se considera un problema de clasificación con aprendizaje en los siguientes términos:

Se denota por  $U$  el universo de objetos en estudio. Sea  $MA \subseteq U$  una muestra de aprendizaje de objetos  $\{O_1, \dots, O_m\}$  y  $\{K_1, \dots, K_c\}$ ,  $c \geq 2$  una familia de subconjuntos de  $MA$  llamados clases, no necesariamente disjuntos. Sea  $R = \{x_1, \dots, x_n\}$  el conjunto de variables (o rasgos) en términos de las cuales se describen los objetos de  $MA$ . Si cada variable  $x_i$  toma valores en un conjunto  $M_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) entonces mediante un operador de *descripción*  $D$  a cada elemento  $O$  de  $MA$  se hace corresponder un punto en  $M_1 \times \dots \times M_n$  al cual se denotará por  $D(O)$  y se llamará *descripción del objeto  $O$* :

$$D : MA \rightarrow M_1 \times \dots \times M_n$$

$$O \rightarrow D(O)$$

Se utilizará la notación  $D(O) = (x_1(O), \dots, x_n(O))$  donde  $x_i(O)$  representa la evaluación de la variable  $x_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) para el objeto  $O$ .

A cada  $x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) se le asocia un criterio de comparación  $C_i : M_i \times M_i \rightarrow V_i$  que es una función que expresa la comparación entre dos valores de la variable  $x_i$ .  $V_i$  pudiera ser  $\{0,1\}$  en el caso en que el resultado de la comparación se exprese en dos posibles respuestas (iguales o distintos, semejantes o no semejantes, etc.).  $V_i$  puede tomarse como  $[0;1]$  si la respuesta es por ejemplo de naturaleza difusa (grados de diferenciación, etc). Si en calidad de  $C_i$  se toma una métrica, entonces  $V_i$  puede ser  $\mathbf{R}$ .  $V_i$  podría igualmente ser el conjunto de términos de una variable lingüística. Formalmente diremos que  $V_i$  es un conjunto no vacío totalmente ordenado.



comparación  $C_i$  a cada uno de los pares de valores que toma cada rasgo para dichos objetos, de la siguiente forma:

$$\beta: \prod_{i=1}^n M_i \times \prod_{i=1}^n M_i \rightarrow \prod_{i=1}^n V_i$$

$$\beta (D(O_p), D(O_q)) \rightarrow (C_1(x_1(O_p), x_1(O_q)), \dots, C_n(x_n(O_p), x_n(O_q)))$$

Aplicando este procedimiento a todos los pares posibles de objetos que están en clases diferentes de MA, se puede construir una matriz que se denomina en forma genérica *matriz de comparación* (MC), y que en dependencia del tipo de criterios de comparación que se utilicen para cada rasgo, puede ser una matriz de semejanzas o de diferencias, booleana o real. Cada uno de los renglones de MC es el resultado de comparar dos objetos de M que no pertenecen a la misma clase, de modo que

$$MC = \|\| \beta (D(O_p), D(O_q)) \|\|$$

Nótese que si  $|K_i| = m_i$  entonces el número de renglones de MC es  $m' = \sum_{i=1}^{r-1} \sum_{j=i+1}^r m_i \cdot m_j$ .

En general ocurre que MC contiene mucha información redundante en el sentido de las comparaciones, por lo que con frecuencia se reduce para diferentes aplicaciones. Una de esas reducciones consiste en considerar únicamente los llamados renglones *básicos* y a partir de ellos obtener la *matriz básica*.

De cada uno de los objetos  $O_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) de MA se conoce su pertenencia a las clases, esta información puede expresarse a través de un c-uplo de pertenencia  $\alpha(O_i) = (\alpha_1(O_i), \dots, \alpha_c(O_i))$  de modo que  $\alpha_j(O_i)$  denota la pertenencia del objeto  $O_i$  a la clase  $K_j$ ,  $j = 1, \dots, c$ . Si las clases son conjuntos duros y disjuntos, entonces  $\alpha(O_i)$  tienen una única coordenada unitaria y las restantes nulas; si las clases son subconjuntos difusos de MA, es decir, se asume que los objetos del espacio considerado pertenecen en *cierto grado* a cada una de las clases, a cada objeto  $O_i \in MA$  se le asocia un c-uplo de pertenencia  $\alpha_j(O_i) = \mu_{k_j}(O_i)$  que denota el grado de pertenencia del objeto  $O_i$  a la clase  $K_j$ ,  $j = 1, \dots, c$ . De este modo: sea M como antes y la única restricción que se le impone a  $O_i$  es que  $\forall j = 1, \dots, c \max_{1 \leq p \leq m} \mu_{k_j}(O_p) \geq 0.5$  lo que significa que para cada clase existe

aprendizaje (a la que llaman tabla) la consideran dividida en dos subtablas  $T_0$  y  $T_1$  que se corresponden con dos clases  $K_1$  y  $K_2$ . A partir de estas consideraciones dan la siguiente:

**Definición.** (Dmitriev et al. (1966)): El conjunto  $R' = \{x_{i1}, \dots, x_{in}\}$  de columnas de una tabla  $T = (T_0, T_1)$  se denomina *testor* si después de eliminar de  $T$  todas las columnas excepto las de  $R'$ , no existe fila alguna de  $T_0$  igual a una de  $T_1$ .  $R'$  es un *testor típico* si no existe  $R'' \subset R'$  tal que  $R''$  sea testor.

Posteriormente y de forma muy natural se ha extendido el concepto a rasgos no necesariamente bivalentes y a una tabla con cualquier número de clases, incluso se ha dado una extensión del concepto de testor, a partir de la incorporación de elementos de la teoría de conjuntos difusos. Esta extensión fue formulada por Goldman (1980) (citado por Lazo-Cortés, 1994) al considerar que existen infinitas posibilidades para evaluar la semejanza de dos valores de un mismo rasgo, en particular toma el intervalo  $[0, 1]$  para evaluar tales semejanzas, de modo que la comparación entre las descripciones de dos objetos se plantea a partir del grado con que se diferencian para cada rasgo, interpretando los valores de  $C_i$  como “grados de diferenciación” entre los objetos de la muestra de aprendizaje para determinar los grados de pertenencia de los rasgos al *testor difuso*.

**Definición.** Sea  $R' = \{\mu_{r_1} | x_{r_1}, \dots, \mu_{r_k} | x_{r_k}\}$  (subconjunto difuso de  $R$ ) un *testor difuso* respecto a  $MA$  si  $\forall A_j \in MC \left[ \exists \mu_{r_p} | x_{r_p} \in R' \left[ 0 < \mu_{R'}(x_{r_p}) \leq \mu_{A_j}(x_{r_p}) \right] \right]$ .

$MC$  sigue denotando la matriz de comparación, la cual está siendo considerada como un conjunto de renglones, de modo que el hecho de que  $A_j$  es un renglón de  $MC$  se representa como  $A_j \in MC$ .

Nótese que  $\mu_{A_j}(x_{r_p})$  denota el valor que aparece en el renglón  $A_j$  de  $MC$ , asociado al rasgo  $x_{r_p}$ .

Entonces, se exige que para cada renglón de  $MC$  exista algún rasgo para el cual se tenga el grado de pertenencia de ese rasgo al testor es menor o igual que al valor que aparece en ese renglón en el rasgo correspondiente. Como los valores de  $\mu_{A_j}(x_{r_p})$  representan grados de diferenciación, si se interpretan los valores de  $\mu_{R'}(x_{r_p})$  como la capacidad que tiene el rasgo  $x_{r_p}$  en el conjunto  $R'$  de diferenciar, entonces lo que establece la definición es que los grados de pertenencia de los rasgos al testor no pueden todos a la vez, sobrepasar los grados de diferenciación de los objetos de  $MA$ .

## Algoritmos de votación

Los algoritmos de votación o de cálculo de las evaluaciones fueron introducidos por Zhuravlev en 1965 (Ruiz-Shulcloper *et al.* 1986), la idea básica de estos algoritmos consiste en clasificar a los objetos sobre la base de ciertos precedentes parciales; es decir, se comparan diferentes partes de la descripción del objeto que se va a clasificar con las partes análogas de los objetos ya clasificados que conforman la muestra de aprendizaje. Es como si valorando al paciente, al hacer la exploración física se llegara a una conclusión parcial, al considerar su antecedentes familiares se hiciera otra conclusión parcial, al evaluar los resultados de pruebas de laboratorio se hiciera otra conclusión, también parcial y finalmente, a partir de todas estas valoraciones parciales se pudiera hacer un diagnóstico presuntivo.

Un algoritmo de votación está dado en forma paramétrica por  $\Lambda = (\Omega_{\Lambda}, \beta, f, \rho, \Psi, r_{\Lambda})$  donde:

- $\Omega_{\Lambda}$  es un sistema de conjuntos de apoyo que constituye una familia de subconjuntos no vacíos del conjunto de rasgos y que pretende modelar la precedencia parcial. Cada conjunto de apoyo fija una subdescripción de los objetos a partir de la cual se realizan las comparaciones. Por ejemplo, puede ser el conjunto de todas las combinaciones de signos y/o síntomas que se toman en cuenta para la definición de un diagnóstico médico particular.
- $\beta$  es una función de semejanza que permite cuantificar la semejanza entre el objeto que se va a clasificar y los de la muestra de aprendizaje, utilizando en cada momento las subdescripciones correspondientes al conjunto de apoyo definido.
- $f$  es una regla para evaluar la semejanza por objeto para un conjunto de apoyo fijo que proporciona los "votos" primarios.
- $\rho$  es una regla para evaluar la semejanza por clase para cada conjunto de apoyo fijo que permite totalizar de alguna forma las evaluaciones por objeto dentro de una clase, manteniendo fijo el conjunto de apoyo. En otras palabras, una conclusión acerca del posible diagnóstico del paciente a partir de las analogías con otros casos ya diagnosticados (MA) atendiendo exclusivamente a un conjunto específico de signos y/o síntomas, que no son conclusivos.
- $\Psi$  es una regla para evaluar la semejanza por clase para todo el sistema de conjuntos de apoyo que también totaliza las evaluaciones, pero con respecto a todos los conjuntos de apoyo. Constituye el paso final del algoritmo en el caso en que el interés sea sólo conocer el grado de

3. *Clasificación.* Para clasificar nuevos objetos se cuentan los rasgos complejos de cada clase que caracterizan al objeto que se quiere clasificar; es decir, que dicha combinación de valores aparecen en el objeto y se asocia con la clase que más rasgos complejos tuvo.

Para muchas aplicaciones y en particular en la Medicina, presuponer que las propiedades complejas están formadas por las combinaciones de sólo tres signos y/o síntomas resulta una hipótesis demasiado restrictiva. En este sentido, De la Vega-Doria (1994) hizo la extensión de este algoritmo generalizando las ideas aquí presentadas con menos restricciones respecto a sus ideas de partida, llamándolo algoritmo KORA- $\Omega$ , el cual considera más de dos clases, que pueden ser no disjuntas e incluso difusas y las variables pueden representarse en cualquier espacio de representación, por mencionar algunas de las ventajas que este algoritmo ofrece.

#### **Algoritmo basado en conjuntos de representantes**

El algoritmo de clasificación basado sobre el concepto de conjunto de representantes fue introducido por Baskakova y Zhuravlev (1981) bajo las siguientes restricciones: los objetos son descritos por un conjunto de rasgos que toman valores en un espacio métrico, agrupados en clases no necesariamente disjuntas, los cuales son comparados mediante criterios de comparación booleanos. La respuesta del algoritmo seleccionado será de pertenencia o no, a cada clase. La idea básica que subyace a este algoritmo es que para cada clase, algunas combinaciones de valores de ciertos rasgos aportan criterios que pueden ayudar a conformar una decisión respecto a la pertenencia de un objeto a la misma. Esto responde a la idea de que cada clase, para cada pronóstico o diagnóstico de una enfermedad dada, existen propiedades complejas específicas de la misma, no necesariamente compartidas por otras.

El algoritmo estudia una clase  $K_j$  y se considera que el resto de las clases conforman el *complemento* de  $K_j$  denotado por  $CK_j$

Sea  $\Omega \in \{\Omega_j\}$ , siendo  $\{\Omega_j\}$  el sistema de conjuntos de apoyo asociado a la clase  $K_j$ , no necesariamente el mismo para todas las clases.

El conjunto de *representantes positivos* ( $M_{j+}$ ) para la clase  $K_j$  con respecto a  $\Omega$  se define como el conjunto de todos los objetos para la  $\Omega$ -parte correspondiente que se presenten  $n_j$  veces en las  $\Omega$ -partes de los objetos de  $K_j$  y no se presenten vez alguna en las  $\Omega$ -partes de los objetos de  $CK_j$ .

De todo lo anterior, se puede observar que los conceptos generales del enfoque lógico-combinatorio de la Teoría de Reconocimiento de Patrones, sugiere un nuevo enfoque para modelar y resolver problemas de clasificación en la Medicina, pues muchas de las características de los problemas que se presentan en esta área se pueden vincular directamente con elementos considerados por dicho enfoque. De aquí la importancia y el interés de la investigación sobre las ventajas que puede ofrecer la utilización del enfoque lógico-combinatorio en problemas relacionados con el diagnóstico y pronóstico médicos.

## **ANEXO 2. FORMAS DE REGISTRO PARA LOS PACIENTES**

# VALORACION INICIAL DEL PACIENTE

Fecha:		Preoperatorio		Postoperatorio	
Nombre					
Médico que registra					
					Expediente:

PALADAR PRIMARIO			
IZQUIERDO	DERECHO		
INCOMPLETO	1/3 2/3	cicatrizal	1/3 2/3
COMPLETO	mm		mm

LABIO	si	casi	poco	no
Simetría en altura del labio				
Altura normal del labio (bilaterales)				
Integridad muscular				
Integridad de la piel				
Integridad de la mucosa				
Simetría grosor del labio				
Simetría crestas filtrales				
Profundidad del sulcus				
Presencia arco de cupido				

PALADAR SECUNDARIO			
IZQUIERDO	CENTRAL	DERECHO	
INCOMPLETO	1/3 2/3	1/3 2/3	1/3 2/3
COMPLETO	gl gII gIII	gl gII gIII	gl gII gIII

NARIZ	si	casi	poco	no
Simetría del piso nasal				
Simetría de domos nasales				
Simetría narinas plano vert.				
Simetría narinas plano antero-post.				
Septum nasal central				
Longitud de la columnela	normal	casi	poco	ausente
Anchura de la base nasal	mayor	normal	Menor	

SUBMUCOSO
sin úvula bifida
con úvula bifida

ORTODONCIA	si	no
Maloclusión por retrucción muscular		
Maloclusión por protrusión mandibular		
Contacto de segmentos	Mm	
Colapso maxilar	Unilateral	bilateral
Oclusión dental	leve   Moder   Severo	anteroposterior
Premaxila	mm	Mm
Tipo de dentadura	Protrusa	central
Espacios desdentados (¿cuántos?)	Decidua	mixta
EVALUACION	E   MB   B   R   M	

Psicología	en curso	sellado
manejo del duelo	si	NO
integración familiar	si	NO
autoimagen	Positiva	negativa
integración social	E	MB   B   R   M
EVALUACION	E	MB   B   R   M

# SEGUIMIENTO DEL PACIENTE

Nombre:	Fecha:	Edad:	Expediente
---------	--------	-------	------------

## PROCEDIMIENTOS QUIRURGICOS DEL PACIENTE

1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.	14.	observaciones		
Tipo de Procedimiento														fecha	hospital	cirujano

L-ABIO	si	casi	poco	no
Simetria en altura del labio				
Altura normal del labio (bilaterales)				
Integridad muscular				
Integridad de la piel				
Integridad de la mucosa				
Simetria grosor del labio				
Simetria crestas filtrales				
Profundidad del sulcus				
Presencia arco de cupido				

NARIZ	si	casi	poco	no
Simetria del piso nasal				
Simetria de domos nasales				
Simetria narinas plano vert.				
Simetria narinas plano antero-post.				
Septum nasal central				
Longitud de la columnela				
Anchura de la base nasal				



**ANEXO 3. COMBINACIONES VÁLIDAS PARA LA ESPECIALIDAD DE  
PSICOLOGÍA**

	MANEJO DEL DUELO	INTEGRACIÓN FAMILIAR	DISFUNCIÓN FAMILIAR	IMAGEN DE LOS PADRES	AUTOIMAGEN	INTEGRACIÓN SOCIAL	CLASE
1	en curso	si	no	positiva	positiva	excelente	<i>excelente</i>
2	en curso	si	si	negativa	positiva	excelente	<i>muy bien</i>
3	en curso	no	no	positiva	positiva	excelente	<i>muy bien</i>
4	en curso	si	si	positiva	positiva	excelente	<i>muy bien</i>
5	en curso	no	no	positiva	positiva	muy bien	<i>bien</i>
6	en curso	si	no	positiva	positiva	muy bien	<i>bien</i>
7	en curso	no	si	positiva	positiva	muy bien	<i>bien</i>
8	en curso	si	si	positiva	positiva	muy bien	<i>bien</i>
9	en curso	no	no	negativa	positiva	muy bien	<i>bien</i>
10	en curso	si	no	negativa	positiva	muy bien	<i>bien</i>
11	en curso	no	si	negativa	positiva	muy bien	<i>bien</i>
12	en curso	si	si	negativa	positiva	muy bien	<i>bien</i>
13	en curso	no	si	positiva	positiva	bien	<i>bien</i>
14	en curso	si	si	positiva	positiva	bien	<i>bien</i>
15	en curso	no	no	positiva	positiva	bien	<i>bien</i>
16	en curso	si	no	positiva	positiva	bien	<i>bien</i>
17	en curso	no	no	negativa	positiva	bien	<i>bien</i>
18	en curso	si	no	negativa	positiva	bien	<i>bien</i>
19	en curso	si	no	positiva	positiva	regular	<i>bien</i>
20	en curso	no	no	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
21	sellado	no	no	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
22	en curso	si	no	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
23	sellado	si	no	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
24	en curso	no	si	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
25	sellado	no	si	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
26	sellado	si	si	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
27	en curso	si	si	positiva	negativa	bien	<i>regular</i>
28	en curso	si	si	negativa	negativa	bien	<i>regular</i>
29	en curso	no	no	negativa	negativa	bien	<i>regular</i>
30	en curso	si	no	negativa	negativa	bien	<i>regular</i>
31	en curso	no	si	negativa	positiva	bien	<i>regular</i>
32	en curso	no	si	negativa	negativa	bien	<i>regular</i>
33	en curso	si	si	negativa	positiva	bien	<i>regular</i>
34	en curso	si	no	positiva	negativa	regular	<i>regular</i>
35	en curso	no	no	positiva	negativa	regular	<i>regular</i>
36	en curso	no	no	positiva	positiva	regular	<i>regular</i>
37	sellado	si	no	positiva	negativa	regular	<i>regular</i>
38	en curso	no	si	positiva	positiva	regular	<i>regular</i>
39	en curso	si	si	positiva	positiva	regular	<i>regular</i>
40	en curso	si	si	positiva	negativa	regular	<i>regular</i>
41	en curso	no	no	negativa	positiva	regular	<i>regular</i>
42	en curso	si	no	negativa	positiva	regular	<i>regular</i>
43	en curso	no	si	negativa	positiva	regular	<i>regular</i>
44	en curso	si	si	negativa	positiva	regular	<i>regular</i>
45	en curso	si	no	positiva	positiva	mal	<i>regular</i>
46	en curso	no	no	positiva	positiva	mal	<i>regular</i>

	MANEJO DEL DUELO	INTEGRACIÓN FAMILIAR	DISFUNCIÓN FAMILIAR	IMAGEN DE LOS PADRES	AUTOIMAGEN	INTEGRACIÓN SOCIAL	CLASE
47	sellado	no	no	positiva	negativa	regular	<i>mal</i>
48	en curso	no	si	positiva	negativa	regular	<i>mal</i>
49	sellado	no	si	positiva	negativa	regular	<i>mal</i>
50	sellado	si	si	positiva	negativa	regular	<i>mal</i>
51	en curso	no	no	negativa	negativa	regular	<i>mal</i>
52	en curso	si	no	negativa	negativa	regular	<i>mal</i>
53	en curso	no	si	negativa	negativa	regular	<i>mal</i>
54	en curso	si	si	negativa	negativa	regular	<i>mal</i>
55	en curso	no	no	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
56	sellado	no	no	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
57	en curso	si	no	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
58	sellado	si	no	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
59	en curso	no	si	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
60	sellado	no	si	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
61	en curso	no	si	positiva	positiva	mal	<i>mal</i>
62	en curso	si	si	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
63	sellado	si	si	positiva	negativa	mal	<i>mal</i>
64	en curso	si	si	positiva	positiva	mal	<i>mal</i>
65	en curso	no	no	negativa	negativa	mal	<i>mal</i>
66	en curso	no	no	negativa	positiva	mal	<i>mal</i>
67	en curso	si	no	negativa	negativa	mal	<i>mal</i>
68	en curso	si	no	negativa	positiva	mal	<i>mal</i>
69	en curso	no	si	negativa	positiva	mal	<i>mal</i>
70	en curso	si	si	negativa	positiva	mal	<i>mal</i>

## **ANEXO 4: DATOS DE UNA MUESTRA DE 95 PACIENTES VÍRGENES**



PACIENTES INFERIDOS (CLASE MUY BIEN)  
MATRIZ DE APRENDIZAJE

Expediente	FISURA										LABIO										NARIZ						
	P.P.I.	P.P.D.	P.S.I.	P.S.C.	P.S.D.	SUBM.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7					
059132	MB	1 2/3	***	***	***	***	no	no	no	poco	poco	no	no	no	no	poco	poco	poco	casi	casi	casi	6	7				
051608	MB	C 0mm	***	***	1 1/3	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	poco	poco	mayor	normal				
052699	MB	C 4mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
057902	MB	C 0mm	***	***	1 2/3	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
058206	MB	C 6mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	menor	mayor				
052565	MB	C 3mm	***	***	C gll	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
053846	MB	1 2/3	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
059233	MB	C 0mm	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	poco	poco	poco	casi	casi	casi	mayor	mayor				
050952	MB	C 6mm	***	***	C gll	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
053763	MB	***	***	***	C gll	***	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	normal	normal				
053890	MB	C 0mm	icatriz	C gll	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054000	MB	C 0mm	***	***	***	***	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	si	ausen	mayor				
051904	MB	1 2/3	***	***	C gll	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
059000	MB	10mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				

MATRIZ DE CONTROL

Expediente	FISURA										LABIO										NARIZ						
	P.P.I.	P.P.D.	P.S.I.	P.S.C.	P.S.D.	SUBM.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7					
054748	MB	C 9mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
057128	MB	10mm	***	***	***	***	poco	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
050715	MB	10mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
057271	MB	C 3mm	***	***	1 1/3	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054995	MB	C 6mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
058168	MB	C 8mm	***	***	1 2/3	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
058399	MB	10mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
058998	MB	C 2mm	***	***	c gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
059382	MB	C 4mm	***	***	C gl	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
052685	MB	C 6mm	***	***	1 2/3	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
051728	MB	C 0mm	***	***	C 0mm	***	no	poco	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor					
059251	MB	C 0mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
053661	MB	C 0mm	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
048121	MB	C 4mm	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
043144	MB	1 2/3	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
051768	MB	C 8mm	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
053843	MB	C 8mm	***	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054101	MB	C 3mm	***	***	1 2/3	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
043273	MB	C 0mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054607	MB	10mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
051809	MB	10mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054182	MB	C 4mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054674	MB	12mm	***	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054612	MB	C 8mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054801	MB	C 6mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
052985	MB	12mm	***	***	C gll	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054850	MB	C 8mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				
054612	MB	C 5mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	mayor	mayor				

PACIENTES INFERIDOS (CLASE BIEN)

MATRIZ DE APRENDIZAJE

Expediente	FISURA										LABIO										NARIZ						
	os	P. P. I.	P. P. D.	P. S. I.	P. S. C.	P. S. D.	SUBM.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7				
054200	B	C 4mm	C 3mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	cas	no	no	poco	ausen	no	7			
056073	B	11mm	***	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no			
s/e	B	11mm	I 2/3	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no			
058813	B	C 6mm	C 3mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	si	ausen	no	no			
058101	B	C 1mm	C 3mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	poco	ausen	no	no			
052472	B	C 0mm	C 0mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	poco	ausen	no	no			
053762	B	10mm	10mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	si	ausen	no	no			
053280	B	18mm	C 4mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no			

MATRIZ DE CONTROL

Expediente	FISURA										LABIO										NARIZ						
	os	P. P. I.	P. P. D.	P. S. I.	P. S. C.	P. S. D.	SUBM.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	2	3	4	5	6	7				
054881	B	14mm	10mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no			
054607	B	***	10mm	I 2/3	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no			
056052	B	C 5mm	C 0mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	ausen	no	no			
056063	B	16mm	***	C gl	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no			
050196	B	10mm	15mm	C gll	***	C gll	***	poco	poco	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	no	ausen	no	no			
057344	B	C 5mm	C 8mm	***	C gll	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	si	ausen	no	no			
058808	B	10mm	12mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	si	ausen	no	no			
058429	B	C 4mm	C 4mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	ausen	no	no			
058935	B	***	15mm	***	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	ausen	no	no			
052937	B	C 7mm	C 8mm	C gll	***	C gll	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no	no	ausen	no	no			
053839	B	C 4mm	C 0 mm	***	C gll	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	ausen	no	no			
052250	B	C 2mm	C 8mm	C gl	***	C gl	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	ausen	no	no			
053614	B	C 3mm	C 0 mm	***	C gl	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	si	no	no	si	ausen	no	no			
052789	B	12mm	***	C gll	***	***	***	no	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no			
051319	B	14mm	***	C gll	***	***	***	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	no	poco	no	no			