



# UNIVERSIDAD DE GUADALAJARA

---

Centro Universitario de Ciencias Biológicas y Agropecuarias  
División de Ciencias Biológicas  
Departamento de Ciencias Ambientales

INSTITUTO DE NEUROCIENCIAS

## MÉTODOS DE ANÁLISIS CUANTITATIVO DEL EEG PARA CLASIFICACIÓN DIAGNÓSTICA DEL TRASTORNO POR DÉFICIT DE ATENCIÓN CON HIPERACTIVIDAD

Tesis

que para obtener el grado de

**DOCTOR EN CIENCIAS DEL COMPORTAMIENTO**  
(OPCIÓN NEUROCIENCIAS)

presenta

**HUMBERTO MADERA CARRILLO**

Comité tutelar

Dr. José Enrique Burgos Triano (Director)

Dr. Andrés González Garrido

Dr. François Tonneau

Asesor

Dr. Daniel Zarabozo E. de R. (Programación)



A mi maravillosa esposa **Pilar** de mi vida,  
a mi muy linda hijita **Vicky**, corazón de mi  
corazón y luz de mis ojos.  
a mi hijo **Betito** mi pequeño espíritu inquieto.



## RECONOCIMIENTOS

Este trabajo fue realizado en colaboración entre el Instituto de Neurociencias de la Universidad de Guadalajara y el Organismo Público Descentralizado (O.P.D.) Antiguo Hospital Civil de Guadalajara. La realización de esta tesis se enmarca en el contexto de una investigación realizada por el Dr. Andrés González Garrido, jefe del Laboratorio de Neurofisiología Clínica en el Instituto de Neurociencias y jefe de la Unidad de Neurociencias en el Hospital Civil, en cuyas instalaciones se realizó el registro electroencefalográfico de todos los sujetos; sin embargo, el procesamiento de los datos, la estructuración de las matrices, y el tratamiento estadístico de los mismos se llevaron a cabo en el Laboratorio de Psicofisiología de Procesos Perceptuales dirigido por el Dr. Daniel Zarabozo Enríquez de Rivera, también localizado en el Instituto de Neurociencias.

Se reconoce y agradece tanto el apoyo como la asesoría brindada en aspectos de construcción de redes neurales artificiales al Sr. Profesor Dr. Gerhard Brewka del Instituto de Ciencia Computacional del Departamento de Sistemas Inteligentes de la Universidad de Leipzig (*Intelligent Systems Department, Computer Science Institute, University of Leipzig*<sup>1</sup>), así como al Sr. Dr. Thomas Villmann de la Clínica de Psicoterapia y Medicina Psicosomática de la Universidad de Leipzig (*Klinik und Poliklinik für Psychotherapie und Psychosomatische Medizin*<sup>2</sup>) y al Sr. Dr. Christop Hermann del Instituto Max-Planck de Neurociencias Cognitivas (*Max-Planck-Institut für Neuropsychologische Forschung, Leipzig*<sup>3</sup>), todos en Alemania.

Al Colegio Vasco de Quiroga (en la colonia Oblatos en Guadalajara, Jalisco) y especialmente a su directora la religiosa Madre Superiora María Concepción Torres quien facilitó la búsqueda y el contacto con más de la mitad de los niños que conformaron el grupo control de esta tesis.

---

<sup>1</sup> <http://isys.informatik.uni-leipzig.de/>

<sup>2</sup> <http://www.uni-leipzig.de/%7Epsychsom/>

<sup>3</sup> <http://www.cns.mpg.de/>



# CONTENIDO

RESUMEN	1
ABSTRACT	3
INTRODUCCIÓN	5

## Antecedentes

<b>1 TRASTORNO POR DÉFICIT DE ATENCIÓN</b>	<b>7</b>
1.1 DEFINICIÓN Y CONCEPTOS BÁSICOS	8
1.2 PREVALENCIA	8
1.3 CRITERIOS DIAGNÓSTICOS	9
1.4 ETIOLOGÍA Y CARACTERIZACIÓN	12
1.5 PROBLEMAS DEL DIAGNÓSTICO	14
1.6 LA MEDICACIÓN Y EL TRATAMIENTO	16
1.7 CONSIDERACIONES	18
<b>2 EL ELECTROENCEFALOGRAMA</b>	<b>19</b>
2.1 ASPECTOS BÁSICOS Y ESTRUCTURA DEL EEG	20
2.2 CARACTERÍSTICAS DEL EEG	30
2.3 EL EEG Y LA PREDICCIÓN	33
2.4 CARACTERÍSTICAS ELECTROENCEFALOGRÁFICAS DEL TDAH	34
2.5 APROXIMACIONES AL DIAGNÓSTICO DE TDAH BASADO EN EEG	36
2.6 CONSIDERACIONES	37
<b>3 NEURONAS Y REDES NEURALES</b>	<b>39</b>
3.1 NEURONAS Y REDES NEURONALES BIOLÓGICAS	40
3.2 NEURONAS Y REDES NEURALES ARTIFICIALES	41
3.3 APRENDIZAJE DURANTE LA PROPAGACIÓN POSTERIOR	47
3.4 CONSIDERACIONES	53

## Planteamiento del problema

<b>4 EXPOSICIÓN</b>	<b>55</b>
4.1 CUESTIÓN	55
4.2 OBJETIVOS	58
4.3 HIPÓTESIS	59

## Desarrollo

<b>5 MÉTODO EXPERIMENTAL</b>	<b>61</b>
5.1 DISEÑO EXPERIMENTAL	62
5.2 SUJETOS	62
5.3 VARIABLES	63
5.4 CONDICIONES EXPERIMENTALES	64
5.5 REGISTRO ELECTROENCEFALOGRÁFICO	65
5.6 COLECCIÓN DE DATOS	66
5.7 ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y DE REDES.	69

---

---

5.8 PROGRAMA	71
<b>6 RESULTADOS</b>	<b>75</b>
6.1 TABLAS DE RESUMEN	77
6.2 ANÁLISIS DE VARIANZA	82
6.3 ANÁLISIS DISCRIMINANTE	88
6.4 DE LA CLASIFICACIÓN POR REDES	96
<b>7 DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES</b>	<b>99</b>
<b>8 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>105</b>

### *Complementarios*

<b>9 ANEXOS</b>	<b>111</b>
ANEXO A: ÍNDICE DE FIGURAS	113
ANEXO B: ÍNDICE DE TABLAS	115



# MÉTODOS DE ANÁLISIS CUANTITATIVO DEL EEG PARA CLASIFICACIÓN DIAGNÓSTICA DEL TRASTORNO POR DÉFICIT DE ATENCIÓN CON HIPERACTIVIDAD

## Resumen

La actividad electroencefalográfica (EEG) es un reflejo de la actividad neuronal subcortical. En ese tenor, los datos que aporta el análisis de estas señales traducido en bandas de frecuencia absoluta y relativa pueden caracterizar un trastorno psicológico como el trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH). Dicho trastorno inicia durante la infancia y se caracteriza por dificultades en el control inhibitorio expresado como impulsividad conductual y cognoscitiva, y por una inquietud motora y verbal. Pese a que este trastorno fue descrito a finales de, aún no existe un examen de laboratorio o gabinete, evaluaciones neurológicas o de la atención que resulten diagnósticas y que eviten la sobreidentificación de pacientes con TDAH.

En el presente estudio se realizó un análisis estadístico del EEG (30 niños) con el fin de conformar un método efectivo de clasificación diagnóstica de niños con TDAH. Además se exploró y se comparó la capacidad de un modelo de red neural artificial en la misma clasificación.

El análisis de varianza identificó diferencias significativas en la interacción bandas por grupos y pares de electrodos por grupos en cocientes de anteriorización en condición de activación.

El análisis discriminante por validación cruzada produjo resultados de clasificación correcta de 100%, mismos que disminuyeron significativamente al disminuir los sujetos. Se creo un método de discriminación lineal que produjo un 77.7% de clasificación correcta.

El modelo de red neural artificial de tipo retropropagación realizó un 83.3% de clasificación correcta en validación cruzada pero no disminuyo al reducir el número de sujetos para aprendizaje.

Humberto Madera Carrillo

[maderahto@gmail.com](mailto:maderahto@gmail.com)

Instituto de Neurociencias, C.U.C.B.A, Universidad de Guadalajara.

<http://www.ineuro.cucba.udg.mx>

Calle Francisco de Quevedo 180, Colonia Arcos Vallarta, 44130,  
Guadalajara, Jalisco. México: Abril del 2006..



METHODS OF CUANTITATIVE ANALYSIS OF EEG FOR DIAGNOSTIC CLASSIFICATION  
OF ATTENTION DEFICIT HYPERACTIVITY DISORDER

Abstract

**T**he brain electrical activity (EEG) reflects of the subcortical neuronal activity. In that way, absolute and relative frequency analysis of EEG data might characterize a psychological developmental disorder as attention deficit hyperactivity disorder (ADHD). This dysfunction used to begin during the childhood and it is clinically characterized by decreased attention span, impulsivity and, for some children, an increased motor activity. ADHD was firstly described on 1900' but nowadays is the main subject of a lot of studies, and paradoxically, there is no one laboratory or cabinet exam, neurological or attention evaluation procedure capable to achieve a correct diagnosis still. However, some papers have been trying to get a proper ADHD diagnosis based on the EEG features of these patients.

Current study carried out a statistical analysis of the EEG data with the purpose of search for a more efficient method to diagnose and classify ADHD children. We also explored and evaluated the efficiency of an artificial neural network model to do that.

Humberto Madera Carrillo  
[maderahto@gmail.com](mailto:maderahto@gmail.com)  
Institute of Neurosciences, C.U.C.B.A, University of Guadalajara.  
<http://www.ineuro.cucba.udg.mx>  
Calle Francisco de Quevedo 180, Colonia Arcos Vallarta, 44130,  
Guadalajara, Jalisco. México: Abril del 2006.



## Introducción

**E**l diagnóstico correcto y temprano del trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) es la parte medular de este trabajo. Para ello fue registrada la actividad electroencefalográfica (EEG) de 30 niños, 15 de los cuales tenían el diagnóstico TDAH. Se llevó a cabo un registro en cada una de dos condiciones: a) con los ojos abiertos en reposo, y b) realizando una tarea de estimación temporal. Con esos datos se conformaron tres tipo de matrices, dos correspondientes a cada una de las anteriores condiciones y una más definida como la potencia de la condición a) restada a la tarea b).

Las tres matrices se analizaron tanto para los datos de potencia absoluta como relativa.

El registro electroencefalográfico (EEG) es una manifestación de la actividad neuronal del individuo. Existen elementos de este registro que presentan diferencias entre los sujetos normales y aquellos diagnosticados con TDAH. Si estos elementos diferenciales son consistentes al punto de servir como clasificadores individuales, entonces, es posible realizar un diagnóstico temprano más objetivo que el que se logra con los criterios clínicos diagnósticos –de base subjetiva– utilizados hasta la fecha.

Las variables con mayor poder clasificatorio se buscaron por medio de un análisis de varianza y un análisis discriminante. Además se utilizaron variables seleccionadas para alimentar una red neural artificial del tipo retropropagación con el fin de mejorar la clasificación.

El presente trabajo se inscribe en el área del conocimiento y de la práctica de la Neurociencia, ya que ésta es la disciplina que estudia el desarrollo, estructura, función, farmacología y patología del sistema nervioso ([Mora y Sanguinetti, 2004](#)) también se describe como la ciencia que se ocupa del sistema nervioso o de cada uno de sus diversos aspectos y funciones especializadas ([Real Academia Española, 2001](#)). Al respecto, este trabajo tiene como objetivo lograr una mejor comprensión de los sustratos neuronales del trastorno por déficit de atención, a partir de la diferencia de la actividad electroencefalográfica entre un grupo de niños con trastorno y niños sanos, de tal forma que definidas las diferencias y los métodos establecidos de procesamiento de los datos, se pueda llegar a una clasificación individual de niños con trastorno. Siendo el electroencefalograma un reflejo de la función cortical, y el trastorno por déficit de atención una patología definida clínicamente, la información aportada por el presente estudio forma parte del acervo de la neurociencia.

# Capítulo 1

## Antecedentes

### Trastorno por déficit de atención

**E**l trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) es un trastorno crónico del desarrollo, que se caracteriza fundamentalmente por una disminución en el espectro de la atención; por dificultades en el control inhibitorio que se expresan a través de la impulsividad conductual y cognoscitiva; y por una inquietud motora y verbal. Estas características deben aparecer antes de los siete años de vida, según lo establece la taxonomía internacional ([American Psychiatric Association, 2002 \[Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders; text revision; DSM-IV-TR\]](#); [WHO, 1992](#)), y ser inapropiadas para la edad o el nivel de desarrollo del paciente.

## 1.1 DEFINICIÓN Y CONCEPTOS BÁSICOS

El trastorno por déficit de atención con hiperactividad es un **trastorno del desarrollo**, que por lo general **empieza en la infancia**. Caracterizado por una actividad excesiva cuando se requiere un cierto nivel de ajuste, y además por un control limitado de la conducta, que puede prolongarse en la adolescencia y aún en la vida adulta ([Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002](#)). Dichas deficiencias de la atención pueden manifestarse en situaciones académicas, laborales o sociales ([DSM-IV-TR](#)).

El trastorno por déficit de atención con hiperactividad fue descrito en la literatura médica a finales de 1900. En 1902 Still lo definió resaltando que “los niños padecen de efectos mórbidos del control moral” y señalando que este problema es más frecuente en niños que en niñas. Postuló también que el trastorno obedece a etiologías ambientales y orgánicas ([Jaimes, Ortiz y Aboitiz, 1999](#)).

Las primeras definiciones ponían en relieve la excesiva actividad del niño. En 1968 el DSM-II lo incluye denominándolo como Síndrome hiperquinético de la infancia. En 1983 el DSM-III cambia por Déficit de atención con hiperquinesis y describe una lista con 14 síntomas. Desde 1995 el DSM-IV lo clasifica como Trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) ([Jaimes et al, 1999](#)).

## 1.2 PREVALENCIA

Las estimaciones de la prevalencia del trastorno son muy variadas, pero en general se encuentran entre el 3 y el 5% ([Jaimes et al, 1999](#)), el 3 y el 7% <sup>1</sup> ([DSM-IV-TR](#)), el 3 y el 11% en los niños en edad escolar con un promedio de 4% de todos los niños, mientras que en los adultos las estimaciones van de 2 a 7% ([Campell-Araujo y Figueroa-Duarte, 2002](#)).

No obstante otros estudios han reportado prevalencias mayores: 9.56% en un estudio realizado en Tabasco con niños de primaria (N= 324) ([Castro-Morales y Villar-Soto, 1999](#)), 23.5% en un estudio en San Luis Potosí con niños de 3 a 7 años (N= 180) ([Rivera, et al, 2004](#)), 16.1% en niños de 1 a 17 años de Manizales, y 18% en niños de 6 a 11 años en Medellín, Colombia, confirmándose una prevalencia del 17.1% en un segundo estudio con niños de 4 a 17 años (N= 341) ([Pineda, Lopera, Henao, Palacio y Castellanos, 2001](#)).

---

<sup>1</sup> Hay pruebas de que la prevalencia del trastorno por déficit de atención tal como aparece definido en el DSM-IV puede ser algo mayor que cuando el trastorno se define según los criterios del DSM-III-R, debido a la inclusión de los tipos con predominio hiperactivo-impulsivo y con predominio del déficit de atención (que habían sido diagnosticados como trastorno por déficit de atención e hiperactividad no especificado en el DSM-III-R).



En estudios realizados en la isla de Mallorca se estimó una prevalencia del 4.57% con niños de entre 1º y 4º de primaria (N= 1,509) (citado por [Cardo y Servera-Barceló, 2005](#))

La discrepancia entre los valores estimados de prevalencia pueden atribuirse a los métodos y las herramientas utilizados (principalmente inventarios para padres y maestros), tamaño de la muestra, edades de los sujetos, características de los grupos de niños, grado escolar, sexo, país, experiencia del diagnóstica, etc., lo que en ocasiones puede provocar muchos falsos positivos. Por ejemplo en un estudio de [Campell-Araujo y Figueroa-Duarte \(2002\)](#), al revisar 217 expedientes con diagnóstico de TDAH sólo 79 cumplían con los criterios para dicho trastorno; los otros 138 sugerían trastornos tales como problemas de conducta, capacidad intelectual limítrofe, trastorno del lenguaje, retraso psicomotor y retardo mental.

Si para nuestro país se considera verdadera la prevalencia del trastorno que estima el DSM-IV-TR (de un 3 a un 7 %) de los niños en edad escolar y además se asume que es posible el diagnóstico desde la edad preescolar ([Jaimes et al, 1999](#)), en México tendríamos un total de entre 665,710 y 1'553,323 niños con TDAH, ya que de acuerdo al INEGI, hasta el censo del 2000 había un total de 22'190,331 niños en edad escolar (6'696,125 niños de 3 a 5 años y 15'494,206 niños de 6 a 12 años) ([INEGI, 2000](#)).

La proporción en cuanto al sexo es mayor en los niños varones y va desde 2:1 hasta 9:1 en función del tipo (el tipo con predominio del déficit de atención parece menos ligado al sexo) y las circunstancias (los niños derivados a la clínica son más frecuentemente del sexo masculino) ([DSM-IV-TR](#)). Al parecer ambos sexos tienen el mismo déficit de atención y concentración, pero las niñas muestran menos respuestas hiperactivas e impulsivas por lo que tienen menos problemas con sus maestros y por ello pasan más desapercibidas, aunque presentan problemas de depresión y ansiedad ([Jaimes et al, 1999](#)).

## 1.3 CRITERIOS DIAGNÓSTICOS

### 1.3.1 DSM-IV-TR

De acuerdo a lo que define el Manual diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales en su cuarta edición, texto revisado (DSM-IV-TR por sus siglas en inglés), el Trastorno por déficit de atención con hiperactividad (incluido dentro del apartado de los *Trastornos por déficit de atención y*

*comportamiento perturbador*, de los Trastornos de inicio en la infancia, la niñez o la adolescencia) debe cumplir con las siguientes características diagnósticas:

---

#### Criterios <sup>1</sup> para el diagnóstico de trastorno por déficit de atención con hiperactividad

A. (1) o (2):

- (1) seis (o más) de los siguientes síntomas de desatención han persistido por lo menos durante 6 meses con una intensidad que es desadaptativa e incoherente en relación con el nivel de desarrollo:

##### *Desatención*

- (a) a menudo no presta atención suficiente a los detalles o incurre en errores por descuido en las tareas escolares, en el trabajo o en otras actividades
- (b) a menudo tiene dificultades para mantener la atención en tareas o en actividades lúdicas
- (c) a menudo parece no escuchar cuando se le habla directamente
- (d) a menudo no sigue instrucciones y no finaliza tareas escolares, encargos, u obligaciones en el centro de trabajo (no se debe a comportamiento negativista o a incapacidad para comprender instrucciones)
- (e) a menudo tiene dificultades para organizar tareas y actividades
- (f) a menudo evita, le disgusta o es renuente en cuanto a dedicarse a tareas que requieren un esfuerzo mental sostenido (como trabajos escolares o domésticos)
- (g) a menudo extravía objetos necesarios para tareas o actividades (p. ej., juguetes, ejercicios escolares, lápices, libros o herramientas)
- (h) a menudo se distrae fácilmente por estímulos irrelevantes
- (i) a menudo es descuidado en las actividades diarias

- (2) seis (o más) de los siguientes síntomas de hiperactividad-impulsividad han persistido por lo menos durante 6 meses con una intensidad que es desadaptativa e incoherente en relación con el nivel de desarrollo:

##### *Hiperactividad*

- (j) a menudo mueve en exceso manos o pies, o se remueve en su asiento
- (k) a menudo abandona su asiento en la clase o en otras situaciones en que se espera que permanezca sentado
- (l) a menudo corre o salta excesivamente en situaciones en que es inapropiado hacerlo (en adolescentes o adultos puede limitarse a sentimientos subjetivos de inquietud)
- (m) a menudo tiene dificultades para jugar o dedicarse tranquilamente a actividades de ocio
- (n) a menudo «está en marcha» o suele actuar como si tuviera un motor
- (o) a menudo habla en exceso

##### *Impulsividad*

- (p) a menudo precipita respuestas antes de haber sido completadas las preguntas
- (q) a menudo tiene dificultades para guardar turno
- (r) a menudo interrumpe o se inmiscuye en las actividades de otros (p. ej., se entromete en conversaciones o juegos)

B. Algunos síntomas de hiperactividad-impulsividad o desatención que causaban alteraciones estaban presentes antes de los 7 años de edad.

C. Algunas alteraciones provocadas por los síntomas se presentan en dos o más ambientes (p. ej., en la escuela [o en el trabajo] y en casa).

D. Deben existir pruebas claras de un deterioro clínicamente significativo de la actividad social, académica o laboral.

---

<sup>1</sup> Los presentes criterios son considerados en el presente trabajo como criterios cualitativos debido a que su calificación la realiza un profesional de la psicología, un profesional de otra área (docencia) o incluso los propios padres. También son llamados criterios clínicos.

E. Los síntomas no aparecen exclusivamente en el transcurso de un trastorno generalizado del desarrollo, esquizofrenia u otro trastorno psicótico, y no se explican mejor por la presencia de otro trastorno mental (p. ej., trastorno del estado de ánimo, trastorno de ansiedad, trastorno disociativo o un trastorno de la personalidad).

*Códigos basados en el tipo:*

**F90.0 Trastorno por déficit de atención con hiperactividad, tipo combinado [314.01]:** si se satisfacen los Criterios A1 y A2 durante los últimos 6 meses

**F90.8 Trastorno por déficit de atención con hiperactividad, tipo con predominio del déficit de atención [314.00]:** si se satisface el Criterio A1, pero no el Criterio A2 durante los últimos 6 meses

**F90.0 Trastorno por déficit de atención con hiperactividad, tipo con predominio hiperactivo-impulsivo [314.01]:** si se satisface el Criterio A2, pero no el Criterio A1 durante los últimos 6 meses

*Nota de codificación.* En el caso de sujetos (en especial adolescentes y adultos) que actualmente tengan síntomas que ya no cumplen todos los criterios, debe especificarse en «remisión parcial».

**F90.9 Trastorno por déficit de atención con hiperactividad no especificado [314.9].** Esta categoría incluye trastornos con síntomas prominentes de desatención o hiperactividad/impulsividad que no satisfacen los criterios del trastorno por déficit de atención con hiperactividad.

Los ejemplos incluyen:

- 1.- Individuos cuyos síntomas y alteraciones satisfacen los criterios de trastorno por déficit de atención con hiperactividad, del tipo con predominio del déficit de atención, pero en los que la edad de inicio del trastorno es de 7 años o más.
- 2.- Individuos con alteraciones clínicamente significativas que presentan inatención y cuyo patrón de síntomas no cumple todos los criterios del trastorno, sino que presentan un patrón de comportamiento caracterizado por lentitud, ensoñación e hiperactividad.

#### PROCEDIMIENTO DE TIPIFICACIÓN

Algunos sujetos que en un primer estadio del trastorno presentaban el tipo con predominio de déficit de atención o el tipo con predominio hiperactivo-impulsivo pueden llegar a desarrollar el tipo combinado y viceversa. El subtipo apropiado (para un diagnóstico actual) debe indicarse a partir del patrón sintomático predominante durante los últimos 6 meses. Si se mantienen síntomas clínicamente significativos, pero ya no se cumplen los criterios de ninguno de los subtipos, el diagnóstico apropiado es el de trastorno por déficit de atención con hiperactividad, en remisión parcial. Cuando los síntomas de un sujeto no cumplen actualmente todos los criterios del trastorno y no queda claro si tales criterios se cumplían con anterioridad, debe diagnosticarse un trastorno por déficit de atención con hiperactividad no especificado.

Una proporción sustancial (aproximadamente la mitad) de los niños con trastorno por déficit de atención con hiperactividad derivados a la clínica también presentan un trastorno negativista desafiante o un trastorno disocial. Las tasas de concurrencia del trastorno por déficit de atención con hiperactividad con otros trastornos de comportamiento perturbador son más elevadas que las referidas a otros trastornos mentales, siendo aún más probable en el caso de los dos subtipos caracterizados por hiperactividad-impulsividad (tipos hiperactivo-impulsivo y combinado). Otros trastornos asociados incluyen trastornos del estado de ánimo, trastornos de ansiedad, trastornos del aprendizaje y trastornos de la comunicación en niños con trastornos por déficit de atención con hiperactividad. Aunque el trastorno por déficit de atención con hiperactividad se presenta en un 50 % de los individuos con trastorno de la Tourette derivados a la clínica, la mayor parte de los sujetos con trastorno por déficit de atención con hiperactividad, no sufren un trastorno de la Tourette concomitante. Cuando los dos trastornos coexisten, el inicio del trastorno por déficit de atención con hiperactividad acostumbra a preceder al inicio del trastorno de la Tourette.

### 1.3.2 CIE-10

Relación con los Criterios Diagnósticos de Investigación de la CIE-10 (ver [DSM-IV-TR](#)). Los criterios del DSM-IV para el diagnóstico de este trastorno son casi idénticos a los Criterios de Investigación de la CIE-10, pero no así los códigos diagnósticos, ya que la CIE-10 define unas categorías más estrictas. Mientras que el diagnóstico del DSM-IV requiere seis síntomas de inatención o bien seis de hiperactividad/impulsividad, los Criterios Diagnósticos de Investigación de la CIE-10 requieren al menos seis síntomas de inatención, al menos

tres de hiperactividad y por lo menos uno de impulsividad. En vez de subtipificar el trastorno sobre la base del tipo predominante, la CIE-10 subespecifica esta entidad en función del posible cumplimiento de los criterios diagnósticos de un trastorno disocial. En la CIE-10, este trastorno se denomina trastorno de la actividad y la atención, y viene recogido dentro del grupo de trastornos hiperactivos.

## 1.4 ETIOLOGÍA Y CARACTERIZACIÓN

### 1.4.1 CARACTERÍSTICAS MORFO-FUNCIONALES

Los estudios de neuroimagen de TDAH han sido interpretados en términos de los lóbulos prefrontales; la tomografía computarizada por emisión sencilla de fotones ha detectado hipoperfusión en las zonas frontales centrales y núcleos caudados, y un flujo sanguíneo cerebral reducido en el momento de realizar tareas cognitivas (Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002). También se ha encontrado por medio de la tomografía de emisión de positrones un bajo metabolismo de la glucosa en las áreas de la corteza promotora y la corteza prefrontal superior en adultos con TDAH; estas áreas están relacionadas con el control de la atención y la actividad (Jaimes et al, 1999). Con resonancia magnética nuclear se han encontrado algunas asimetrías anatómicas en el núcleo caudado, frontal derecho, el globos pallidus y el cerebelo, entre niños con TDAH y sus controles (Jaimes et al, 1999). R. Pueyo et al. (2000) han descrito que los sujetos adolescentes con TDAH tienen un patrón inverso de asimetría del lóbulo frontal y núcleo caudado ya que en sujetos normales predomina un mayor lóbulo frontal derecho respecto al izquierdo, mientras que en sujetos con TDAH se presenta un lóbulo frontal izquierdo de mayor tamaño que el derecho. Para la mayoría de los sujetos normales, la asimetría del caudado izquierdo fue mayor en dicho estudio que la del derecho, pero para los sujetos con TDAH resultó a la inversa. En la comparación con los controles, el núcleo caudado derecho de los sujetos con TDAH es mayor, mientras que en dicho grupo, resulta menor el lóbulo frontal y las astas frontales derechas. Esta disminución del tamaño del lóbulo frontal derecho se profundiza cuando se trata de sujetos con TDAH con mayor gravedad. También Pueyo et al. encontraron una correlación negativa entre el volumen frontal derecho y el área del núcleo caudado derecho en personas con TDAH.

Debido a lo anterior, Pueyo et al. consideraron a este trastorno como una alteración del neurodesarrollo, sugiriendo que existe una falla en el proceso de corticalización de las funciones del núcleo caudado derecho. Esto se relaciona más con un fallo en la maduración cerebral que con un proceso de atrofia cerebral.

No existen características físicas específicas asociadas al trastorno por déficit de atención con hiperactividad, aunque pueden producirse algunas anomalías físicas menores (p. ej., hipertelorismo,

paladar ojival, implantación baja de los pabellones auditivos) con una frecuencia superior a la observada en la población general ([DSM-IV-TR](#)).

#### 1.4.2 CARACTERÍSTICAS NEUROPSICOLÓGICAS

Otras dificultades conductuales asociadas a trastornos del lóbulo frontal pueden ser observadas en niños con déficit de atención: la dificultad en la resolución de problemas, la falta de utilización de la retroalimentación externa y la generación y uso deficiente de estrategias. Se ha descrito también que en los pacientes con TDAH hay un trastorno de desinhibición e inhibición de la corteza prefrontal. Estas hipótesis se han sustentado por la utilización de técnicas de neuroimagen, mediante las cuales diversas investigaciones han encontrado una relación de los lóbulos frontales con el TDAH ([Jaimes et al, 1999](#)).

También se han reportado disminuciones significativas en inteligencia verbal medida con WISC-R en niños con TDAH, aún cuando no se encontraron diferencias en las puntuaciones totales de la escala. En la prueba de WRAT-R (*Wide range achievement test-revised*) se encontraron promedios significativamente más bajos en un grupo TDAH en comparación con un grupo control en lectura, ortografía y aritmética ([Mann, Lubar, Zimmerman, Millar & Muenchen, 1992](#)).

#### 1.4.3 EVIDENCIA HORMONAL

Diversas investigaciones han relacionado el trastorno por déficit de atención con la resistencia generalizada a las hormonas tiroideas; su característica es una respuesta disminuida de los receptores en los tejidos pituitario y periféricos. Alrededor del 70% de los niños con este trastorno reúnen los criterios diagnósticos del TDAH. En estos niños se ha encontrado que los síntomas de hiperactividad e impulsividad están asociados con el aumento de hormonas tiroideas ([Jaimes et al, 1999](#)).

#### 1.4.4 EVIDENCIA GENÉTICA

Se ha observado una asociación entre TDAH y el síndrome de Gilles de la Tourette, lo que probablemente está ligado a una expresión pleiotrófica del gen del. Algunos autores opinan que esto es cierto sólo en algunos casos y no siempre es la manifestación del gen del síndrome de Gilles de la Tourette ([Jaimes et al, 1999](#)).

Se ha observado que el déficit por trastorno de atención con hiperactividad es más frecuente en los familiares biológicos en primer grado de niños con trastorno por déficit de atención con hiperactividad que en la población general. Son numerosas las pruebas que atestiguan la importante

influencia de factores genéticos en los niveles de hiperactividad, impulsividad e inatención evaluados dimensionalmente. Los estudios realizados también sugieren la existencia de una mayor prevalencia de trastornos del estado de ánimo, trastornos de ansiedad, trastornos del aprendizaje, trastornos relacionados con sustancias y trastorno antisocial de la personalidad en miembros de la familia de personas con trastorno por déficit de atención con hiperactividad (DSM-IV-TR).

Con base en los criterios del DSM-III-R se ha reportado que la concordancia entre gemelos para el diagnóstico de TDAH es mayor en los gemelos monocigóticos que para los dicigóticos (Jaimes et al, 1999).

#### 1.4.5 COMORBILIDAD

Se ha encontrado que 32% de niños con TDAH presentan un trastorno depresivo mayor y 27% de ellos reúne los criterios que identifican un trastorno de ansiedad. La comorbilidad con problemas de conducta es también elevada, ya que entre 40% y 65% de niños con TDAH presentan trastorno oposicionista desafiante y entre 21% y 45% presentan trastornos de conducta. Se ha observado también que entre 10 y 54% de los niños con TDAH presentan problemas de aprendizaje, ya sea en la lectura, la escritura o en la aritmética; estos niños presentan trastornos en el lenguaje expresivo, pero no en el lenguaje receptivo. Por otro lado, puede estar presente el síndrome de Gilles de la Tourette (Jaimes et al, 1999).

### 1.5 PROBLEMAS DEL DIAGNÓSTICO

Los criterios más utilizados para el diagnóstico emanan del DSM-IV y el CIE-10, pero han sido criticados porque este sistema de diagnóstico (basado en la percepción de un observador – generalmente uno de los padres) no permite tener en cuenta la motivación, el estilo de personalidad del niño, ni las expectativas de los padres y los maestros, o las metas personales de los niños, padres o maestros. De igual manera no toma en cuenta los prejuicios ni el nivel de tolerancia de los padres y otros adultos que están alrededor del niño, quienes reportan los síntomas.

La utilización de cuestionarios mostró ventajas tales como: 1) ser economizadores de tiempo, 2) establecer una vía de comunicación con los maestros, 3) proporcionar un acceso permanente a la percepción de varios observadores, 4) brindar una información dimensional y 5) facilitar información de la severidad de la conducta del niño en comparación con el resto de los niños. Pero por otro lado sus

desventajas son: 1) que requiere experiencia del observador, 2) se obtiene a partir de la percepción del observador y no de la conducta del niño, 3) los cuestionarios no ayudan a identificar por separado las conductas de hiperactividad y de agresión, términos que los padres y los maestros confunden, 4) los cuestionarios facilitan la sobreidentificación de los niños con TDAH.

Sin embargo, es importante resaltar que no existe aún un examen de laboratorio o gabinete, evaluaciones neurológicas o evaluaciones de la atención que resulten diagnósticas; este debe hacerse por criterios clínicos (DSM-IV-TR; Jaimes et al, 1999). Existe una concordancia de sólo el 25% entre los datos proporcionados por los maestros y el personal de las clínicas en relación a la conducta de los niños por medio de cuestionarios. Los maestros tienen mayores fallas en relación con los padres (Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002).

Se ha observado que, en ciertas pruebas que requieren un procesamiento mental laborioso, los resultados son anormales en grupos de individuos con trastorno por déficit de atención con hiperactividad (comparados con los de sujetos de la misma edad). Pero estas pruebas no han demostrado su utilidad cuando se trata de determinar si un individuo concreto sufre el trastorno. No se conocen los déficit cognoscitivos fundamentales responsables de tales diferencias de grupo (DSM-IV-TR).

Además de la dificultad que en sí lleva reconocer los diferentes trastornos que representan un diagnóstico diferencial, existe otro problema más grave; en México se carece de programas adecuados para detectar, identificar y tratar a estos niños debido al retraso y la falta de divulgación de las ciencias neuropsiquiátricas, dentro de un programa integral y congruente de salud mental.

Aparte de lo controversial que es el diagnóstico del TDAH, es necesario estudiar como la cultura y la sociedad pueden influir en el sobrediagnóstico y abuso de los medicamentos y otras terapias (Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002).

### 1.5.1 DIAGNÓSTICO DIFERENCIAL

De acuerdo al DSM-IV-TR es importante establecer adecuadamente un diagnóstico diferencial con aquellos padecimientos y conductas que pueden ser confundidas con el TDAH, como son: a) los comportamientos propios de la edad en niños activos, b) comportamientos relacionados retraso mental, c) niños con elevada inteligencia situados en ambientes académicos poco estimulantes, d) sujetos con comportamiento negativista, e) trastorno de movimientos estereotipados, f) trastorno generalizado del desarrollo, g) trastorno psicótico, h) trastorno relacionado con otras sustancias no especificado, i) otros

trastornos mentales. Por otro lado, Campell-Araujo y Figueroa-Duarte (2002) agregan: j) trastornos de conducta, k) conducta desafiante-oposicionista, l) discapacidad del aprendizaje, m) síndrome de Guilles de la Tourette, y n) algún tipo de disfasia del desarrollo. Otras entidades que afectan la atención pueden ser el hipertiroidismo o una resistencia generalizada a la hormona tiroidea. Igualmente se tienen que considerar trastornos afectivos como la manía o depresión, trastornos de vigilancia, hipoacusia, dislexia, autismo, intoxicación aguda por plomo y desnutrición.

## 1.6 LA MEDICACIÓN Y EL TRATAMIENTO

### *Farmacología*

La decisión de medicar al niño(a) con TDAH está basada en la presencia del trastorno, pero sobre todo en la persistencia de los síntomas bastante severos que originen un impedimento funcional en la escuela, en la casa y con los compañeros. Algunos pacientes, en especial los adolescentes, se resisten a tomar el medicamento, y otros experimentan efectos colaterales inaceptables o una eficacia limitada (lo que favorece al abandono). Se tiene documentada la baja adherencia de los pacientes con TDAH a los programas, ya sea con un sólo medicamento o multimodales (tratamiento psiquiátrico, psicológico, educativo, etc) (Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002).

Algunos tipos de medicamentos utilizados son estimulantes. El Metilfenhidato, la dexoanfetamina y la pemolina han demostrado ser efectivos a corto tiempo. La eficacia de los estimulantes es de aproximadamente el 70%, por lo que se considera que entre el 20 y el 40% de los casos no muestran respuesta. La dexoanfetamina es una mezcla racémica de d-L anfetamina, con acción más prolongada que el Metilfenhidato, lo que permite menos frecuencia de dosis y un costo más bajo. La dosis promedio del Metilfenhidato es de entre 0,3 – 0,5 mg/k/d, y la dexoanfetamina se recomienda en dosis de entre 0,11 – 0,34 mg/k/d (Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002). Tanto la dexoanfetamina como el metilfenhidato bloquean la recaptura de dopamina y de norepinefrina en la neurona presináptica; esto sugiere que los subtipos de déficit de atención pueden responder de manera diferente a la medicación estimulante (Jaimes et al, 1999). La pemolina es el estimulante con el menor riesgo de abuso por parte del paciente; se toma por lo general una vez al día. Este medicamento es de los menos empleados y los estudios son escasos.

En lo que concierne a los antidepresivos tricíclicos (ADT), se han hecho estudios evaluando la Imipramina, la Desimipramina, la Amitriptilina y la Clorimipramina. Estos han mostrado efecto en la



conducta y no en la atención, que es el problema fundamental de los niños con TDAH. La acción de los ADT es de larga duración, logrando mejoría en los síntomas cognitivos, pero no tan significativamente como con los estimulantes ([Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002](#)). Los ADT bloquean la recaptura de norepinefrina y serotonina ([Jaimes et al, 1999](#)).

Entre otros medicamentos, la Clonidina es un agonista alfa 2-noradrenérgico, escasamente empleado e investigado. Su efecto principal es sobre la conducta y muy escasamente en la cognición. La dosis promedio es de 0,2 mg/día. La Carbamazepina es considerada en algunos trabajos como una opción de tratamiento para aquellos niños que no presentaron respuesta a los estimulantes, o en casos bastante resistentes, o bien, con signos o síntomas de daño cerebral o epilepsia.

Los inhibidores de la monoaminoxidasa (IMAO) también pueden ser usados en el tratamiento farmacológico de este problema. Los IMAO interactúan en las neuronas noradrenérgicas y dopaminérgicas, así como también sobre las enzimas MAO, causando un incremento en el cerebro de los niveles de dopamina y norepinefrina ([Jaimes et al, 1999](#)).

Todos tienen efectos secundarios que varían desde aquellos considerados como molestos hasta los calificados como peligrosos.

### *Terapéutica psicológica*

Las terapias psicológicas más utilizadas son las de modificación de conducta con técnicas de refuerzo positivo, modelamiento, tiempos de exclusión o segregación. Sin embargo, se ha demostrado que con el tiempo pierden su eficacia. Los factores más comunes de fracaso en los pacientes con TDAH sometidos a terapias conductuales como las antes citadas han surgido por su empleo de manera incorrecta ([Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002](#)).

Al hablar de intervenciones coadyuvantes, la psicoterapia puede ayudar en casos particulares, como en aquellos pacientes con antecedentes prolongados de problemas académicos o de conducta y disminución de autoestima o depresión resultantes. La terapia familiar o la capacitación cognoscitiva son otras técnicas útiles.

Nuevas terapias basadas en el uso de la tecnología (el entrenamiento visual Optométrico; la técnica Cerebelar-vestibular; la Quinesiología; y el Entrenamiento de integración auditiva) han surgido, prometiendo una cura en un corto periodo de tiempo. Sin embargo, la mayoría no tiene sustento científico. En otros casos, como la Neuroretroalimentación, todavía no existe acuerdo entre quienes afirman que sus resultados son producto del efecto placebo ([Campell-Araujo & Figueroa-Duarte, 2002](#)),

y quienes indican que los resultados avalan el que con dicha técnica se incrementa el componente de la atención y de la concentración, el funcionamiento cognitivo y la conducta (Jaimes et al, 1999). Esta técnica se fundamenta en que existe una diferencia entre niños con problemas de conducta y niños normales: los primeros presentan ondas lentas, específicamente de actividad *theta*, y menor actividad *beta* (sensoriomotora). Además se observan incidencias de descargas anormales transitorias. Se ha encontrado que para este tipo de trastorno se debe retroalimentar específicamente la actividad sensoriomotora *beta* y la supresión de la actividad *theta*.

## 1.7 CONSIDERACIONES

Los reportes anteriores, en los que algunos datos obtenidos de niños con TDAH permiten la identificación grupal pero no son útiles para la clasificación individual, confirman la ausencia de una prueba diagnóstica del TDAH libre de la influencia subjetiva de los padres o maestros y no dependiente del entrenamiento del clínico que la utiliza.

Es necesaria una medida objetiva y una prueba diagnóstica no dependiente de la subjetividad del calificador que permita, apoyada en el diagnóstico clínico, clasificar certeramente el TDAH disminuyendo los falsos positivos. Esta herramienta puede estar basada en una medida neurofisiológica como lo es el electroencefalograma.

En el caso del TDAH que tiene una base orgánica reflejo de diferencias anatómicas y neurofuncionales, es esperable que la actividad eléctrica cerebral de un grupo de niños con dicho padecimiento pueda diferenciarse de un grupo de niños sanos.

## Capítulo 2

# El Electroencefalograma

La actividad eléctrica cerebral susceptible de ser registrada en el cuero cabelludo fue llamada *Elektenkephalogram* (Electroencefalograma) por Hans Berger, quien acuñó el término en 1929 (Swartz y Goldensohn, 1998).

El electroencefalograma o EEG es el registro continuo de las fluctuaciones espontáneas de voltaje generadas por el cerebro (John, 1977). Es llamado un registro grueso, ya que se efectúa sobre la respuesta de una población celular (Thompson, 1986). La actividad eléctrica cerebral se compone de diferentes ritmos cerebrales con características de voltaje, frecuencia, topografía, reactividad y morfología particulares (Tyner, Knott, y Mayer, 1983). La frecuencia es definida como el número de ondas en un segundo (Hertz o ciclos por segundo). La amplitud de las ondas del EEG es del orden de los microvolts. El EEG se puede dividir en bandas que se caracterizan por su frecuencia y amplitud: Delta ( $\delta$ ), de 0.5 a 3.5 Hz y entre 100 y 300  $\mu$ V de amplitud; Theta ( $\theta$ ), de 4 a 7.5 Hz y entre 50 y 75  $\mu$ V; Alfa ( $\alpha$ ), de 8 a 13 Hz con una amplitud generalmente por debajo de los 50  $\mu$ V; Beta ( $\beta$ ), de 13.5 a 30

Hz y generalmente inferior a los 30  $\mu\text{V}$ ; Gamma( $\gamma$ ), de 30 a 50 Hz y promedio de 20  $\mu\text{V}$ . La distribución del EEG en la corteza es diferente para cada banda, de tal forma que la banda beta se localiza principalmente en regiones anteriores mientras que la alfa se encuentra preferentemente en las regiones posteriores. El corte de las bandas, principalmente en el límite alfa-beta, así como en el beta-gamma suele variar en virtud de la definición del instrumento de captura y la conveniencia de la investigación.

La [Tabla 2.1](#) presenta en forma resumida las características principales de las ondas EEG en los seres humanos. El corte de los rangos de frecuencia y el voltaje varían con respecto a los criterios citados anteriormente.

Tabla 2.1 Nombres, rangos de frecuencia y características básicas de los distintos ritmos electroencefalográficos (modificado de [Rosenzweig y Leiman, 1992](#), página 183).

Tipo de onda o ritmo	Rango de frecuencia (Hz)	Amplitud o voltaje ( $\mu\text{V}$ )	Región de prominencia o máximo	Circunstancia en que aparece
Delta	0.5-5	20-200	Variable	Sujeto profundamente dormido
Theta	5-7	5-100	Frontal y temporal	Despierto con la vigilancia resumida.
Alfa	8-12	5-10	Occipital y parietal	Despierto, relajado ojos cerrados
Beta	18-30	2-20	Precentral y parietal	Despierto, sin movimiento
Gamma	30-50	2-10	Precentral y frontal	Despierto, excitado

## 2.1 ASPECTOS BÁSICOS Y ESTRUCTURA DEL EEG

Los potenciales que se registran en el encefalograma provienen de la actividad eléctrica de los tejidos excitables, y se captan midiendo la diferencia de potencial existente entre un electrodo explorador y otro de referencia. La mayor ventaja de las técnicas de electroencefalografía consiste en que miden directamente, aunque a distancia, el fenómeno a estudiar en una preparación no invasiva, con una resolución del orden de milisegundos, que corresponde con la ventana temporal en la que ocurre el procesamiento de información en el cerebro ([Grave-de Peralta, González-Andino y Gómez-González, 2004](#)).

La actividad eléctrica del cerebro es el resultado de corrientes iónicas generadas por procesos bioquímicos en el nivel celular. Los principales generadores del EEG son las intrincadas capas de

dipolos de neuronas piramidales en la sustancia gris de la corteza cerebral. Un dipolo es un elemento con dos sitios de cargas opuestas adyacentes. Corrientes positivas ( $\text{Na}^+$ ,  $\text{Ca}^{2+}$ ) son absorbidas al final del dipolo (el pozo) mismas que emanan del extremo opuesto (la fuente). El campo eléctrico alrededor de una célula piramidal conforma un dipolo debido a la propia morfología neuronal, un largo axón por una parte y contactos sinápticos, de tal forma que los cambios de potencial de membrana pueden ocurrir en cualquiera de estas extremidades dependiendo del tipo de entrada que haya sido activada (Schaul, 1998).

Son los potenciales postsinápticos, más que los potenciales de acción los responsables de las ondas eléctricas registradas en el cráneo. Aunque la amplitud de los potenciales de acción es mayor, la duración de los potenciales sinápticos es mayor e involucra mayor superficie de membrana, permitiendo con ello que puedan ser sumados tanto en forma temporal como espacial. Los potenciales de acción ocupan una superficie de membrana relativamente pequeña en el mismo instante y por ello es difícil su acumulación. La duración de un potencial de acción es 10 a 30 veces más corta que un potencial sináptico, y esto hace que se requiriera al menos una perfecta sincronización (en una fracción de milisegundo) para que se pudieran traslapar en el tiempo y sumarse. La sincronización y la coherencia de potenciales en el tiempo sirven para explicar también la relación entre frecuencia y amplitud. Una actividad de alta frecuencia es usualmente menor en amplitud que una actividad de baja frecuencia. La actividad delta puede durar de un cuarto a un medio segundo, y aún cuando los generadores estuvieran un 10-30% fuera de sincronía, una gran proporción de la superficie generadora podría estar en relativa sincronía al mismo tiempo y con ello generar un potencial grande.

Tal como lo dice Pribram (1998), por casi medio siglo se ha conocido que el registro del EEG en el cráneo no refleja tanto una acumulación de impulsos nerviosos sino principalmente una polarización graduada (hiper y despolarización) de sinapsis y la fina red de conexiones de fibras dendríticas y axones.

Las bases neurofisiológicas del EEG pueden ser resumidas de la siguiente manera (Kiloh, McComas, Osselton, y Upton, 1981):

1. Las ondas repetitivas que pueden ser registradas de la superficie del cerebro o del cuero cabelludo son sumas de potenciales sinápticos generados por las células piramidales en la corteza cerebral.
2. Los potenciales sinápticos son las respuestas de las células corticales a las descargas rítmicas del núcleo talámico.

3. La frecuencia y la amplitud de las descargas talámicas (y la razón de los potenciales corticales) son determinadas por el arreglo de interconexiones excitatorias e inhibitorias entre células talámicas.
4. Durante la "activación", impulsos de la formación reticular abolen las descargas rítmicas en el núcleo talámico y causan que los potenciales corticales lleguen a desincronizarse.

El registro del EEG, conforme a las técnicas empleadas para los grandes grupos celulares, se obtiene utilizando electrodos gruesos o macroelectrodos (generalmente de un tamaño superior a los 0.1 mm de diámetro) (Thompson, 1986). La señal es llevada a un amplificador el cual aumenta el voltaje detectado por los electrodos, luego pasa por un convertidor analógico-digital que convierte la señal continua a cortes pequeños que representan la posición de un punto en una línea; de esta forma es capturada en computadora.

#### 2.1.1 LA EXTRACCIÓN DE DATOS EN EL EEG

La minería de datos o *data mining* es una parte del *Knowledge Discovery in Data Bases* (KDD), en donde el primero se refiere a la aplicación de algoritmos para la extracción de los datos mientras que el segundo es el proceso general de identificar conocimientos útiles en grandes bases de datos (Flexer, 2000):

DM es la aplicación de algoritmos para extraer patrones de grandes bases de datos. DM enfatiza el rol central del algoritmo más que el modelo y usa métodos de la estadística, aprendizaje de máquinas y otros campos relacionados (Flexer, 2000).

Las técnicas de minería de datos son aplicables al EEG debido a que este registro se considera como una gran base de datos generalmente muy contaminada por ruido, por lo que su análisis requiere de todas las técnicas de extracción de datos. Afrontar este problema implica utilizar técnicas de análisis para EEG y potenciales relacionados con eventos, búsqueda de patrones secuenciales, aproximaciones estadísticas, modelos de redes neuronales, aproximaciones basadas en conocimiento y lógica difusa, y otras modelos de aprendizaje de máquinas (Flexer, 2000).

#### 2.1.2 EL ANÁLISIS DEL EEG

El análisis del EEG se ha realizado a través de la inspección visual y de métodos cuantitativos digitales. Los análisis que se usan más comúnmente para estos métodos cuantitativos son el análisis de

frecuencias por medio de la transformada de Fourier (específicamente, la transformada rápida de Fourier TRF, un algoritmo que optimiza la transformada discreta de Fourier TDF) y los análisis de Coherencia y Correlación.

### *El análisis de frecuencias*

Para llevar a cabo el análisis de frecuencias, se selecciona un grupo de segmentos del EEG, libres de artefactos y de actividad paroxística, y en cada uno se calcula la transformada de Fourier. Por medio de este análisis, se descompone la señal original, en este caso el EEG, en una serie de ondas sinusoidales de diferentes frecuencias, cada una de las cuales va a tener una amplitud y una fase características de acuerdo con las peculiaridades de la señal (ver [Figura 2.1](#)).

Las medidas realizadas en el dominio de la frecuencia se derivan del espectro de frecuencias del EEG, el cual puede obtenerse transformando la gráfica del voltaje ( $\mu\text{V}$ ) en función del tiempo (seg) en una gráfica de la potencia ( $\mu\text{V}^2$ ) en función de la frecuencia (Hz). A estas medidas se les denomina como parámetros espectrales del EEG (ver [Figura 2.2](#)). Las más exploradas han sido la potencia absoluta (PA) y la potencia relativa (PR; [Fernández-Harmony y González Garrido, 2001](#)).

Se define como potencia absoluta en una banda de frecuencias como el área comprendida entre la gráfica del espectro y el eje de las abscisas (el área bajo la curva), limitada en ambos lados por los extremos del intervalo en que está comprendida dicha banda ([Fernández-Harmony y González Garrido, 2001](#); [Fisch, 1999](#); ver un ejemplo en la [Figura 2.3](#)).

El análisis de frecuencias del EEG se puede realizar utilizando las potencias correspondientes a cada frecuencia (*análisis de banda estrecha*) pero, como son muchos valores, la tendencia ha sido agruparlos por bandas, para lo cual se utilizan los límites de frecuencia de los ritmos electroencefalográficos (*análisis de banda ancha*) ([Ricardo-Garcell, 2004](#)).

En general, las potencias entre 1.5 y 3.5 Hz. se agrupan en la banda delta; las de entre 4 y 7.5 Hz. en la banda theta; las de 8 a 12.5 en la banda alfa (misma que comúnmente se divide a su vez en dos: 8 a 9.5 Hz. alfa1 y 10 a 12.5 Hz. alfa2), y las que están entre 13 y 25 Hz en la banda beta (que igualmente se divide en dos: 13 a 17.5 Hz., beta1 y 18 a 25 Hz., beta2). Así, en cada sitio de registro se pueden calcular las medidas *potencia absoluta*, *potencia relativa*, *frecuencia media*, *relación de potencias* y *coherencia*, para cada una de las bandas y para el espectro total (excepto en el caso de la potencia relativa).

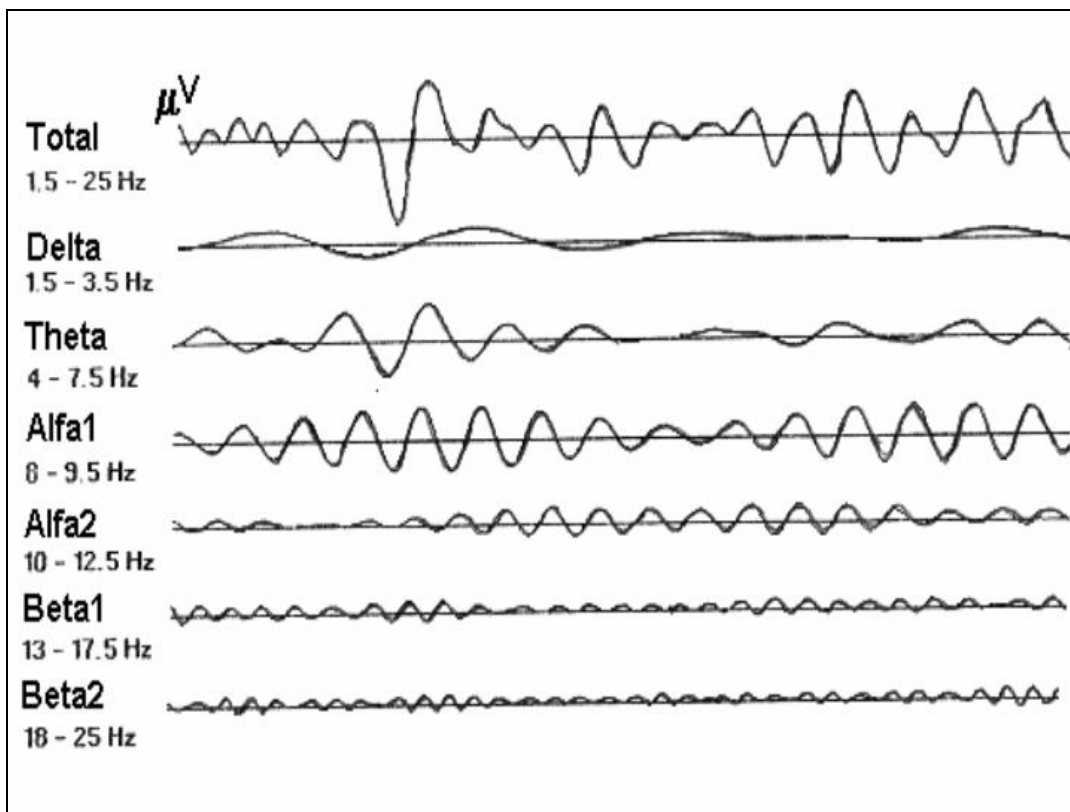


Figura 2.1 Descomposición de una señal en sus bandas componentes, mediante la transformada rápida de Fourier (tomado de [Madera, 2000](#))

A todas ellas se les conoce también como *medidas espectrales de banda ancha*.



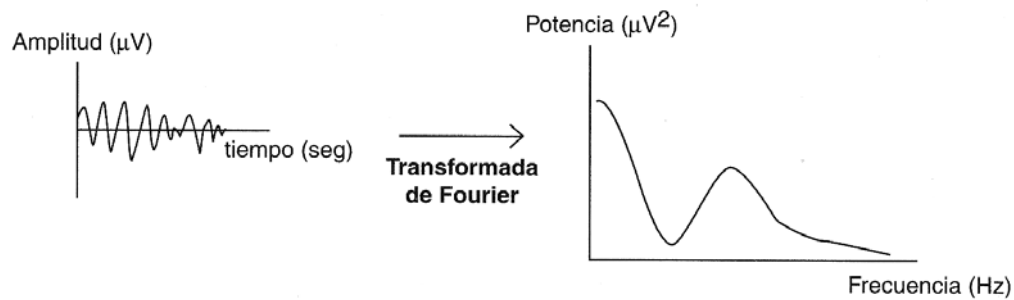


Figura 2.2 .Se representa cómo mediante la Transformada de Fourier es posible pasar la señal de EEG en el dominio del tiempo a su espectro de frecuencia (Tomado de [Fernández-Harmony y González Garrido, 2001. p 360](#)).

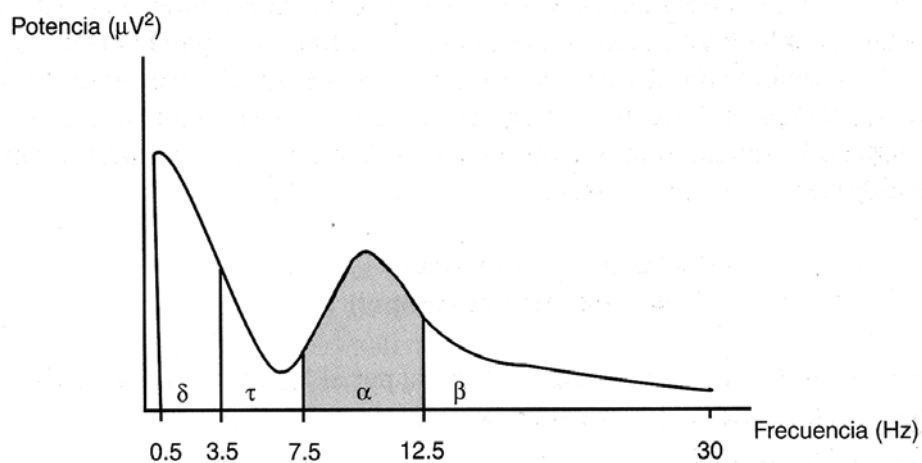


Figura 2.3 Esquema del espectro de frecuencias en el que se muestran las bandas  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  y  $\beta$ . El área sombreada corresponde a la potencia absoluta de  $\alpha$  (Tomado de [Fernández-Harmony y González Garrido, 2001. p 361](#)).

### 2.1.3 TRANSFORMADA DE FOURIER.

El tratamiento de señales de tiempo discreto y su análisis espectral son temas fundamentales del procesamiento de señales, incluidas las señales de EEG.

Originalmente el análisis espectral del contenido de una señal en tiempo y frecuencia se realizaba por medio de la Transformada Discreta de Fourier; no obstante ello requería grandes recursos en cómputo y tiempo.

Sean  $x_0, \dots, x_{n-1}$  números complejos. La transformada discreta de Fourier se define como:

$$f_j = \sum_{k=0}^{n-1} x_k e^{-\frac{2\pi i j k}{n}} \quad j = 0, \dots, n-1. \quad (2.1)$$

En abril de 1965 un trabajo publicado por James W. Cooley y John W. Tukey en la revista *Mathematics of Computation* (ver [Ramirez, Gómez y Baez, 1998](#)) explicaba un algoritmo capaz de reducir los recursos requeridos por un sistema computacional así como el tiempo invertido en el análisis. La Transformada Rápida de Fourier es un algoritmo de la transformada discreta de Fourier el cual reduce el número de operaciones computacionales necesarias para N puntos de  $2N^2$  a  $2N \log_2 N$  (ver [Wesisstein, 2005](#)).

Miles de implementaciones del algoritmo de FFT pueden ser encontradas hoy en día para casi cualquier área del conocimiento que requiera análisis de señales. Un ejemplo de aplicación para EEG puede ser encontrado en [Guevara, Ramos, Hernández-González, Zarabozo y Corsi-Cabrera, 2003](#)

Mediante la TRF se obtienen los valores de amplitud y de frecuencia del EEG, los cuales se pueden agrupar en bandas de frecuencia particulares (ver antes [Figura 2.1](#)). Este procedimiento nos permite obtener la potencia absoluta o energía de la señal, ya sea de cada frecuencia en forma aislada o de las frecuencias agrupadas en bandas delta, theta, alfa1, alfa2, beta1 y beta2, así como la potencia relativa de estas bandas ([Guevara, 1995](#)).

#### 2.1.4 ANALISIS DE COHERENCIA.

El cálculo de coherencia se ha empleado para encontrar relaciones de estabilidad entre dos señales estocásticas en el tiempo, que hayan sido digitalizadas, cuya relación sea lineal y de las que se haya obtenido puntuaciones en pares independientes. La coherencia se calcula siempre a través de una transformación al dominio de la frecuencia. Se obtiene un coeficiente de coherencia, para más de un par de segmentos de la señal, para cada valor de frecuencia obtenido como componente de la señal que se ha analizado. El valor de cada coeficiente de coherencia oscila entre cero y uno ([Guevara, 1995](#)). Debido a que la coherencia se obtiene de los espectros de la transformada rápida de Fourier, su cálculo a partir del avance tecnológico ha resultado más fácil y rápido en relación al de la correlación, por lo que

muchos paquetes comerciales incluyen el análisis de coherencia y no el de correlación. Esto ha provocado que en la mayor parte de las investigaciones se utilice el análisis de coherencia (Guevara, 1995).

#### 2.1.5 ANÁLISIS DE CORRELACIÓN:

Al igual que el análisis de coherencia, el análisis de correlación se ha empleado para establecer una posible relación funcional entre diferentes regiones del cerebro. Sin embargo, en lugar de tomar en consideración la estabilidad de las señales en el tiempo, la correlación resalta la relación de fase entre las señales electroencefalográficas de dos áreas. Para el cálculo de correlación entre la actividad EEG de áreas corticales se usa el coeficiente de correlación de Pearson, que se ubica entre los índices que tienen mayor potencia estadística para encontrar posibles relaciones entre variables. Se aplica siempre que se tengan dos variables continuas cuya relación sea lineal y de las que se haya obtenido puntuaciones en pares independientes.

En un estudio de Guevara (1995), donde se hizo una comparación entre correlación y coherencia, se llegó a la conclusión de que el análisis de correlación tiene ventajas sobre el de coherencia, ya que, entre otras cosas, permite conocer el sentido de la relación entre las señales a través del signo (aspecto que se pierde en la coherencia) y no depende del valor de la potencia. Asimismo, Guevara (1995) desarrolló un método para calcular la correlación en un tiempo similar a la de la coherencia mediante el uso de la transformada rápida de Fourier.

#### 2.1.6 OTROS METODOS DE ANÁLISIS DEL EEG

##### *Análisis de Componentes Principales*

El análisis de componentes principales fue desarrollado por Hotelling (1933) (ver en Ato y López, 1994). Su objetivo es describir la variación de un conjunto de sujetos y observaciones en términos de un conjunto de variables no correlacionadas que son combinaciones lineales de las variables originales. A cada conjunto de variables se le denomina componente principal. La ecuación básica de este método en el primer componente principal es:  $Y_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1k}X_k$  donde  $Y_1$  es el primer componente principal,  $X_1, \dots, X_k$  corresponden a las  $k$  variables del estudio y  $a_{1k}$  corresponde a las cargas factoriales del primer componente principal en las  $k$  variables manifiestas.

El análisis de componentes principales es una técnica de análisis multivariado que se puede aplicar cuando se tienen  $p$  variables dependientes (y estocásticas) correlacionadas que explican el comportamiento de una población de datos. Esta población de datos puede ser representada por la variable aleatoria  $p$ -dimensional  $X'$  donde  $X' = [X_1, \dots, X_p]$ , con un vector de medias  $\mu$  y una matriz de covarianzas  $\sigma$ . El análisis pretende encontrar un nuevo conjunto  $Y$  de variables  $Y_j$  (con  $j = 1, \dots, p$ ) donde estas  $Y_j$  no están correlacionadas entre sí y cuyas varianzas están en orden decreciente en magnitud desde la de  $Y_1$  hasta la de  $Y_p$ . El análisis de componentes principales no supone distribución normal en ninguna de las variables con las que va a tratar. Esto hace que esté más cerca de la estadística no paramétrica que de la paramétrica con todas las ventajas y desventajas de ésta (Guevara, 1988).

#### *Regresión Lineal Múltiple.*

El análisis de regresión lineal es una herramienta matemática para tratar de explicar la dependencia de una variable, llamada variable dependiente, en función de otras variables, llamadas explicatorias. Al hacer esto, se persigue generar un modelo matemático (una función de regresión) que explique el comportamiento de una población de datos, o bien, predecir el comportamiento de dicha población (Guevara, 1988).

Las suposiciones asociadas son las siguientes (Wayne, 1996):

1. Las  $X_i$  son variables no aleatorias (fijas). Esta suposición distingue al modelo de regresión del modelo de correlación múltiple. Esta condición indica que cualquier inferencia que se haga de los datos de la muestra sólo se aplica al conjunto de valores de  $X$  observados y no a algún conjunto mayor de  $X$ .
2. Para cada conjunto de valores de  $X_i$  existe una subpoblación de valores de  $Y$ . Para construir ciertos intervalos de confianza y probar la hipótesis, es necesario saber (o bien, el investigador debe inclinarse a suponer) que estas subpoblaciones de valores de  $Y$  siguen una distribución normal.
3. Las variaciones de las subpoblaciones de  $Y$  son todas iguales.
4. Los valores de  $Y$  son independientes; es decir, los valores de  $Y$  seleccionados para un conjunto de valores de  $X$  no dependen de los valores de  $Y$  seleccionados en otro conjunto de valores de  $X$ .

### *Análisis de Conglomerados*

Es una técnica multivariante cuya función consiste en agrupar los casos (o variables) de una matriz rectangular en subgrupos o agrupamientos. Estos agrupamientos pueden obedecer a leyes naturales, como es el caso de las ciencias biológicas, o a cualquier grupo de características comunes a los casos o variables, como ocurre en ciencias sociales. Por regla general, esta técnica se utiliza en estudios exploratorios donde no se tiene una idea preconcebida de cómo se agrupan los casos o variables. Además se utiliza, en ciertos casos, como un primer paso para otras técnicas más complejas como el análisis factorial o el escalamiento multidimensional.

Como otras técnicas multivariadas, se aplica sobre una matriz de  $m$  medidas en cada uno de  $n$  objetos. Esta matriz de  $n \times m$  se transforma en una matriz de  $n \times n$  (o  $m \times m$ ) de similitudes o distancias, donde  $n$  es el número de casos (o variables) que se quiere agrupar. Sobre esta matriz se aplica, entonces, el algoritmo conveniente para determinar los conglomerados. Este algoritmo permitirá establecer las reglas por las que los casos (o variables) se unirán a los conglomerados en base a las similitudes entre los objetos de la matriz (Ato y López, 1994).

Básicamente, los métodos de Análisis de conglomerados se pueden dividir en *métodos jerárquicos* y *métodos de partición* (Jonson, 1967; Hartigan, 1975; Dillon y Goldstein, 1984; en Ato y López, 1994). Los métodos jerárquicos se caracterizan por realizar fusiones o divisiones sucesivas para formar los conglomerados. A su vez se pueden dividir en métodos aglomerativos y métodos divisivos. Los *métodos aglomerativos* parten de la existencia inicial de un conglomerado para cada caso objeto de análisis. Por aproximaciones sucesivas se van uniendo los objetos en conglomerados hasta formar un conglomerado único que los incluye a todos.

Los métodos divisivos parten de un conglomerado único y trabajan realizando divisiones sucesivas hasta dejar todos los objetos en conglomerados individuales. Tanto unos como otros presentan sus resultados en forma de árbol, más comúnmente conocidos como dendogramas.

A diferencia de los métodos jerárquicos, los métodos de partición dividen el grupo de objetos en un número preseleccionado de conglomerados que no tienen una estructura jerárquica. A continuación calculan los centroides de esos conglomerados para después asignar un objeto a un conglomerado en función de su cercanía al centroide. Se vuelven a calcular de nuevo los valores centroides y se repite el proceso hasta que los conglomerados se estabilizan en dos etapas sucesivas. Estadísticamente los métodos divisivos se caracterizan por maximizar la suma de cuadrados intersujetos entre

conglomerados con respecto a la suma de cuadrados intrasujetos. Así, el proceso que emplean estos métodos es similar a un ANOVA donde se desconocen los grupos.

### *Análisis Discriminante*

La técnica del análisis discriminante es altamente similar al análisis de varianza multivariado y al análisis de correlación canónica. De hecho, podemos caracterizar el análisis discriminante como un análisis de correlación canónica, donde uno de los grupos de variables está formado por variables ficticias (codificación) que representan la pertenencia de los casos a distintos grupos. Por otro lado, el análisis discriminante descansa matemáticamente sobre el análisis de varianza multivariado; el análisis discriminante efectúa una descomposición en eigenvalores y eigenvectores de la matriz (Ato y López, 1994).

## 2.2 CARACTERÍSTICAS DEL EEG

La actividad EEG es siempre dinámica, y es constantemente influenciada por diversos factores tales como el estado de conciencia (sueño-vigilia), el nivel de activación (reposo, alerta, atención), las entradas sensoriales (ojos abiertos, cerrados), la aplicación de estímulos, la madurez del sistema nervioso, la salud-patología cerebral y el estado emocional.

A partir de los cada vez más sofisticados aparatos de registro de la actividad electroencefalográfica, se ha podido determinar la existencia en el EEG del hombre de diversos tipos de ondas que tienen un rango de frecuencia entre los 0.5 y los 50 Hz, con una amplitud entre 1 y 150  $\mu\text{V}$  en vigilia y hasta 300  $\mu\text{V}$  durante el sueño (Corsi-Cabrera, 1983). Los investigadores han dividido estas frecuencias en cinco bandas de acuerdo a su morfología, frecuencia, amplitud, reactividad y área cerebral de localización preferente. Estas cinco bandas y sus características son:

### 2.2.1 BANDA DELTA ( $\delta$ )

Como actividad fisiológica del EEG se encuentran ondas delta ( $\delta$ ) en los lactantes, y a veces en los niños y los adolescentes, mientras que en el adulto, excepto durante el sueño (fases III y IV) y en la hiperventilación, casi siempre tienen significación patológica (Simon, 1983). La actividad delta tiene una frecuencia que va de los 0.5 a los 3.5 Hz y una amplitud entre 100 y 300  $\mu\text{V}$ .

### 2.2.2 BANDA THETA ( $\theta$ )

La actividad theta ( $\theta$ ) es un componente normal sobresaliente en el EEG infantil. Se extiende por la banda de frecuencia de los 4 hasta debajo de los 8 Hz y una amplitud entre 50 y 75  $\mu$ V que en ocasiones puede alcanzar los 100  $\mu$ V. Se presenta en las primeras fases del sueño lento. Suele obtenerse en las regiones temporales y temporo-parietales de los niños, pero también las hay durante la tensión emocional de ciertos adultos, sobre todo cuando existe frustración, así como en casos de patología cerebral. El ritmo theta se bloquea al abrir los ojos (Simon, 1983).

### 2.2.3 BANDA ALFA ( $\alpha$ )

La banda alfa ( $\alpha$ ) está compuesta por ondas regulares o irregulares sobre ambos hemisferios cerebrales y cuya frecuencia oscila entre los 8 y los 13 Hz. Se presenta principalmente en estado de vigilia relajado, con los ojos cerrados. El ritmo alfa es más claro en las regiones posteriores de la cabeza. En la infancia es inicialmente inestable, estabilizándose hacia los 10 años. La amplitud alfa es variable, siendo la occipital generalmente más alta: por debajo de los 50  $\mu$ V en los adultos (Simon, 1983).

Comúnmente se presenta una baja amplitud en el ritmo alfa a causa de cansancio o mal relajamiento. La amplitud tiende a incrementarse mediante distintos estímulos externos e hiperventilación. La actividad alfa se bloquea totalmente al abrir los ojos y parcialmente en presencia de cansancio. Después de tener por unos cuantos minutos los ojos abiertos, puede presentarse también el ritmo alfa (Simon, 1983).

Las ondas alfa son generadas en áreas corticales que actúan como epicentros con propagadores locales. Para generar el ritmo alfa son más importantes las conexiones paralelas a la superficie cortical que las entradas talamocorticales. El mecanismo celular preciso aún es desconocido y los estudios *in vitro* son restringidos debido a que es preciso contar con la conexión a un circuito neuronal de activación para generar el ritmo. La coherencia córtico-cortical es mucho mayor que la coherencia talamo-cortical. (Schaul, 1998).

#### 2.2.4 BANDA BETA ( $\beta$ )

La banda ( $\beta$ ) se compone de ondas de más de 13 Hz en las regiones frontales de la cabeza de un sujeto adulto en estado de vigilia con los ojos abiertos. La amplitud de la actividad beta es variable, generalmente menor a los 30  $\mu$ V. Se bloquea mediante movimientos contralaterales o estímulos táctiles.

En las mujeres adultas el ritmo beta presenta una amplitud notablemente mayor, siendo ésta una diferencia sexual ausente en la infancia. Así mismo, la actividad beta en los niños posee una amplitud más elevada y una frecuencia de 16 a 24 hz.

En cerca del 8% del promedio general de la población, las ondas beta dominan en estado de vigilia relajado con los ojos cerrados, simétricamente en ambos hemisferios. No existe en este porcentaje de la población ninguna diferencia de amplitud considerable en las distintas regiones de la cabeza, siendo ocasionalmente superior en los frontales y temporales, pero por lo general no superiores a los 30  $\mu$ V.

#### 2.2.5 BANDA GAMMA ( $\gamma$ )

Son ondas cuya frecuencia oscila de los 30 hasta los 50 Hz, teniendo una amplitud promedio de 20  $\mu$ V. Tal ritmicidad se ha asociado tanto a aspectos de integración cognitiva ([Desmedt y Tomberg, 1994](#); [Llinas y Ribary, 1993](#)) como a la activación intensa del sistema nervioso central y la desorganización emocional.

#### 2.2.6 EEG, METABOLISMO Y FLUJO SANGUÍNEO

La alta relación entre el EEG, el flujo sanguíneo cerebral y el metabolismo ha sido establecida en un número de estudios tanto globales como locales. La frecuencia varía con el consumo de oxígeno: altas frecuencias de EEG correlacionan con altos valores de consumo de oxígeno. Estudios en sueño corroboran la relación entre el nivel del sueño flujo sanguíneo cerebral y metabolismo. A ondas más lentas de sueño corresponde un decremento en el flujo y en el metabolismo, en contraste con el sueño de movimientos oculares rápidos (REM) que presenta mayores valores en flujo y metabolismo. El consumo de glucosa se reduce durante el sueño de ondas lentas (Maquet et al. 1990, citado por [Kuschinsky, 1993](#)).

Por supuesto, el EEG representa principalmente la actividad postsináptica de neuronas corticales. En contraste, las señales relevantes para la detección del metabolismo cerebral, y en consecuencia el



flujo sanguíneo parecen ser debidos a la actividad presináptica ([Kuschinsky, 1993](#)). No obstante ambos proveen de información referente a la actividad cerebral durante una tarea.

## 2.3 EL EEG Y LA PREDICCIÓN

El problema de la predicción estadística es definir a qué grupo pertenece un nuevo individuo. En la práctica se sabe que el error que se cometerá con los nuevos individuos es mucho mayor que los errores de clasificación de los individuos que se utilizaron para calcular los límites. ([Harmony y Alcaraz, 1987](#)).

La predicción estadística se basa en la consideración de que un sujeto desconocido pertenece a un grupo y no a otro de un par (o más) de opciones dadas. Y estas opciones de pertenencia se respaldan en un número variable de sujetos que le aportan a cada grupo sus valores constantes (de grupo) y minimizándose en mayor medida sus valores individuales.

Por ello, con el fin de disminuir al mínimo la posibilidad de una predicción equivocada en un nuevo sujeto, es recomendable lo siguiente ([Harmony y Alcaraz, 1987](#)):

1. Haber observado en el análisis de la estructura de los datos, que existen grupos homogéneos de individuos.
2. Haber comprobado que existen diferencias significativas entre los grupos que se intentará clasificar.
3. Obtener clasificaciones correctas de más de 80% de los individuos con los que se calcularon los límites que definen a los grupos.

Una consideración adicional que se debe tener en cuenta es que la replicabilidad independiente de las funciones discriminantes o de los análisis de conglomerados disminuye en función del número de variables para estos cálculos. En general, existe “una regla del pulgar” que establece que deben tenerse por lo menos 5, y preferiblemente 10 veces, más sujetos que variables si se espera que una función discriminante pueda clasificar adecuadamente una muestra independiente.

La predicción basada en EEG ha sido utilizada con varios métodos: análisis discriminante, regresión lineal, etc.. Sin embargo, también son comunes las ocasiones en que se conjugan los métodos de análisis del EEG con los métodos predictivos.

El análisis discriminante se ha utilizado para identificar sujetos de accidente vascular encefálico, tumores cerebrales y epilepsia, en contraposición a un grupo de sujetos sin patología ([Harmony, Otero, Ricardo y Fernández, 1973](#)), por medio de los valores del coeficiente de correlación de polaridad y la

relación de energía. Con base en 36 variables (9 derivaciones x 2 mediciones x 2 condiciones) se obtuvo una eficiencia de 82% en la clasificación de todos los individuos y un 80% en la predicción de la pertenencia entre los grupos de pacientes con accidente vascular encefálico y sujetos normales.

La regresión lineal (con datos electroencefalográficos) se ha utilizado para evaluación automática del EEG con base en el análisis de frecuencias (alfa, beta, theta y delta), estableciendo con base en la correspondencia más alta lograda por la regresión (EEG y edad) las ecuaciones que permiten conocer la edad teórica electroencefalográfica de un individuo, de donde se deriva el cociente dependiente de la edad ([Matousek y Petersen, 1973](#)). La conclusión anterior se basa en la similitud que tienen los EEGs anormales (por la presencia de ondas lentas) con los EEGs de los individuos en edades más tempranas de la vida. La correspondencia entre este análisis automático (un minuto de EEG) y la interpretación visual del trazado completo (de 30 minutos) por dos expertos fue del 80%.

Para el caso de la conjugación de métodos de análisis de EEG y predictivos se ha utilizado el análisis de componentes principales para determinar la existencia de patrones de respuestas electroencefalográficas diferentes en niños disléxicos con respecto a niños normales. Con 4 componentes (94.14% de la varianza) se realizó un análisis de regresión múltiple que permitió clasificar correctamente a 8 de 9 niños normales y a 7 de 9 disléxicos ([Guevara, 1988](#)).

## 2.4 CARACTERÍSTICAS ELECTROENCEFALOGRÁFICAS DEL TDAH

El estudio de la actividad eléctrica cerebral en estos pacientes ha tenido interpretaciones variables. Predominan los autores que refieren la presencia de anomalías frecuentes en el EEG. Aunque la anomalía más común consiste en un incremento de la actividad lenta, también se ha señalado que dichos pacientes tienen un porcentaje significativamente mayor de actividad epileptiforme que los niños normales, y que la misma es más evidente durante la hiperventilación y la fotoestimulación ([Ricardo-Garcell, 2004a](#)). Además, los niños con TDAH pueden constituir un grupo heterogéneo con diferentes anomalías electrofisiológicas subyacentes ([Ricardo-Garcell, 2004b](#)). En estudios polisomnográficos se han encontrado alteraciones específicas en 26.6% (en un grupo experimental pequeño) de infantes con TDAH, desde patrones de punta-onda continuada durante el sueño lento (POCS), actividad paroxística persistente y descargas de ondas lentas y agudas ([Castañeda-Cabrero et al., 2003](#)).

En el mismo trabajo de [Castañeda-Cabrero et al. \(2003\)](#) se encontraron alteraciones electroencefalográficas en los registros en vigilia, tales como descargas paroxísticas y ondas lentas en hiperventilación en sujetos con TDAH sin antecedentes de convulsiones previas ni evidencia de crisis.

Entre las principales anomalías encontradas con el análisis cuantitativo del EEG (con las medidas espectrales de banda ancha) se cuentan ([Ricardo-Garcell, 2004a](#)):

1. aumentos de las potencias theta absoluta y relativa,
2. aumentos de los cocientes theta/alfa y theta/beta,
3. disminución difusa en las frecuencias medias de las bandas alfa y beta,
4. anomalías interhemisféricas (asimetría de potencia y disminución de la coherencia entre las regiones parietales y entre las temporales posteriores, aumento marcado de la coherencia entre las regiones frontales y centrales)
5. anomalías intraemisféricas (asimetría de potencia entre las regiones frontal/temporal y frontal/occipital, aumento de la coherencia fronto/temporal y disminución de la coherencia fronto/occipital).

Algunos autores han interpretado estas alteraciones como un retraso en la maduración de la actividad eléctrica mientras que otros la consideran una desviación del desarrollo de la misma.

Durante la realización de tareas tales como leer, se han encontrado incrementos significativos de la banda theta absoluta en áreas frontales en niños con TDAH; estas diferencias en relación al grupo control se hacen más grandes cuando se trata de dibujar. Esta misma condición comparada con una línea base, reporta incrementos significativos en theta en el grupo TDAH, especialmente en F3 y F4 con decrementos importantes de beta en T3 y T4 ([Mann et al., 1992](#)). El aumento en la proporción theta/beta es mayor en los grupos de niños con edad entre los 6-11 años ([Monastra et al., 1999](#)).

La cercana correlación entre el aumento de actividad theta y la disminución del metabolismo de la glucosa sostiene la hipótesis de que la activación cortical podría estar disminuida en los pacientes con TDAH ([Mann et al., 1992](#)). De igual manera, los hallazgos de Mann et al. apoyan la hipótesis que el TDAH puede reflejar retraso en la maduración de los sistemas que sostienen la atención. Una explicación complementaria es que este retraso en la maduración está dado particularmente en las redes inhibitorias frontales ([Hermens et al., 2005](#)).

[Hermens et al. \(2005\)](#) también ha reportado un aumento significativo de la potencia de theta frontal en los TDAH comparados con sujetos sanos y diferencias estadísticas marcadas principalmente

por el aumento de esta potencia en el hemisferio izquierdo, ello en el marco de una tarea de detección de señales y atención tipo *oddball*.

### *Otros estudios*

Los potenciales relacionados con eventos han sido utilizados en el estudio del TDAH. Algunos autores han encontrado anomalías en la amplitud y latencia de la onda P3 entre los niños con TDAH y con trastornos de aprendizaje, consistentes en un incremento de la latencia y un decremento de la amplitud. Dichos autores sugieren que el principal correlato de la anomalía de la onda P3 en niños con TDAH, radica en el “procesamiento” y no en la atención propiamente ([Campell-Araujo y Figueroa-Duarte, 2002](#)).

Campell-Araujo y Figueroa-Duarte citan también que en estudios realizados en México con niños con TDAH utilizando EEG cuantitativo y ERP aditivos, se evaluó la asimetría en la maduración del cerebro y alteraciones de conducta. Se observó que la conducta estaba influida por la asimetría maduracional y que la ejecución académica depende tanto de la maduración global como de la asimetría maduracional.

En los estudios de potenciales evocados visuales de régimen permanente (SSVEP) de niños con TDAH y grupo control, se han demostrado diferencias en el atender y no atender al estímulo; los niños con TDAH mostraron diferencias pequeñas o no significativas en los SSVEP. Otro estudio ha mostrado un incremento en la velocidad de procesamiento neural en niños sin TDAH después del estímulo de preparación, y un déficit en los niños con TDAH. En un estudio posterior con esta misma técnica, se identificó una disfunción del sistema prefrontal-estriado derecho en niños con TDAH.

## **2.5 APROXIMACIONES AL DIAGNÓSTICO DE TDAH BASADO EN EEG**

Se han reportado algunos trabajos en los que se han utilizado los datos del EEG para realizar clasificaciones individuales; algunos de ellos utilizaron análisis discriminante. [Mann et al. \(1992\)](#) (n= 52 masculinos: 25 TDAH y 27 CO) agruparon los datos de 14 derivaciones en tres componentes principales y utilizaron los dos primeros componentes (82% de la varianza) para realizar un análisis discriminante que resultó útil para clasificar correctamente un grupo de prueba (sujetos no incluidos en los ejemplos estadísticos) en 80% para TDAH y 74% para controles.

[Monastra et al. \(1999\)](#) (n= 482: 275 masculinos; 397 TDAH, 85 CO) propusieron un procedimiento para clasificar pacientes con TDAH con base en los valores establecidos por la media más 1, 1.5 y 2 desviaciones estándar de la proporción de theta/beta del grupo control de su experimento (tarea: dibujar); con 1.5 D.E. lograron un 86% de clasificaciones correctas de TDAH (sensibilidad de clasificación) con una especificidad de 98% (porcentaje de no-TDAH clasificados negativamente para TDAH).

## 2.6 CONSIDERACIONES

El registro electroencefalográfico (EEG) es una manifestación de la actividad neuronal del individuo tanto sano como paciente de un trastorno. Esta actividad electroencefalográfica abordada por medio de procedimientos como la transformada rápida de Fourier que permite su descomposición en bandas de potencia. Este espectro de frecuencia y tiempo permite el análisis de la actividad neuronal de grupos de individuos sanos o con trastorno, principalmente de aquellos trastornos que son producto de una alteración cerebral como el trastorno por déficit de atención con hiperactividad.

De acuerdo con [Campell-Araujo y Figueroa-Duarte \(2002\)](#), escasos datos apoyan la utilización de las mediciones con potenciales relacionados con eventos, de neuroimagen o EEG computarizado (neurométrico o de mapeo cerebral) como herramientas de diagnóstico clínico para TDAH; sin embargo, en el área de investigación éstas opciones son promisorias.

Las medidas computarizadas de análisis espectral de potencia permiten reportar cambios consistentes entre los grupos TDAH y sujetos sanos, tales como el aumento de la potencia theta en las zonas frontales o la disminución de los valores de las potencias alfa y beta, y la proporción de potencia theta/alfa y theta/beta.

Los excelentes resultados obtenidos por [Mann et al. \(1992\)](#), en la clasificación de sujetos TDAH con base en análisis discriminante de factores principales de las bandas theta y beta, y los obtenidos por [Monastra et al. \(1999\)](#) en la clasificación de sujetos TDAH basado en la proporción de potencia theta/beta, permiten suponer que es posible lograr la clasificación de TDAH vs sujetos sanos con base en datos electroencefalográficos.

Los tratamientos estadísticos de análisis de varianza y análisis discriminante pueden realizar una indicación de los grupos de variables involucradas en una significativa diferencia y una correcta clasificación respectivamente entre los grupos. Esta clasificación tiene la ventaja de un menor número

de falsos positivos, pero con la ayuda de las redes neurales artificiales el rendimiento en la clasificación puede mejorarse. La hipótesis que subyace este pensamiento es que las redes neurales artificiales permitirán mejorar la predicción hecha con métodos estadísticos, con base en las variables que seleccionen estos métodos estadísticos

## Capítulo 3

# Neuronas y redes neurales

**E**n años recientes la computación neural ha surgido como una tecnología práctica con aplicaciones exitosas en muchos campos. La mayoría de esas aplicaciones tienen relación con problemas de reconocimiento de patrones, y hacen uso de las arquitecturas de redes de retropropagación. Desde la perspectiva del reconocimiento de patrones, las redes neurales pueden ser vistas como una extensión de muchas técnicas convencionales, las cuales han sido desarrolladas desde hace algunas décadas ([Bishop, 1995](#)).

Las redes de retropropagación también son el método de aprendizaje más popular en las redes de varios niveles. Este modelo de red fue inventado por Bryson y Ho en 1969. Cabe destacar que las redes de varios niveles en conjunto son capaces de representar cualquier función deseada de un determinado conjunto de atributos ([Russell y Norvig, 1996](#)); en otras palabras, las redes multicapa pueden calcular cualquier cosa ([Rich y Knight, 1994](#)). De acuerdo con Rich y Knight, la existencia de

unidades ocultas permite que la red pueda desarrollar complejos detectores de características o de representaciones internas.

La neurona es la unidad básica y el elemento más importante del sistema nervioso biológico; desde este punto de vista, las redes neuronales artificiales son la propuesta de un modelo matemático acerca del funcionamiento del cerebro.

Este capítulo está dividido en dos partes: en la primera (*Neuronas y redes neuronales biológicas*) se presentan algunas generalidades del sistema biológico que sirve de base al modelo artificial; mientras que en la segunda (*Neuronas y redes neuronales artificiales*) se describen los aspectos generales de una red artificial y se establece la notación y simbología que será utilizada a lo largo de esta tesis.

### 3.1 NEURONAS Y REDES NEURONALES BIOLÓGICAS

En forma general, las neuronas biológicas funcionan con base en su capacidad para generar una carga eléctrica a partir de una reacción bioquímica, evaluar la magnitud de la carga generada y su eventual conducción hasta su liberación en la cercanía de influencia de otras neuronas donde se repite el proceso.

#### 3.1.1 DESCRIPCIÓN

Es sabido que la neurona, o célula nerviosa, es la unidad funcional de los tejidos del sistema nervioso, incluido el cerebro. En ella se lleva a cabo la producción, conducción y procesamiento de señales que definen las funciones de las redes neuronales biológicas. Esta unidad generalmente cuenta con un *cuerpo celular* desde el cual se desprende una extensión principal llamada *axón* y múltiples ramificaciones de menor tamaño definidas como *dendritas*. La función principal llevada a cabo en el cuerpo celular es el procesamiento. Sus ramificaciones (principalmente) tienen a su cargo el establecimiento de las conexiones, y por medio de éstas, la transmisión y la recepción de las señales (impulsos). El contacto entre dos neuronas se conoce como *sinapsis*. Cada neurona establece sinapsis desde con unas pocas hasta con otros cientos de miles de neuronas. Una multitud de neuronas interconectadas entre sí permiten que las señales que entre ellas corren se transformen en procesos complejos de conducta, análisis, aprendizaje y más. La generación de señales se inician como reacciones químicas originadas por las sustancias vertidas por una primera célula en sinapsis con otra,



seguidas de la producción de una carga eléctrica que a su vez significará un mensaje químico al llegar al final de las ramificaciones en esta segunda célula. Debido a que una neurona se dispara o no hace nada, se dice que es un dispositivo de *todo o nada*. Este sistema funciona bajo los principios de divergencia (una neurona envía impulsos a muchas otras neuronas) y convergencia (una neurona recibe impulsos de muchas).

### 3.1.2 APRENDIZAJE

Las redes neuronales biológicas, si bien, de alguna manera poseen una predefinición para conformar y establecer las conexiones que conlleva su morfología general, no poseen conocimiento alguno y se encuentran casi desprovistas de las capacidades que en el futuro caracterizarán al individuo. Las neuronas están diseñadas para permitir el aprendizaje, y éste a su vez, modifica sustancialmente tanto a las unidades como a la red completa. La teoría básica de cómo esto sucede se puede vislumbrar en un libro de 1949 escrito por Hebb, *The Organization of Behavior* (ver en [Freeman, Skapura, 1993](#)). Esta es la idea del aprendizaje:

Quando un axón de la célula *A* está suficientemente próximo para excitar a una célula *B* o toma parte en su disparo de forma persistente, tiene lugar algún proceso de crecimiento o algún cambio metabólico en una de las células, o en las dos, de tal modo que la eficacia de *A*, como una de la células que desencadenan el disparo de *B*, se ve incrementada (ver en [Freeman, Skapura, 1993](#)).

En otras palabras, el aprendizaje en el nivel neuronal se da en virtud de cambios efectuados entre las unidades involucradas con una señal y con el aumento y establecimiento de los mismos favorecidos por la repetición. Otro fenómeno relacionado es el establecimiento de nuevas conexiones con otras neuronas y en ocasiones con grupos completos de neuronas.

En las redes neuronales artificiales el aprendizaje Hebbiano consiste en el ajuste de los pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación de los valores de activación (salidas) de las dos neuronas conectadas ([Hilera y Martínez, 2000](#)).

## 3.2 NEURONAS Y REDES NEURALES ARTIFICIALES

El término *redes neurales* se aplica de manera práctica a las redes conformadas por elementos o unidades de procesamiento matemático que simulan las relaciones y el funcionamiento de redes neuronales biológicas.

El funcionamiento y los conceptos apropiados para las neuronas biológicas se aplican en forma general a las neuronas artificiales bajo la analogía de que en estas unidades el proceso de *facilitación* (crecimiento o cambio metabólico) involucrado en la transmisión del disparo neuronal recae en el valor numérico o *peso*, de las conexiones entre unidades; de igual manera este valor de *peso* permite que algunas conexiones influyan mayormente en el *disparo* de la neurona precedente.

### 3.2.1 DESCRIPCIÓN GENERAL

El esquema anterior del fundamento del sistema nervioso es la base del funcionamiento de los sistemas conexionistas, también llamados sistemas neuronales artificiales (ANS por sus siglas en inglés) o redes neuronales artificiales (ANN). Las ANN constan de un conjunto de unidades sencillas, llamadas individualmente elemento de procesamiento. Estos pueden encontrarse organizados por grupos, representados en forma lineal y en ocasiones bi ó tridimensional. Cada grupo se define como una *capa de neuronas*. Las unidades se encuentran profusamente interconectadas entre sí (por ello también son llamados *nodos*) operando de forma masivamente paralela, permitiendo con esto la representación de un problema particular y al mismo tiempo la generalización del resultado obtenido.

Una conexión es la unión virtual de dos unidades y cada conexión tiene asignado un peso numérico. Los pesos constituyen el principal recurso de memoria de largo plazo en las redes neuronales, y el aprendizaje generalmente se realiza con la actualización de tales pesos. Algunas de estas unidades conectadas al ambiente externo son consideradas ya sea como entradas o como salidas, las primeras reciben del exterior la información a procesar, mientras que las segundas proporcionan los resultados del procesamiento. Los pesos son modificados de tal manera que la conducta de entrada/salida de la red esté más acorde con la del ambiente que produce las entradas (Russell y Norvig, 1996).

En estos sistemas, los valores que ingresan a la red y que activan por primera vez a los elementos de procesamiento representan los datos o las variables características de un problema, mientras que el resultado en la salida de la red representa generalmente la solución buscada al problema y propuesta por la red (lo que también se representa por un valor numérico o *un estado* activo o inactivo de la neurona). Las soluciones de problemas que han sido abordadas desde el enfoque de las redes neurales comprenden una amplia gama y están relacionadas con el reconocimiento de formas, patrones, predicción, clasificación, control, optimización y más (Hilera y Martínez, 2000). Las redes neurales son principalmente útiles en problemas en los que se desconoce la metodología de solución,

ya que su capacidad de representación interna les permite converger hacia aquella con el mínimo de intervención humana.

### 3.2.2 LOS ELEMENTOS DE PROCESAMIENTO

Una neurona artificial estándar es un elemento de procesamiento cuya salida es calculada por la multiplicación de sus entradas por un vector de peso, sumando el resultado y aplicando una función de activación a la suma (Figura 3.1, Hines, 1997).

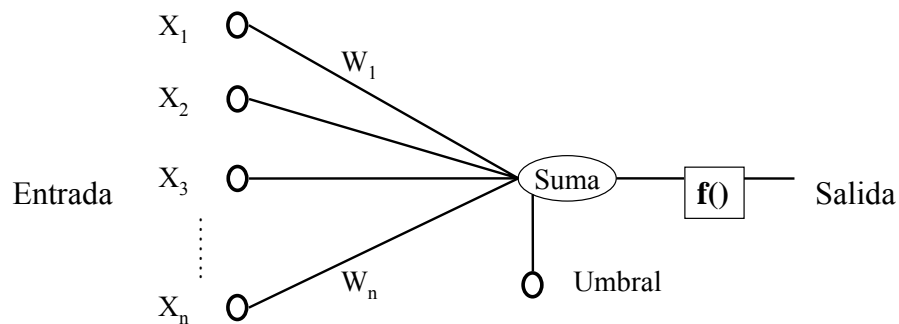


Figura 3.1 Esquema de neurona artificial, traducida de Hines (1997, pág. 53).

Los elementos de procesamiento constan de un conjunto de conexiones de entrada provenientes de otros elementos de procesamiento, un conjunto de vínculos de salida que van hacia otros elementos de procesamiento, un nivel de activación del momento y recursos para calcular cual será el nivel de activación en el siguiente elemento de la red, con base en sus entradas y momentos respectivos. Lo importante es que en cada uno de los elementos se efectúa un cálculo local con base en las entradas que le proporcionan sus vecinos, sin que sea necesario un control global en el conjunto de ellos (Russell y Norvig, 1996).

Un elemento de procesamiento típico puede ser dividido conceptualmente en 3 partes (Figura 3.2): una zona de entrada, en la que *la función de entrada* lleva a cabo el cálculo de la suma ponderada de los valores de entrada de la unidad, una zona media donde se encuentra la *función de activación*, que transforma la suma ponderada en el valor final que sirve de activación para la unidad; y finalmente, la zona de salida que utiliza el valor de activación generado para enviarlo a su conexión siguiente.

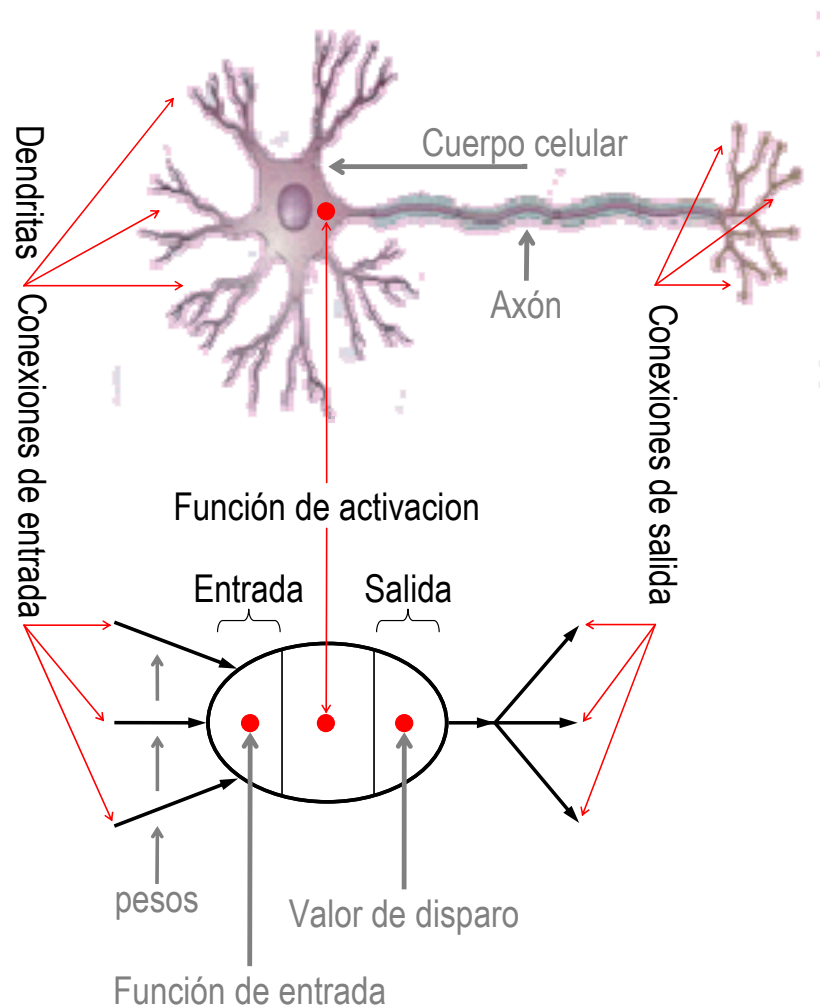


Figura 3.2 Aspectos generales (conceptuales) de una neurona artificial y su comparación con una neurona biológica.

3.2.3 LAS CAPAS Y LA RED

Una capa o nivel puede estar formado por una única neurona o por un conjunto de ellas. Conceptualmente podemos definir como capa, al conjunto (o unidad) de elementos que puedan ser ubicados juntos en algún punto de la secuencia de la propagación entre la entrada y la salida de la red; todas las unidades dentro de un mismo bloque de tiempo procesan o propagan sus datos al siguiente estado.

Existe una gran variedad de tipos de estructuras de red, cada una con sus características particulares, pero puede establecerse una diferencia importante entre dos modelos: las redes de *prealimentación* o *alimentación progresiva*, y las *redes recurrentes*. En las redes de prealimentación las conexiones son unidireccionales y no hay ciclos (ver [Figura 3.3](#)).

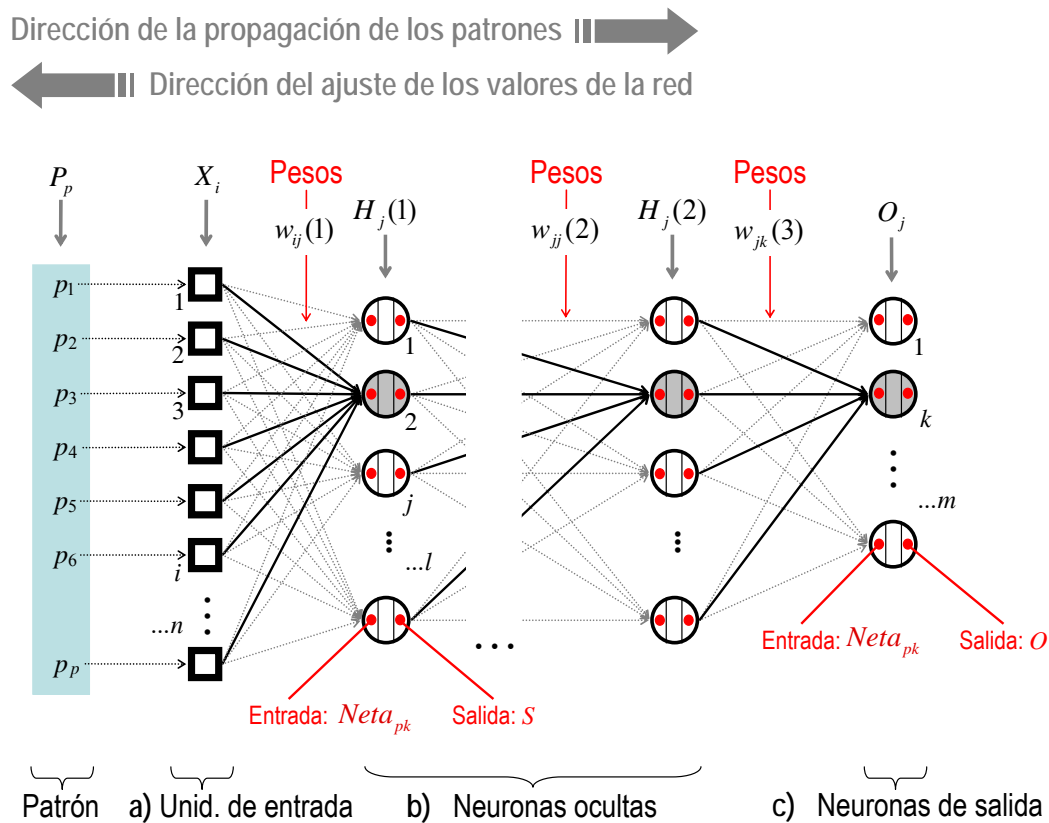


Figura 3.3 Red de prealimentación de cuatro capas: a) Unidades de entrada:  $X$ = capa de entrada; de la unidad  $i$  hasta  $n$ . b) Neuronas ocultas distribuidas en dos capas:  $H$ = capa(s) oculta(s); de la neurona  $j$  hasta  $l$ . c) neuronas de salida:  $O$ = capa de salida; de la neurona  $k$  hasta  $m$ .

Una red puede definirse de muchas maneras y una de ellas es por el número de capas que posea; por ello se puede hablar de redes monocapa o multicapa. Sin embargo, algunos autores no consideran como capa al conjunto de unidades de entrada, debido a que éstas en la mayoría de las redes son utilizadas para transmitir valores al nivel siguiente, sin funciones de entrada ni de activación. Por lo tanto, contabilizan la totalidad de las capas de una red omitiendo las unidades de entrada ([Russell y Norvig, 1996](#)). En el presente trabajo se asume que una capa puede ser conformada tanto por unidades como por neuronas.

En una red de prealimentación de niveles, cada una de las unidades está conectada solamente a las unidades del nivel siguiente; no existen conexiones entre las unidades que están en el mismo nivel, ni conexiones con niveles anteriores, ni conexiones que salten de nivel.

En una red recurrente, las conexiones pueden formar circuitos arbitrarios.

La nomenclatura que se utiliza en el modelo de red descrito en este capítulo se he simplificado con el fin de que tenga únicamente carácter ilustrativo. Para cuestiones de definiciones es posible recurrir a un glosario general básico en ([Stegemenn y Buenfeld, 1999](#)).

### 3.3 APRENDIZAJE DURANTE LA PROPAGACIÓN POSTERIOR

En el modelo de aprendizaje durante la propagación posterior (retropropagación) el elemento de procesamiento es el mismo que el presentado en la [Figura 3.2](#); ahora se muestra con los códigos y los algoritmos en cada sección correspondiente en la [Figura 3.4](#). Se ha omitido intencionalmente la representación gráfica del valor del umbral, que en otros esquemas se simboliza por una unidad redonda vinculada con la neurona (ver [Figura 3.1](#)); en su lugar se ha incorporado el símbolo  $\theta$  junto a la fórmula de la función de entrada.

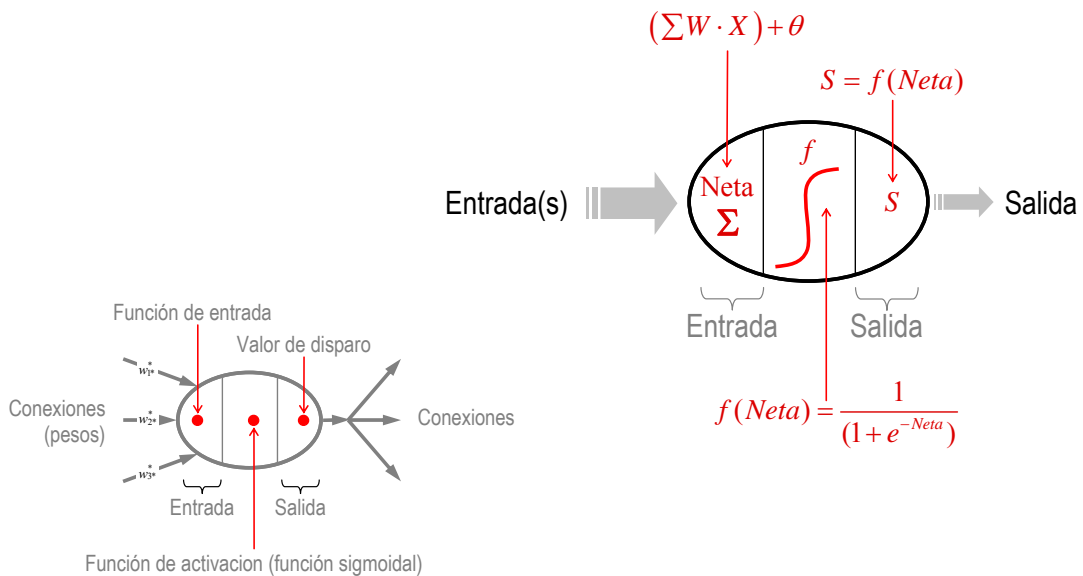


Figura 3.4 Códigos y algoritmos constitutivos de una neurona artificial.

Las funciones de activación más comunes para redes neuronales son: la función escalón ( 3.1 ), la función signo ( 3.2 ) y la función sigmoideal ( 3.3 ).

$$escalón_t(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq t \\ 0, & \text{si } x < t \end{cases} \quad (3.1)$$

$$signo(x) = \begin{cases} +1, & \text{si } x \geq 0 \\ -1, & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\text{sigmoide}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.3)$$

Para entrenar una red de este tipo se requieren dos pasos: primero, la propagación de los datos de cada patrón de entrenamiento en dirección hacia adelante y segundo, el ajuste de los pesos (aprendizaje) en cada nivel en dirección hacia atrás. El esquema de pasos numerados es el siguiente:

### 3.3.1 LA ANTEROPROPAGACIÓN

Los pasos que se siguen para entrenar una red de Retropropagación son:

1. a) Inicializar la red (es decir, asignar todos los pesos al azar: ver [Figura 3.5](#)). Este mismo paso tendrá que repetirse en caso de que la red caiga en un *mínimo local* (se establezca en un valor de error que no sea el mínimo posible para el aprendizaje): A la repetición de este paso se le denomina *sacudir la red*;
- b) introducir cada uno de los valores del conjunto de entrenamiento en cada una de las unidades de entrada (casillas) de la red.

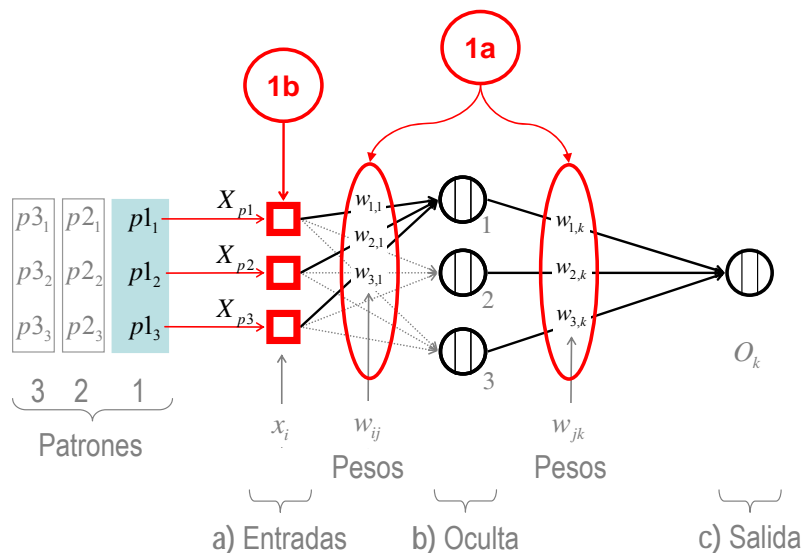


Figura 3.5 Primer paso para entrenar una red: (1a) asignar el valor de los pesos aleatoriamente, (1b) introducir el primer patrón del conjunto de entrenamiento.



- Calcular la neta de las neuronas en la capa oculta (ver Figura 3.6). Se hace por medio de la siguiente fórmula:

$$Neta_{pj} = \left( \sum W_{ij} X_{pi} \right) + \theta \tag{3.4}$$

Para el caso de las unidades de entrada, la activación corresponde al paso 1b antes citado.

- Calcular las salidas de la capa oculta pasando cada una de las *Netas* obtenidas por una función.

$$S_{pj} = f(Neta) \tag{3.5}$$

La función más comúnmente utilizada es la función sigmoial (3.3). Quedando:

$$f(Neta_{pj}) = \frac{1}{1 + e^{-Neta}} \tag{3.6}$$

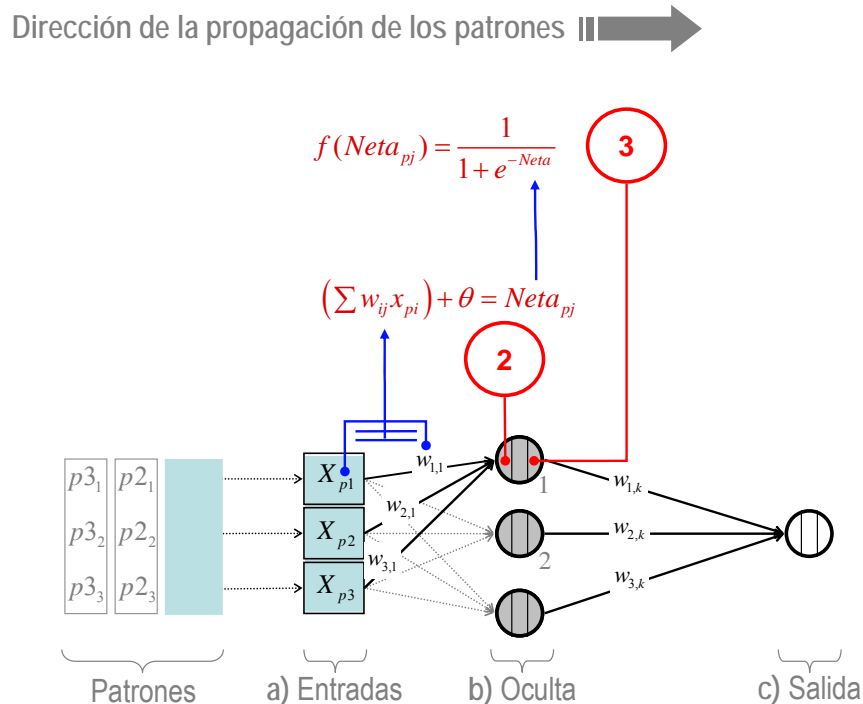


Figura 3.6 (2) Cálculo de la neta de las neuronas de la capa oculta, (3) Cálculo del valor de disparo (salida) de la capa oculta.

4. Calcular la Neta para la capa de salida por medio de la fórmula (3.7); ver Figura 3.7.

$$Neta_{pk} = (\sum W_{jk} S_{pj}) + \theta \tag{3.7}$$

5. Calcular la salida de la capa *O* (capa de salida) conforme a (3.8) –utilizando nuevamente la función sigmoideal–, misma que se obtiene en valores de 0 a 1, ver Figura 3.7.

$$O_{pk} = f(Neta) \tag{3.8}$$

Dirección de la propagación de los patrones

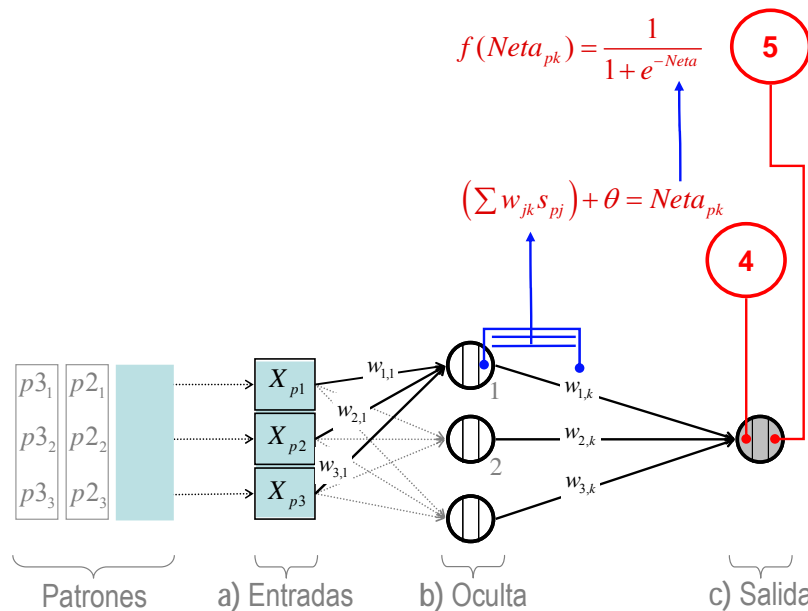


Figura 3.7 (4) Cálculo de la neta de la capa de salida; (5) Calculo de la salida de la capa de salida.

Una vez obtenido el cálculo de salida para la última capa de neuronas, se pueden comparar estos valores obtenidos, con aquellos que han sido asignados a cada patrón del conjunto de entrenamiento, valores que definen a cada patrón como pertenecientes a uno u otro grupo (normalmente se utiliza una combinación de ceros [0] y unos [1] de la capa de salida para designar a cada uno de los grupos contenidos en los patrones del conjunto de entrenamiento). Cada neurona de salida puede clasificar 2 grupos.

3.3.2 LA RETROPROPAGACIÓN

- Calcular los términos del error ( $\delta$ ) para las unidades de salida (ver Figura 3.8), es decir, determinar cuanto se están equivocando las salidas de la red con relación a las salidas esperadas. Ello se hace por medio de la siguiente fórmula:

$$\delta_{pk} = (Y_{pk} - O_{pk}) f'_{pk} (Neta_{pk}) \tag{3.9}$$

Donde la derivada de la función utilizada (función de la neta calculada) es:

$$f' = O_{pk} (1 - O_{pk}) ,$$

lo que permite modificar a la fórmula (3.9) de la manera siguiente:

$$\delta_{pk} = (Y_{pk} - O_{pk}) \cdot O_{pk} (1 - O_{pk}) \tag{3.10}$$

← Dirección del ajuste de los valores de la red

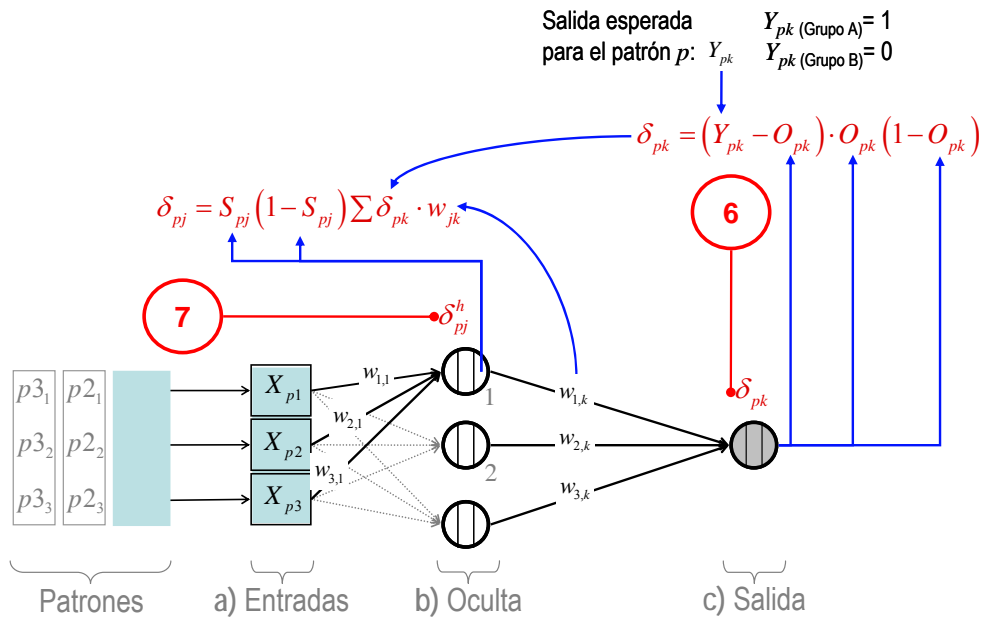


Figura 3.8 (6) Cálculo del término de error para la(s) unidades de salida; (7) Cálculo del término de error para las unidades intermedias (capa oculta).

7. Calcular el término de error para las unidades intermedias por medio de:

$$\delta_{pj} = [f'_{pj}(neta_{pj})] \sum \delta_{pk} \cdot w_{jk} \tag{3.11}$$

Donde se substituye la neta por la derivada:

$$S_{pj}(1 - S_{pj})$$

8. Actualizar los pesos de la capa de salida por medio de:

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + a \cdot \delta_{pk} \cdot S_{pj} \tag{3.12}$$

El peso nuevo es igual al peso anterior más el parámetro de aprendizaje por el término de error, por la salida de la capa oculta;  $a$  es el valor de los saltos que dará el sistema para encontrar el valle o error mínimo (Figura 3.9).

A la diferencia entre el valor de salida obtenido y el valor de salida esperado ante un patrón dado se le denomina error. Las capas ocultas y la salida participan en dicho error, y es necesario conocer la participación de cada neurona de dichas capas en el error cometido.

← Dirección del ajuste de los valores de la red

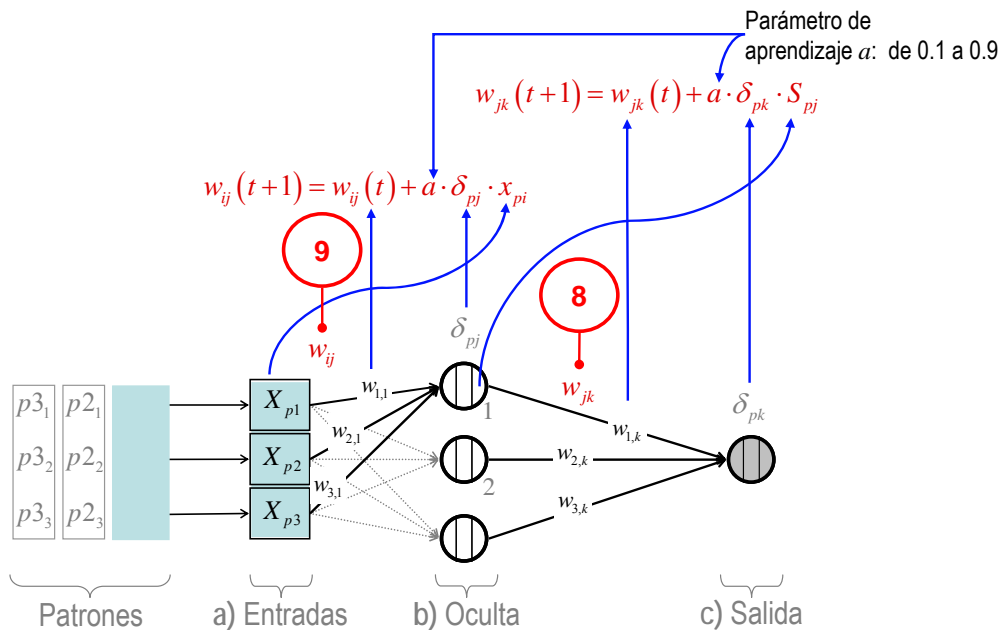


Figura 3.9 (8) Actualización de los pesos de la capa de salida; (9) Actualización de los pesos de la capa oculta intermedia.

9. Actualizar los pesos de la capa oculta intermedia, con base en:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a \cdot \delta_{pj} \cdot x_{pi} \quad (3.13)$$

10. Calcular el error promedio, como un medio de la sumatoria de la delta cuadrada de cada  $k$  del patrón de salida, lo cual es igual al valor del error de salida ante el patrón  $p$ .

$$EP = \frac{1}{2} \sum \delta_{pk}^2$$

Al paso de todos los patrones por la red se le denomina época. Cuando se tiene el promedio de error de cada patrón se puede sacar el promedio general. La siguiente fórmula se usa para evaluar el funcionamiento de la red:

$$E \text{ época} = \frac{\sum Ep}{n}$$

### 3.4 CONSIDERACIONES

La idea de probar con redes los datos elegidos con métodos estadísticos para clasificar sujetos con TDAH surgió de la capacidad de generalización de las redes en su forma más común; el modelo de retropropagación.

En este modelo se considera que si se muestran todas las posibles entradas y salidas a una red, la red probablemente encontrará un conjunto de pesos que haga corresponder la entrada con las salidas. La retropropagación es un mecanismo de generalización prometedor, si se trabaja en un dominio donde a entradas similares le corresponden salidas similares (Rich y Knight, 1994).

Para nuestra clasificación, las entradas están representadas por aquellas variables que son más consistentes con la identificación del grupo TDAH y estadísticamente más relevantes, por lo que esperamos que la generalización se traduzca en una adecuada clasificación de los sujetos que no se ingresaron para entrenar a las redes. Esperamos que el nivel de efectividad pueda superar al de los métodos estadísticos de clasificación.



# Capítulo 4

## Planteamiento del problema

### Exposición

#### 4.1 CUESTIÓN

El trastorno por déficit de atención aparece antes de los 7 años y está caracterizado por una disminución en el espectro de la atención, por dificultades de impulsividad conductual y cognoscitiva, y por una inquietud motora y verbal. Afecta a un aproximado de entre 1 y 2.5 millones de niños escolares de entre los 3 y los 19 años de edad en México. El trastorno es identificado con base en los criterios diagnósticos del DSM-IV-TR o el CIE-10, pero la herramienta principal de detección son los inventarios para padres y maestros. El problema con estas herramientas es que son susceptibles de producir un elevado número de falsos positivos ([Campell-Araujo y Figueroa-Duarte, 2002](#)); este sistema de

diagnóstico clínico está basado en la percepción de un observador y se ve influido negativamente por la falta de experiencia de quien hace el registro, por sus propias expectativas y por el desconocimiento de las motivaciones, el contexto y los padecimientos del menor. A ello se suma la falta de un adecuado diagnóstico diferencial, lo que impide distinguir el TDAH de otros trastornos como los problemas de conducta, el trastorno oposicionista desafiante, algunos problemas de aprendizaje y el síndrome de Gilles de la Tourette. Los diagnósticos multidisciplinarios disminuyen los errores en el diagnóstico, pero en muy pocos lugares se pueden aplicar debido a que en México se carece de programas adecuados para detectar, identificar y tratar a estos niños dentro de un programa integral de salud mental.

Por otro lado, se han identificado las características morfofuncionales de los pacientes con TDAH y las evidencias apuntan a diferencias neuroanatómicas en los lóbulos frontales y en el núcleo caudado, con una hipoperfusión en dichas zonas ([Campell-Araujo y Figueroa-Duarte, 2002](#)) y un bajo metabolismo de la glucosa en las áreas de la corteza premotora y la corteza prefrontal ([Jaimes et al., 1999](#)). También se han identificado las diferencias electroencefalográficas que el grupo de TDAH tiene con respecto a los sujetos sanos. Aunque la principal alteración parece ser una mayor actividad epileptiforme, descargas paroxísticas y ondas lentas, otras características se repiten en los estudios: aumento de la banda theta, disminuciones de la potencia de alfa y beta principalmente en zonas frontales, asimetría de potencia entre las regiones frontal/temporal y frontal/occipital, y aumentos de los cocientes theta/alfa y theta/beta ([Ricardo-Garcell, 2004.02](#)). Además, las actividades que implican esfuerzo intelectual parecen incrementar estas diferencias ([Mann et al., 1992](#); [Hermens, 2005](#)).

En el pasado, algunas de estas diferencias han sido utilizadas con relativo éxito para intentar clasificar sujetos con TDAH individualmente, utilizando la información de la actividad eléctrica cerebral procesada por medio de análisis de componentes principales y luego análisis discriminante ([Mann et al., 1992](#)) o un discriminador lineal con base en la media y la desviación estándar ([Monastra et al., 1999](#)).

La aplicación de las redes neurales artificiales, pese a que han sido utilizadas para clasificar muchos tipos de datos, no han sido aplicadas para el diagnóstico de este padecimiento.

El propósito de este proyecto es encontrar un método de clasificación mejor que los anteriores, más fácil de construir y de utilizar. Se busca una combinación de variables seleccionadas de entre aquellas que presentan diferencias entre los sujetos TDAH y controles en varias condiciones experimentales.



De lo anterior surgen las preguntas:

- 1.- ¿Con datos de potencia del EEG puede construirse un clasificador lineal con una efectividad superior al 80% en la clasificación?
- 2.- ¿Si se hace una selección de variables con base en los mejores resultados de un análisis de varianza y un análisis discriminante, y se entrena con ellos una red neural artificial del tipo retropropagación, será ésta capaz de mejorar la efectividad de clasificación?.

## 4.2 OBJETIVOS

General: Establecer un método de clasificación diagnóstica para el TDAH vs sujetos sanos, con base en datos electroencefalográficos tratados con métodos estadísticos y redes neurales artificiales.

Específicos:

- 1.- Establecer la existencia de diferencias estadísticas significativas ente los grupos TDAH y sujetos sanos en al menos uno de los siguientes grupos de datos:
  - a) La potencia agrupada en bandas,
  - b) Los cocientes de potencia entre las áreas frontales y las occipitales,
  - c) Los cocientes de potencia entre las áreas frontales y las temporales,
  - d) Los cocientes de potencia entre las derivaciones de ambos hemisferios,
  - e) Las razones theta/alfa y theta/beta.Ya sea en la potencia absoluta o relativa y en cualquiera de tres condiciones: en relajación con ojos abiertos, bajo una tarea de estimación temporal o en activación.
- 2.- Evaluar si es posible construir un clasificador lineal con alguno de los resultados anteriores.
- 3.- Establecer el nivel de efectividad en la clasificación que cada uno de los grupos de datos anteriores logra por medio de análisis discriminante.
- 4.- Definir con base en los resultados anteriores un grupo de variables con alto nivel clasificadorio.
- 5.- Establecer si una red de retropropagación puede superar el nivel de clasificación logrado con los métodos anteriores.

### 4.3 HIPÓTESIS

1.- Algunas variables de los siguientes grupos permiten establecer diferencias estadísticas significativas ente los grupos TDAH vs sujetos sanos, y pueden usarse en conjunto como un clasificador lineal con un nivel de efectividad superior al un 80%:

- a) La potencia agrupada en bandas,
- b) Los cocientes de potencia entre las áreas frontales y las occipitales,
- c) Los cocientes de potencia entre las áreas frontales y las temporales,
- d) Los cocientes de potencia entre las derivaciones de ambos hemisferios,
- e) Las razones theta/alfa y theta/beta.

Ya sea en la potencia absoluta o relativa y en cualquiera de tres condiciones: en relajación con ojos abiertos, bajo una tarea de estimación temporal o en activación.

2.- Al menos con uno de los anteriores grupos de variables se podrá hacer clasificaciones con al menos un 80% de efectividad utilizando análisis discriminante.

3.- Una red neuronal de retropropagación podrá superar la clasificación lograda por los métodos anteriores, por medio de variables seleccionadas con base en los mejores resultados tanto del análisis estadístico como del análisis discriminante.



# Capítulo 5

## Desarrollo

### Método experimental

**S**e utilizó un diseño experimental de 3 factores del tipo *p.qr* (ver [párrafo 5.1: p. 62](#)) en el que participaron 30 niños: 15 diagnosticados con TDAH (ver [5.2: p. 62](#)), de quienes se obtuvieron los valores electroencefalográficos de potencia absoluta y relativa (ver [5.3: p. 63](#)), en dos condiciones experimentales (ver [5.4: p. 64](#)) por medio de 19 derivaciones craneales colocadas de acuerdo al sistema 10/20, en cada una de las cuales se obtuvieron 7 bandas de frecuencias (ver [5.5: p. 65](#)). Con esos datos se conformaron 42 matrices de datos (ver [5.6: p. 66](#)) que fueron sometidas a análisis de varianza, análisis discriminante y clasificación por medio de redes neurales artificiales (ver [5.7: p. 69](#)), ésta última por medio de un programa de elaboración propia (ver [5.8: p. 71](#)).

Cabe aclarar que la mayor parte de los datos usados en el presente trabajo fueron obtenidos previamente por [González-Garrido et al. \(enviado\)](#) en el marco de una investigación conjunta entre el Instituto de Neurociencias de la Universidad de Guadalajara, y el O.P.D. Hospital Civil de Guadalajara, ambos en México.

## 5.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

El diseño experimental de este trabajo fue un diseño de 3 factores de  $2p \cdot Yq \cdot Zr$  del tipo  $p.qr$  ([Kirk, 1982](#)) en cada una de las matrices de datos que se sometieron a análisis;  $p$  representa el factor grupos: TDAH y CO;  $q$  representa las bandas electroencefalográficas y las razones thetas/alfas, thetas/betas con  $Y = 7$  y  $8$  categorías respectivamente; mientras que  $r$  representa derivaciones, cociente de anteriorización, cociente de anteriorización temporal y cociente de lateralización expresados como pares de derivaciones con  $Z = 19, 15, 12$  y  $8$  categorías respectivamente.

## 5.2 SUJETOS

Participaron voluntariamente un total de 30 niños masculinos. Se verificó que fuesen diestros (utilización de la mano derecha) al menos para la escritura y el manejo de objetos. Todos puntuaron en 90 o más en IQ global, medido con la Escala de Inteligencia Wechler en su versión revisada para niños mexicanos. Todos estaban estudiando en una escuela regular. Todos tuvieron un examen neurológico normal y un EEG de línea base normal. No tenían historia personal o familiar de trastorno neurológico, degenerativo o psiquiátrico; tampoco habían recibido diagnóstico alguno de problemas de aprendizaje de acuerdo a los criterios del Manual Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales ([4th ed.; DSM-IV; American Psychiatric Association, 1994](#)). Los padres de los menores fueron informados del procedimiento tanto de registro electrofisiológico, como de las pruebas neuropsicológicas aplicadas y dieron su consentimiento por escrito.

### *Trastorno por déficit de atención con hiperactividad*

Quince niños con edades entre los 7.44 y los 11.81 años ( $\bar{X} = 9.30$ ; D.E.  $\pm 1.40$ ) fueron seleccionados para integrar el grupo experimental (Grupo: TDAH). Todos los niños tenían diagnóstico de trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH), confirmado por una evaluación diagnóstico-clínica multidisciplinaria. La evaluación comprendió una entrevista clínico-diagnóstica semi-

estructurada en persona tanto con los padres como con los maestros y una valoración de comprensión infantil. Después se aplicaron los criterios del DSM-IV; todos los niños fueron diagnosticados con TDAH predominantemente del tipo inatento (314.00). Ninguno de los participantes estaba recibiendo medicación antes de la investigación.

#### *Sujetos control*

El grupo TDAH fue correlacionado (pareado) con 15 sujetos sanos con base en la edad (mínimo= 7.12 y máximo=11.70 años;  $\bar{X} = 9.28$ ; D.E.  $\pm 1.45$ ), lateralidad manual y nivel educacional (Grupo: CO).

### 5.3 VARIABLES

#### *Variables controladas*

Se blancearon los sujetos de ambos grupos de acuerdo a edad, género, lateralidad, así como el nivel de escolaridad en el momento del registro.

#### *Variable independiente*

Se definió como variable manipulada (independiente intergrupos) al padecimiento de trastorno por déficit de atención, misma que se consideró en dos condiciones: presencia del trastorno (grupo TDAH) y ausencia del trastorno (grupo CO).

#### *Variables dependientes*

Se midió la actividad electroencefalográfica (EEG) de los sujetos con los siguientes grupos de variables intragrupo:

- 1) Potencia de cada banda en cada derivación:
  - a) Potencia Absoluta (POABS), igual a la sumatoria del voltaje al cuadrado, de las frecuencias de cada banda del EEG.
  - b) Potencia Relativa (POREL), proporción con la que cada banda contribuye a la potencia total del espectro, expresada en proporción.

- 2) Cociente de Anterioridad (Aq), (tomado de Ulrich y Fürstengerg, 1999) definida matemáticamente como

$$\frac{\text{Anterior}}{\text{Anterior+Occipital}}$$

donde la derivación definida como anterior y la occipital pertenecen al mismo hemisferio.

- 3) Cociente de Anterioridad referido a temporales (Aqt), aplicación de la operación anterior pero bajo la forma de:

$$\frac{\text{Frontal}}{\text{Frontal+Temporal}}$$

- 4) Cociente de Lateralidad (Lq), definida matemáticamente como:

$$\frac{\text{Lateral izquierdo}}{\text{Lat. izquierdo+Lat. derecho}}$$

- 5) Razones entre las bandas Thetas/Alfas y Thetas/Betas.

Los anteriores grupos fueron formados tanto para la potencia absoluta como para la potencia relativa, pero para la potencia absoluta se formaron además grupos adicionales para la potencia total del tipo 1, 2, 3 y 4.

Los grupos emanados de las anteriores combinaciones se dividieron en tres condiciones:

- a) Ojos abiertos en reposo (RE),
- b) Ojos abiertos y realizando una tarea de estimación temporal (ES).
- c) Diferencia de ES – RE (al que se llamó ACTIVACIÓN).

## 5.4 CONDICIONES EXPERIMENTALES

El registro se llevó a cabo en dos condiciones, 1.5 minutos en cada condición, con lo sujetos sentados cómodamente en una habitación sonoamortiguada (González-Garrido et al., enviado):

- a) en reposo con ojos abiertos,
- b) realizando una tarea de estimación temporal. Cada niño fue instruido para calcular mentalmente la duración de un estímulo presentado en una pantalla de computadora, e inmediatamente reproducir el tiempo estimado presionando con el dedo índice un botón de ratón de computadora. Los sujetos fueron entrenados antes de llevar a cabo la tarea. Todos los estímulos fueron círculos amarillos de 25 milímetros de diámetro centrados sobre un



fondo negro, presentados en una pantalla de computadora, colocada a 60 centímetros de los ojos del sujeto. Se presentaron 80 estímulos durante periodos aleatorios de 2,500 milisegundos (40 ensayos) o 5,500 milisegundos (40 ensayos), con un intervalo postestímulo de 5,000 y 8,000 milisegundos respectivamente.

## 5.5 REGISTRO ELECTROENCEFALOGRÁFICO

El registro se realizó a una frecuencia de muestreo de 256 Hz, con un polígrafo MEDICID-03E de Neuronic (filtros 0.5 a 30 Hz) por medio de 19 electrodos de oro de 10mm (tipo Grass E5GH) en las derivaciones Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, T3, T4, T5, T6, C3, C4, P3, P4, O1, O2, Fz, Cz y Pz fijados con crema Grass para electrodos, referidas a orejas cortocircuitadas de acuerdo con el sistema internacional 10/20 de colocación de electrodos ([Harner & Saint, 1974](#)). Las impedancias fueron mantenidas por debajo de los 5 k $\Omega$  en 30 Hz. Fue registrado un electrooculograma del canto exterior y del borde intraocular del ojo derecho. Estas señales fueron capturadas en una computadora tipo PC a través de un convertidor analógico/digital incluido en el mismo equipo.

Las señales fueron visualizadas para su manejo en el editor de EEG TrackWalker versión 2.0 ([Neuronic, s.f.](#)) de la misma compañía pero en un aparato MEDICID-04 (descrito en [Neuronic, s.f., capítulo 16: Características técnicas del equipo](#)).

Para obtener una medida adecuada de EEG cuantitativo se obtuvo al menos 1 minuto de EEG sin contaminación, según fue sugerido por John, Prichep y Easton en 1987 (citados por [Chabot y Seafontein, 1996](#)) y [Thatcher, Biver y North \(2003\)](#). Para integrar este minuto fueron tomadas al menos 30 muestras de 2 segundos de registro libres de artefactos por sujeto. Cada segmento de muestra fue seleccionado visualmente eliminando aquellos que contenían movimientos oculares, alteraciones electroencefalográficas y cualquier tipo de artefacto.

Las muestras de EEG fueron analizadas a través de la transformada rápida de Fourier, también en el programa TrackWalker versión 2.0 y en un polígrafo MEDICID-04 para obtener la potencia absoluta (PA) y la potencia relativa (PR) para las bandas de frecuencia:

- Delta (1.0 a 3.5 Hz),
- Theta1 (4 a 5.5 Hz),
- Theta2 (6 a 7.5 Hz),
- Alpha1 (8 a 9.5 Hz),

Alpha2 (10 a 12.5 Hz),  
 Beta1 (13 a 17.5 Hz) y,  
 Beta2 (18 a 25 Hz).

Se obtuvieron los valores de la transformada rápida de Fourier en archivos de formato texto plano (ASCII, *American Standard Code for Information Interchange*), los cuales fueron acomodados en matrices en el programa Excel de Microsoft y posteriormente importados a SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) (2004) para su procesamiento estadístico.

## 5.6 COLECCIÓN DE DATOS

La división de PA y PR derivado del análisis de Fourier, tanto en la condición de reposo con ojos abiertos, bajo la tarea de estimación temporal, y la condición de activación, generó grandes grupos de matrices.

En total se generaron 42 matrices diferentes (un resumen de la confirmación de cada matriz en cada una de las condiciones de registro y el número de variables en las mismas puede verse en la [Tabla 5.1](#))

a) POREL: (Potencia Relativa por bandas: total= 15 matrices)

-RA: (condición: en reposo con ojos abiertos) = 5 matrices:

1.- PoRel-Ra [ban]: 19 derivaciones x 7 bandas).

Derivaciones: Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, T3, T4, T5, T6, C3, C4, P3, P4, O1, O2, Fz, Cz y Pz; bandas; delta, theta1, theta2, Alfa1, Alfa2, Beta1, Beta2.  
 Total: 133 variables.

2.- PoRel-Ra [Aq]: cociente de anteriorización; anterior/(anterior+posterior).

La operación del Cociente de Anterioridad (Aq) fue aplicada no sólo a los frontales (F1, F2, F3, F4, F7, y F8), sino también a los centrales (C3 y C4), a los parietales (P3 y P4), a los temporales (T3, T4, T5 y T6) = 14 pares de derivaciones (antero-occipitales ipsilaterales) más un par de centrales (Fz y Pz)= 15 pares x 7 bandas. Total: 105 variables.

3.- PoRel-Ra [Aqt]: coc. de anteriorización temporal; frontal/(frontal+temporal).

Donde los frontales utilizados fueron: F1, F3, F7 y F2 F4, F8 y los temporales laterales correspondientes fueron: T3, T5 y T4 T6 = 12 pares de derivaciones (fronto-temporales ipsilaterales) x 7 bandas. Total: 84 variables.

4.- PoRel-Ra [Lq]: cociente de lateralización; izquierdo/(izquierdo+derecho).

Donde las derivaciones izquierdas fueron: F1, F3, F7, C3, T3, T5, P3, O1; las derechas fueron F2, F4, F8, C4, T4, T6, P4, O2: 8 pares de derivaciones (izquierda-derecha) x 7 bandas. Total: 56 variables.

5.- PoRel-Ra [tab]: Razón theta/alfa, theta/beta.  
 Theta1/Alfa1, Theta1/Alfa2, Theta1/Beta1, Theta1/Beta2, Theta2/Alfa1,  
 Theta2/Alfa2, Theta2/Beta1 y Theta2/Beta2: 8 razones x 19 derivaciones.  
 Total: 152 variables.

-ES: (condición: bajo tarea de estimación temporal) = 5 matrices.

- 1.- PoRel-Es [ban],
- 2.- PoRel-Es [Aq],
- 3.- PoRel-Es [Aqt],
- 4.- PoRel-Es [Lq],
- 15.- PoRel-Es [tab].

-ACTIV: (Diferencia ES-RA) = 5 matrices.

- 1.- PoRel- ACTIV [ban],
- 2.- PoRel- ACTIV [Aq],
- 3.- PoRel- ACTIV [Aqt],
- 4.- PoRel- ACTIV [Lq],
- 5.- PoRel- ACTIV [tab].

b) POABS: (Potencia Absoluta por bandas: total= 27 matrices)

-RA: (condición: en reposo con ojos abiertos) = 9 matrices.

- 1 y 2.- PoAbs-Ra [ban] (derivaciones x bandas y potencia total en derivaciones)
- 3 y 4.- PoAbs-Ra [Aq] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 5 y 6.- PoAbs-Ra [Aqt] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 7 y 8.- PoAbs-Ra [Lq] (pares-contralaterales x bandas y pot. total en p-contralat.)
- 9.- PoAbs-Ra [tab].

-ES: (condición: bajo tarea de estimación temporal) = 9 matrices.

- 1 y 2.- PoAbs-Es [ban] (derivaciones x bandas y potencia total en derivaciones)
- 3 y 4.- PoAbs-Es [Aq] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 5 y 6.- PoAbs-Es [Aqt] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 7 y 8.- PoAbs-Es [Lq] (pares-contralaterales x bandas y pot. total en p-contralat.)
- 9.- PoAbs-Es [tab].

-ACTIV: (Diferencia ES-RA) = 9 matrices.

- 1 y 2.- PoAbs-ACTIV [ban] (deriv. x bandas y potencia total en derivaciones)
- 3 y 4.- PoAbs-ACTIV [Aq] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 5 y 6.- PoAbs-ACTIV [Aqt] (pares-ipsilaterales x bandas y pot. total en pares-ipsi.)
- 7 y 8.- PoAbs-ACTIV [Lq] (pares-contralat. x bandas y pot. total en p-contralat.)
- 9.- PoAbs-ACTIV [tab].

El análisis estadístico y el análisis discriminante se llevaron a cabo con cada una de las matrices en forma separada. El aprendizaje de las redes así como la evaluación de las clasificaciones se aplicó sobre un conjunto de matrices y variables seleccionadas.

Tabla 5.1 Resumen de las matrices generadas con los datos de EEG en las tres condiciones de registro.

		<b>CONDICIONES</b>		
<b>POTENCIA RELATIVA</b>		Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)
<b>MATRICES</b>	1 POREL [ban] (Bandas x Derivaciones)	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.
	2 POREL [Aq] (Cociente de Anteriorización: Bandas x Pares)	7 bandas x 15 pares= 105 var.	7 bandas x 15 pares= 105 var.	7 bandas x 15 pares= 105 var.
	3 POREL [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Bandas x Pares)	7 bandas x 12 pares= 84 var.	7 bandas x 12 pares= 84 var.	7 bandas x 12 pares= 84 var.
	4 POREL [Lq] (Cociente de Lateralización: Bandas x Pares)	7 bandas x 8 pares= 56 var.	7 bandas x 8 pares= 56 var.	7 bandas x 8 pares= 56 var.
	5 POREL [tab] (Razón Thetas/Alfas, Thetas/Betas: Razones x Derivaciones)	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.
<b>POTENCIA ABSOLUTA</b>		Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)
<b>MATRICES</b>	1 POABS [ban] (Bandas x Derivaciones)	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.	7 bandas x 19 derivaciones= 133 var.
	2 POABS [ban Total] (Potencia total en cada derivación)	1 potencia total x 19 derivaciones= 19 var.	1 potencia total x 19 derivaciones= 19 var.	1 potencia total x 19 derivaciones= 19 var.
	3 POABS [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	7 bandas x 15 pares= 105 var.	7 bandas x 15 pares= 105 var.	7 bandas x 15 pares= 105 var.
	4 POABS [Aq Total] (Cociente de Anteriorización: Potencia total en cada Par)	1 potencia total x 15 pares= 15 var.	1 potencia total x 15 pares= 15 var.	1 potencia total x 15 pares= 15 var.
	5 POABS [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	7 bandas x 12 pares= 84 var.	7 bandas x 12 pares= 84 var.	7 bandas x 12 pares= 84 var.
	6 POABS [Aqt Total] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Potencia total en cada Par)	1 potencia total x 12 pares= 12 var.	1 potencia total x 12 pares= 12 var.	1 potencia total x 12 pares= 12 var.
	7 POABS [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	7 bandas x 8 pares= 56 var.	7 bandas x 8 pares= 56 var.	7 bandas x 8 pares= 56 var.
	8 POABS [Lq Total] (Cociente de Lateralización: Potencia total en cada Par)	1 potencia total x 8 pares= 8 var.	1 potencia total x 8 pares= 8 var.	1 potencia total x 8 pares= 8 var.
	9 POABS [tab]	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.	8 razones x 19 derivaciones= 152 var.

## 5.7 ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y DE REDES.

### 5.7.1 ANÁLISIS DE VARIANZA

El análisis estadístico se llevó a cabo en el programa SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) (2004). Para cada matriz se llevó a cabo un análisis de varianza con un diseño de parcelas divididas del tipo *p.qr* (Kirk, 1982) con un factor inter-sujeto (Grupo: TDAH y CO) y dos factores intra-sujeto (Bandas x Derivaciones; o Bandas x Pares de derivaciones; o Razón x Derivaciones). Se reportaron únicamente los resultados con una diferencia significativa en el factor inter-sujetos o con interacción del factor inter con alguno de los factores intra. Se tomó una probabilidad de alfa de 0.05.

Se llevó a cabo una revisión individual de la capacidad de discriminación de cada variable en todas las matrices. Se tomó como referencia el valor de t de Student.

### 5.7.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE

El análisis discriminante se llevó a cabo por medio del programa SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) (2004); se usó el método de *Inclusión por pasos*, basado en la distancia de Mahalanobis con una probabilidad de entrada de 0.05 y de salida de 0.10.

La efectividad del análisis se evaluó con base en la validación cruzada, mediante la cual cada caso se clasifica mediante las funciones derivadas del resto de los casos. Se instruyó al programa para que presentara los resultados para cada caso y mostrara el resultado de la clasificación dejando un sujeto fuera.

### 5.7.3 ESTABLECIMIENTO DE LOS LÍMITES DE CLASIFICACIÓN

Las diferentes metodologías utilizadas en la clasificación de los sujetos en este trabajo fueron valoradas y comparadas con base en el *índice de efectividad verdadero* (ver más adelante). No obstante, de acuerdo con lo definido por Harmony y Alcaraz (1987) se recomienda que este índice (expresado en porcentaje) sea mayor al 80% para disminuir la posibilidad de una predicción equivocada. Esto implica que se requieren:

- a) Al menos 24 sujetos correctamente clasificados del total de los 30 sujetos participantes, y
- b) Al menos 12 sujetos correctamente clasificados en cada uno de los grupos (TDAH y CO).

Los criterios anteriores se refieren únicamente a la estimación del índice de efectividad verdadero.

#### 5.7.4 CLASIFICACIÓN POR REDES

Con el análisis de varianza y el análisis discriminante corrido sobre cada una de las matrices se realizó una selección de las variables implicadas en la correcta clasificación de los grupos. Las pruebas fueron 3:

1. Se llevaron a cabo pruebas de clasificación con redes, con las variables y grupos de variables cuyas pruebas de análisis de varianza resultaron significativas.
2. Se llevaron a cabo pruebas de clasificación con redes, con las variables seleccionadas por el análisis discriminante, tanto aquellas por validación cruzada como las de validación 20/10.
3. Se llevaron a cabo pruebas con variables seleccionadas individualmente por su alta capacidad de separación de grupos (basada en pruebas t).

#### 5.7.5 PRUEBAS

Para probar el sistema se utilizó la técnica de la *intervalidación* (en análisis discriminante es llamada validación cruzada) que trata de calcular que tan bien la hipótesis actual podrá predecir datos no vistos (Russell y Norvig, 1996). Para ello, en la matriz seleccionada, separamos los datos de 5 sujetos de cada grupo, y los utilizamos para probar el desempeño en la predicción de una hipótesis inducida a partir del resto de los datos conocidos, repitiendo el proceso en varias ocasiones (ver adelante).

##### *Estimado del índice de efectividad aparente*

En el presente estudio, se calculó un *Estimado del Índice de Efectividad Aparente* como inverso del *Estimado de Error Aparente*. Éste último consiste en el número de sujetos pertenecientes al Conjunto de Capacitación no clasificados por el sistema, divididos entre el número total de sujetos en el citado grupo. En este caso, el sistema tiene que clasificar a los mismos sujetos que le sirvieron para aprender (esto es, clasifica al mismo *Conjunto de Capacitación*, conformado por la totalidad de los sujetos, sin excluir a ninguno) no clasifica a sujetos desconocidos, por lo que este índice de efectividad (expresado como una razón de clasificados correctamente dividido entre el total del grupo) puede llegar a una proporción de 1.

Un valor de cero de *error aparente* (o un valor de 1 de *efectividad aparente*) no garantiza que el sistema continúe manteniendo el mismo valor de error al ser probado en la clasificación de ejemplos no incluidos en la muestra de su matriz de aprendizaje; el valor de error estimado en el caso de la

clasificación de nuevos sujetos (llamado *error verdadero*) tiende a ser mayor que el de *error aparente*. De la misma manera, el *índice de efectividad aparente* suele ser mayor que el *índice de efectividad verdadero*.

#### *Estimado del índice de efectividad verdadero*

Para la evaluación de la efectividad verdadera, se contabilizó el número de sujetos del *conjunto de prueba* correctamente clasificados y divididos entre el total de elementos de este conjunto.

La evaluación de este índice de efectividad verdadero se realizó tanto sobre el total de los sujetos participantes (sumados los elementos de TDAH y CO), así como sobre cada uno de los grupos implicados de manera separada (clasificación correcta de sujetos del grupo TDAH y clasificación correcta del grupo CO).

## 5.8 PROGRAMA

Un programa simulador de redes neuronales del tipo Retropropagación conforme a las necesidades encontradas en los datos de entrenamiento (unidades de entrada y neuronas de salida conforme al número de variables y grupos en la matriz respectivamente) fue desarrollado en Delphi IV ([Borland Software Corporation, 1995-2002](#)).

La red fue probada repetidamente con los datos de la matriz seleccionada a fin de reorientar su estructura. Buscando mejorar el rendimiento tanto en la clasificación lograda como en el tiempo de procesamiento invertido y el número de épocas necesarias para el aprendizaje, se reformó y se modificó la red repetidamente. La estructura, los pesos iniciales, el parámetro de velocidad de aprendizaje y el número de neuronas ocultas fueron puestos, probados y ajustados muchas veces.

Los datos de entrenamiento y de prueba se proporcionaron a la red en forma de matriz, en un archivo de texto plano (.txt), con las variables en las columnas y los sujetos en los renglones.

Durante el entrenamiento de la red en cada prueba, los valores de los pesos iniciales fueron puestos aleatoriamente entre 0 y 1, el valor de aprendizaje establecido fue de 0.5, el coeficiente de entrenamiento (alfa) fue de 0.25 a 0.75 y en la mayoría de las pruebas, el máximo error permitido por época en cada neurona de salida fue de 0.005. El número de las neuronas en la capa oculta se seleccionó con base en el mejor rendimiento de la red, iniciando con un número igual al doble de las

unidades de entrada y probando sucesivamente con menos neuronas hasta encontrar el rendimiento óptimo.

El entrenamiento se realizó conforme al modelo de *entrenamiento de grupo* encaminado a que la red aprendiera las dos categorías concurrentemente, ya que este modelo ha reportado mejores y más certeros resultados que el de *entrenamiento de caso simple* (ver Zou et al., 1996). Para el tratamiento de los datos fueron definidas dos categorías: TDAH y CO. Durante la prueba, el desempeño de cada neurona de salida se consideró satisfactorio cuando sus valores de activación fueron menores a 0.1 o mayores a 0.9 (Winston, 1994), sin embargo en conjunto, la diferencia mínima entre el valor menor en una neurona y el mayor en otra se estableció en 0.40, en cuyo caso este patrón de salida fue comparado con los patrones correspondientes a las categorías contenidas en el grupo de entrenamiento. Cuando se encontró coincidencia se consideró hecha la clasificación; en caso contrario los datos fueron clasificados como “sin definición”. El número de épocas requerido para alcanzar la convergencia bajo el nivel de error establecido fue variable, pero se estableció un millón como número máximo para detener el entrenamiento en caso de no alcanzar en nivel de error.

### Interfaz Grafica de Usuario

Puede apreciarse lo sencillo de la interfaz del simulador en la [Figura 5.1](#) y la [Figura 5.2](#).

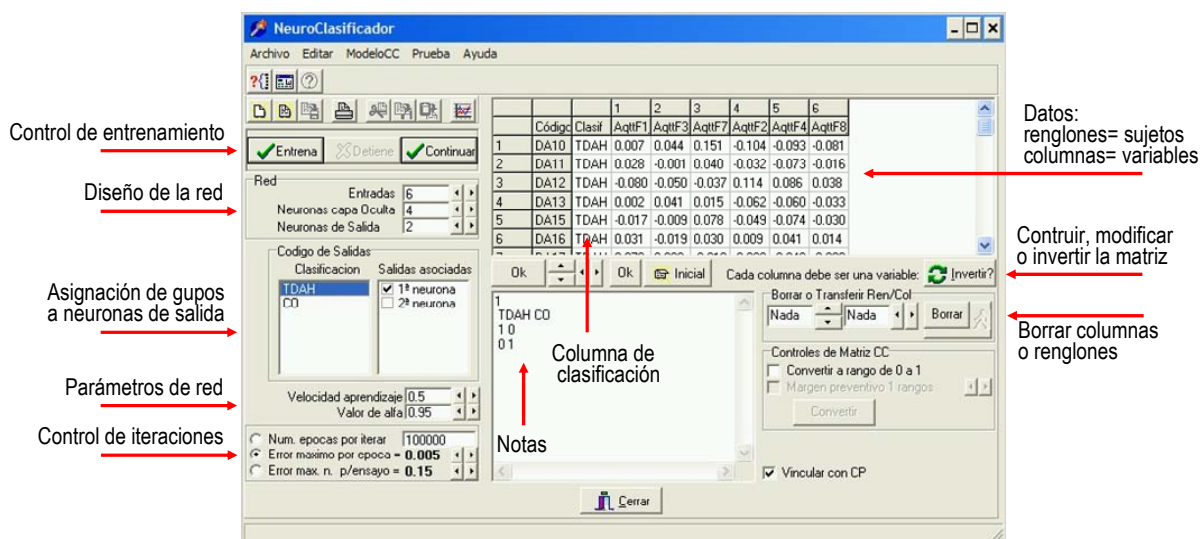


Figura 5.1 Programa NeuroClasificador desarrollado en lenguaje Delphi versión IIV. Pantalla que permite la construcción y modificación de la matriz de datos, la definición de la red y la manipulación de los parámetros de la misma.



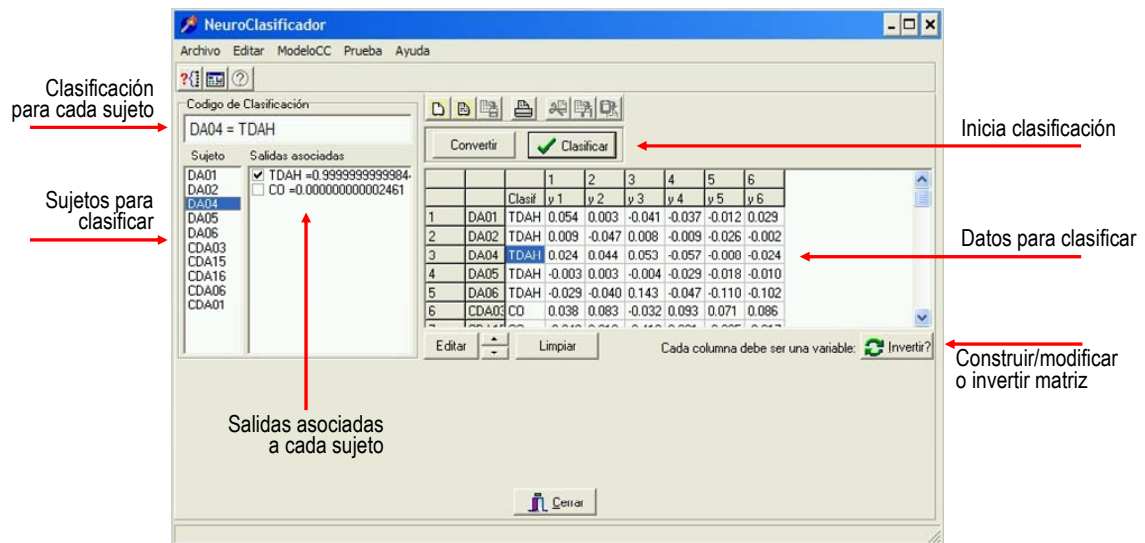


Figura 5.2 Programa NeuroClasificador. Pantalla que permite probar la clasificación de datos, con los parámetros que la red ha definido durante su aprendizaje.



## Capítulo 6

### Resultados

**L**os resultados de los análisis de varianza sobre la matriz de bandas, tanto de potencia absoluta como relativa, no revelaron diferencias significativas. No obstante, considerando lo reducido de la muestra y tratando de analizar la existencia de tendencias en los grupos se realizó una comparación de medias, que aunque no tiene validez estadística, ha proveído resultados interesantes:

- a) Tanto con la potencia absoluta como con la relativa, los promedios de la banda theta (1 y 2) fueron mayores en el grupo TDAH en zonas frontales izquierda y derecha, en la condición de relajación como en la de estimación temporal, pero no en la de activación.
- b) En la condición de activación (ES-RA) y en potencia absoluta, la diferencia para el grupo de TDAH con la banda theta (1 y 2) en frontal izquierdo fue negativa; para el grupo CO fue positiva. En el temporal derecho la diferencia fue positiva para ambos grupos, siendo menor en el grupo TDAH.

- c) La banda alfa2 con potencia relativa tanto en frontal como temporal derechos fue menor en el grupo de TDAH, al igual que con potencia absoluta alfa1 y 2 en temporal derecho en las condiciones de RA y ES.
- d) En la condición de activación, la diferencia ES-RA en frontal y temporal izquierdo de la potencia relativa, alfa1 y 2 resultó positiva para el grupo TDAH y negativa para el CO. La diferencia fue negativa en el frontal derecho para ambos grupos pero menor en el TDAH. Con la potencia absoluta la diferencia fue negativa para ambos grupos en frontales pero menor para TDAH, mientras que en temporal derecho resultó negativa para TDAH y positiva para CO.
- e) Para las condiciones RA y ES, los promedios de la banda beta 2 fueron menores en el grupo TDAH en las zonas frontales izquierda y derecha, y temporal izquierdo con la potencia relativa. También fueron menores en los temporales izquierdo y derecho con la potencia absoluta, mientras que en esta misma potencia la banda beta1 fue mayor en los frontales y en el temporal derecho.
- f) Para la condición de Activación, tanto en temporales como en frontales beta1 y 2 la diferencia fue positiva en el grupo de TDAH.

Se presentan a continuación una serie de tablas (apartado [6.1 Tablas de resumen](#)) que muestran de forma breve los resultados del análisis de varianza ([Tabla 6.1](#)), del análisis discriminante ([Tabla 6.2](#) y [Tabla 6.3](#)). Estos resultados son presentados en forma más amplia en los apartados [6.2 Análisis](#), [6.3 Análisis discriminante](#) y [6.4 de la clasificación por redes](#). En el apartado del análisis discriminante se han colocado para las matrices que lograron clasificaciones correctas iguales o superiores al 80% sus respectivas tablas, que presentan las funciones en los centroides de los grupos, los coeficientes de las funciones canónicas discriminantes y los coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas.

Se realizaron además, algunas pruebas de clasificación por análisis discriminante tomando como grupo para generar los coeficientes a 20 sujetos (10 TDAH y 10 CO), con 10 sujetos para probar la efectividad de la clasificación (5 TDAH y 5 CO), encontrándose que la efectividad de la clasificación disminuía de un 28% hasta un 68% (ver [Tabla 6.4](#) y [Tabla 6.5](#)). Estos resultados se presentan en tablas al final del apartado siguiente.

## 6.1 TABLAS DE RESUMEN

Tabla 6.1 Resumen de los resultados del análisis de varianza de parcelas divididas de tipo *p.q.r.* Presenta el nombre clave de las matrices y los datos que las conforman, así como las condiciones en las que se examinó la diferencia entre los grupos TDAH y CO. Las diferencias significativas se encuentran resaltadas.

		CONDICIONES			
POTENCIA RELATIVA		Var.	Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)
MATICES	1 POREL [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	2 POREL [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)	Sin diferencias	Sin diferencias	<b>Bandas x Grupos: F(6,168)=4.070, P<math>\alpha</math>&lt; 0.01</b>
	3 POREL [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	4 POREL [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	5 POREL [tab] (Razón Thetas/Alfas, Thetas/Betas: Razones x Derivaciones)	(152)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
POTENCIA ABSOLUTA		Var.	Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN
MATICES	1 POABS [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	2 POABS [ban Total] (Potencia total en cada derivación)	(19)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	3 POABS [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)	Sin diferencias	Sin diferencias	<b>Grupos: F(1,28)= 5.125, P<math>\alpha</math>&lt; 0.05 Bandas x Grupos: F(6,168)= 4.275, P<math>\alpha</math>&lt; 0.005 Pares x Grupos: F(14,392)= 2.499, P<math>\alpha</math>&lt; 0.05</b>
	4 POABS [Aq Total] (Cociente de Anteriorización: Potencia total en cada Par)	(15)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	5 POABS [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)	Sin diferencias	Sin diferencias	<b>Pares x Grupos: F(11,308)= 6.430, P<math>\alpha</math>&lt; 0.005</b>
	6 POABS [Aqt Total] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Potencia total en cada Par)	(12)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	7 POABS [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	8 POABS [Lq Total] (Cociente de Lateralización: Potencia total en cada Par)	(8)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias
	9 POABS [tab]	(152)	Sin diferencias	Sin diferencias	Sin diferencias

Tabla 6.2 Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación cruzada) en las tres condiciones de las matrices de potencia relativa. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se presentan los casos en que los tres porcentajes de aciertos fueron iguales o superiores a 80%. Se listan las variables implicadas en la clasificación.

POTENCIA RELATIVA		CONDICIONES			
		Var.	Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)
<b>MATRICES</b>	1 POREL [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)	(96.7) 93.3 y 100% TDAH F2_Thet1_RA F8_Thet1_RA T4_Alph1_RA PZ_Alph1_RA F1_Alph2_RA P3_Alph2_RA FZ_Alph2_RA	(63.3) 73.3, 53.3% TDAH	(73.3) 66.7 y 80% TDAH
	2 POREL [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)	(83.3) 86.7 y 80% TDAH AqT4_Thet2_RA AqP3_Alph1_RA	(100%) AqFZ_Delta_ES AqF4_Thet1_ES AqT3_Thet1_ES AqFZ_Thet2_ES AqF2_Alph1_ES AqF3_Alph1_ES AqF7_Alph1_ES AqT3_Alph1_ES AqT4_Alph1_ES AqFZ_Alph1_ES AqC3_Alph2_ES AqT4_Alph2_ES AqT6_Alph2_ES AqT6_Beta1_ES AqT5_Beta2_ES	(80.0) 73.3 y 86.7% TDAH
	3 POREL [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)	(80.0) 86.7 y 73.3% TDAH	(93.3) 93.3 y 93.3% TDAH AqtF1_Thet1_ES AqtF3_Alph1_ES AqtF4_Alph1_ES AqtF1_Beta1_ES	(73.3) 73.3 y 73.3% TDAH
	4 POREL [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)	Ninguno valor F inclusión	(73.3) 66.7 y 80% TDAH	(93.3) 93.3 y 93.3% TDAH LqC3_Delta_ACTIV LqF1_Thet1_ACTIV LqF3_Thet1_ACTIV LqF7_Thet1_ACTIV LqF1_Alph1_ACTIV LqT3_Alph2_ACTIV LqT5_Alph2_ACTIV
	5 POREL [tab] (Razón Thetas/Alfas, Thetas/Betas: Razones x Derivaciones)	(152)	(86.7) 86.7 y 86.7% TDAH alf1F8_Thet2_RA alf1T4_Thet2_RA alf1CZ_Thet2_RA bet1F7_Thet2_RA	Ninguno valor F inclusión	(86.7) 86.7 y 86.7% TDAH Alf1CZ_Thet1_ACTIV Alf2O1_Thet1_ACTIV bet1C3_Thet2_ACTIV bet1P3_Thet2_ACTIV

Tabla 6.3 Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación cruzada) en las tres condiciones de las matrices de potencia absoluta. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se presentan los casos en que los tres porcentajes de aciertos fueron iguales o superiores a 80%. Se listan las variables implicadas en la clasificación.

		<b>CONDICIONES</b>			
POTENCIA ABSOLUTA	Var.	Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)	
<b>MATRICES</b>	1 POABS [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)	Ninguno valor F inclusión	Ninguno valor F inclusión	(83.3) 73.3 y 93.3% TDAH
	2 POABS [ban Total] (Potencia total en cada derivación)	(19)	Ninguno valor F inclusión	Ninguno valor F inclusión	(66.6) 60.0 y 73.3% TDAH
	3 POABS [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)	Ninguno valor F inclusión	(80.0) 73.3 y 86.7% TDAH	(80.0) 73.3 y 86.7% TDAH
	4 POABS [Aq Total] (Cociente de Anteriorización: Potencia total en cada Par)	(15)	Ninguno valor F inclusión	(60.0) 66.7 y 53.3% TDAH	(66.7) 66.7 y 66.7% TDAH
	5 POABS [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)	(83.3) 80.0 y 86.7% TDAH AqttF7_Thet2_RA AqttF3_Alph1_RA AqttF7_Alph2_RA	(93.3) 93.3 y 93.3% TDAH AqttF2_Thet1_ES AqttF7_Thet2_ES AqttF3_Alph1_ES AqttF1_Alph2_ES AqttF4_Alph2_ES AqttF8_Alph2_ES AqttF1_Beta1_ES	(100%) Aqtf8_Delta_ACTIV Aqtf3_Thet1_ACTIV Aqtf3_Thet2_ACTIV Aqtf1_Alph1_ACTIV Aqtf2_Alph2_ACTIV Aqtf2_Alph2_ACTIV Aqtf1_Beta2_ACTIV Aqtf3_Beta2_ACTIV Aqtf4_Beta2_ACTIV
	6 POABS [Aqt Total] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Potencia total en cada Par)	(12)	Ninguno valor F inclusión	Ninguno valor F inclusión	(70.0) 73.3 y 66.7% TDAH
	7 POABS [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)	(76.7) 80.0 y 73.3% TDAH	(80.0) 86.7 y 73.3% TDAH	(90.0) 100.0 y 80.0% TDAH LqO1_Thet1_ACTIV LqF3_Thet2_ACTIV LqF3_Alph1_ACTIV LqT5_Alph2_ACTIV
	8 POABS [Lq Total] (Cociente de Lateralización: Potencia total en cada Par)	(8)	Ninguno valor F inclusión	(50.0) 53.3 y 46.7% TDAH	Ninguno valor F inclusión
	9 POABS [tab]	(152)	(86.7) 86.7 y 86.7% TDAH alf1F8_Thet2_RA alf1T4_Thet2_RA alf1CZ_Thet2_RA bet1F7_Thet2_RA	Ninguno valor F inclusión	(86.7) 86.7 y 86.7% TDAH Alf1CZ_Thet1_ACTIV Alf2O1_Thet1_ACTIV bet1C3_Thet2_ACTIV bet1P3_Thet2_ACTIV

**Tabla 6.4** Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación con 20/10) en las tres condiciones de las matrices de potencia relativa. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se realizaron los análisis correspondientes a las matrices que en el anterior análisis de validación cruzada superaron el 80% de aciertos. Se citan las variables implicadas. El asterisco (\*) corresponde a las variables que también aparecen en el análisis de validación cruzada.

A. Discriminante por Validación con 20/10

**CONDICIONES**

POTENCIA RELATIVA		Var.	Relajación (RA)	Estim.Temp. (ES)	ACTIVACIÓN (ES-RA)	
<b>MATRICES</b>	1	POREL [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)	(40%) 40 CO y 40% TDAH T5_Thet1_RA T5_Beta1_RA		
	2	POREL [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)	(60%) 40 CO y 80% TDAH AqF3_Delta_RA AqF4_Delta_RA AqT6_Delta_RA AqF2_Thet1_RA AqT4_Thet2_RA (*) AqF2_Alph1_RA AqFZ_Alph1_RA AqC3_Beta1_RA	(70%) 80 CO y 60% TDAH AqT5_Delta_ES AqF2_Thet2_ES AqP3_Thet2_ES AqT4_Thet2_ES AqFZ_Alph1_ES (*) AqP3_Alph2_ES AqT4_Beta1_ES AqT5_Beta1_ES AqF4_Beta2_ES AqP4_Beta2_ES AqT5_Beta2_ES (*) AqT6_Beta2_ES	
	3	POREL [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)		(40%) 40 CO y 40% TDAH Aqf7_Thet1_ES Aqtf8_Thet1_ES Aqf1_Alph2_ES Aqtf1_Alph2_ES Aqtf2_Alph2_ES Aqf8_Alph2_ES	
	4	POREL [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)			(50%) 40 CO y 60% TDAH LqF7_Thet1_ACTIV (*) LqC3_Thet2_ACTIV LqT5_Alph2_ACTIV (*)
	5	POREL [tab] (Razón Thetas/Alfas, Thetas/Betas: Razones x Derivaciones)	(152)	(50%) 60 CO y 40% TDAH Alf2T5_Thet1_RA		(50%) 20 CO y 80% TDAH alf2O1_Thet2_ACTIV bet1C3_Thet2_ACTIV (*)



**Tabla 6.5** Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación con 20/10) en las tres condiciones de las matrices de potencia absoluta. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se realizaron los análisis correspondientes a las matrices que en el anterior análisis de validación cruzada superaron el 80% de aciertos. Se citan las variables implicadas. El asterisco (\*) corresponde a las variables que también aparecen en el análisis de validación cruzada.

A. Discriminante por Validación con 20/10			CONDICIONES			
POTENCIA ABSOLUTA		Var.				
<b>MATRICES</b>	1	POABS [ban] (Bandas x Derivaciones)	(133)			
	2	POABS [ban Total] (Potencia total en cada derivación)	(19)			
	3	POABS [Aq] (Cociente de Anteriorización: Pares x Bandas)	(105)			
	4	POABS [Aq Total] (Cociente de Anteriorización: Potencia total en cada Par)	(15)			
	5	POABS [Aqt] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Pares x Bandas)	(84)	(40%) 20 CO y 60% TDAH AqtF1_Thet1_RA AqtF1_Thet2_RA AqtF4_Thet2_RA AqtF3_Alph1_RA (*) AqtF8_Alph1_RA AqtF1_Alph2_RA AqtF8_Beta1_RA AqtF3_Beta2_RA AqtF7_Beta2_RA	(30%) 40 CO y 20% TDAH AqtF1_Alph1_ES AqtF3_Alph1_ES AqtF8_Beta1_ES AqtF8_Beta2_ES	(70%) 60 CO y 80% TDAH AqtF1_Delta_ACTIV AqtF2_Alph2_ACTIV (*)
	6	POABS [Aqt Total] (Cociente de Anteriorización, referido a Temporales: Potencia total en cada Par)	(12)			
	7	POABS [Lq] (Cociente de Lateralización: Pares x Bandas)	(56)			No variables
	8	POABS [Lq Total] (Cociente de Lateralización: Potencia total en cada Par)	(8)			
	9	POABS [tab]	(152)	(50%) 60 CO y 40% TDAH Alf2T5_Thet1_RA		(50%) 20 CO y 80% TDAH alf2O1_Thet2_ACTIV bet1C3_Thet2_ACTIV (*)

## 6.2 ANÁLISIS DE VARIANZA

En todos los análisis que implicaron una combinación de factores se aplicó la prueba de esfericidad de Mauchly, y en los casos en que ésta resultó significativa se adoptó el ajuste de Greenhouse-Geisser.

### 6.2.1 POTENCIA RELATIVA

En las condiciones de reposo con ojos abiertos (RA) y bajo tarea de estimación temporal (ES). No se encontraron diferencias significativas entre los grupos CO y TDAH en el análisis de varianza de medidas repetidas con los datos de potencia relativa, en ninguna de las matrices.

En la condición de Activación (Diferencia ES-RA) se encontraron diferencias significativas en la combinación bandas x grupos ( $F_{(6, 168)} = 4.070, P < 0.01$ ) en la matriz de Cociente de Anteriorización [Aq]. En el resto de las matrices no se encontraron diferencias.

Debe recordarse para el dato de activación es una diferencia obtenida así:

$$\left( \frac{\text{Anterior}_{(\text{tarea})}}{\text{Anterior}_{(\text{tarea})} + \text{Occipital}_{(\text{tarea})}} \right) - \left( \frac{\text{Anterior}_{(\text{relajación})}}{\text{Anterior}_{(\text{relajación})} + \text{Occipital}_{(\text{relajación})}} \right)$$

Un ejemplo de esta diferencia para las bandas lentas puede verse en la [Figura 6.1](#). El esquema esta construido con base en los resultados de los respectivos grupos.

COCIENTE DE ANTERIORIZACIÓN PARA LAS BANDAS LENTAS (Delta, Theta1, Theta2)

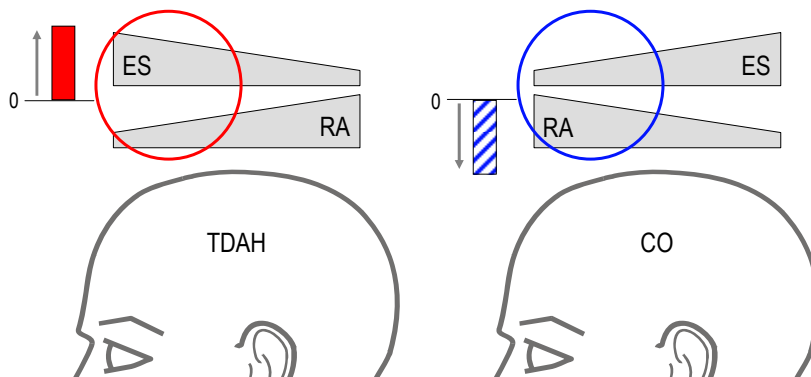


Figura 6.1 La resta del cociente de anteriorización en relajación (RA) al cociente de anteriorización bajo una tarea de estimación temporal (ES) produce una diferencia positiva en los niños con trastorno (TDAH) y negativa en los niños sanos (CO), en las bandas lentas.

Una revisión minuciosa de los promedios de la diferencia de los cocientes de anteriorización revela que en las bandas delta, theta1 y theta2 los valores para los niños TDAH son positivos, lo cual indica que durante el reposo el cociente de estas bandas es pequeño, pero una vez iniciada la tarea de estimación temporal este cociente se aumenta indicando que la aportación de dichas bandas se incrementa en las zonas frontales. Para las bandas alfa1 y alfa2 el caso es inverso, por lo tanto los valores que produce el restar los cocientes del reposo a los cocientes de la tarea son negativos. En los niños sanos la actividad registrada en estas bandas es contraria a los TDAH. Estos resultados se presentan en la [Figura 6.2](#).

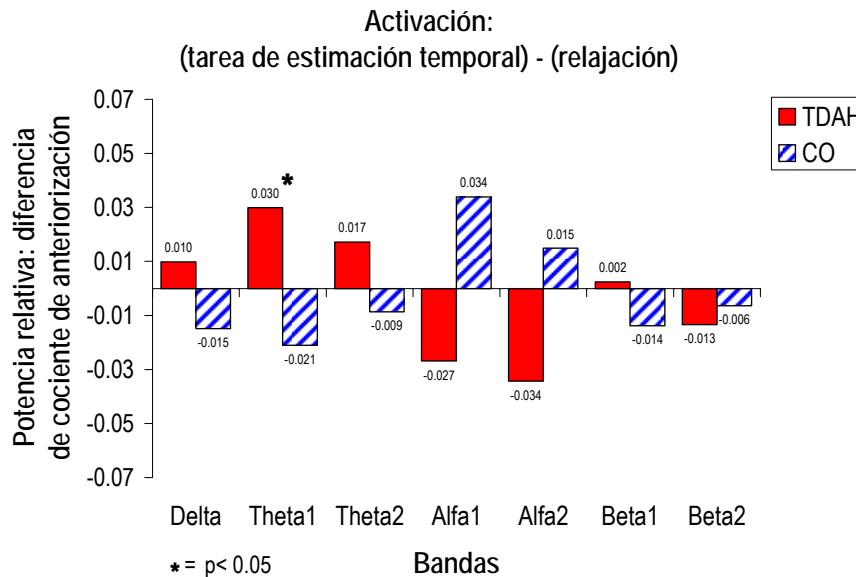


Figura 6.2 Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (bandas de potencia relativa) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%.

### 6.2.2 POTENCIA ABSOLUTA

En la tarea de estimación temporal con los datos de potencia absoluta no se encontraron diferencias significativas entre los grupos CO y TDAH en el análisis de varianza de medidas repetidas, en ninguna de las matrices. Tampoco se encontraron diferencias en ninguna de las matrices de potencia total.

En la condición de Activación (Diferencia ES-RA), en la matriz de Cociente de Anteriorización [Aq] se encontraron diferencias significativas en el factor grupos ( $F_{(1, 128)} = 5.125, P < 0.05$ ); en la combinación bandas x grupos ( $F_{(6, 168)} = 4.275, P < 0.005$ ) y en la de pares x grupos ( $F_{(14, 392)} = 2.499, P < 0.05$ ), de igual manera se encontraron diferencias significativas para la potencia total en el factor grupos ( $F_{(1, 28)} = 4.434, P < 0.05$ ).

Debido a que se encontró interacción entre las bandas por grupos y los pares por grupos, no será analizada la diferencia encontrada en el factor grupos; únicamente se analizarán las interacciones.

Un análisis más detallado de la interacción bandas por grupos permite identificar un aumento en la anteriorización de potencia absoluta en todas las bandas en el grupo control durante la tarea, pero principalmente en las bandas alfa1 y alfa2. Mientras que en el grupo TDAH se aprecia una disminución de las bandas alfa1 y alfa2 durante la tarea, lo que ocasiona una diferencia negativa de los valores de anteriorización (ver Figura 6.3).

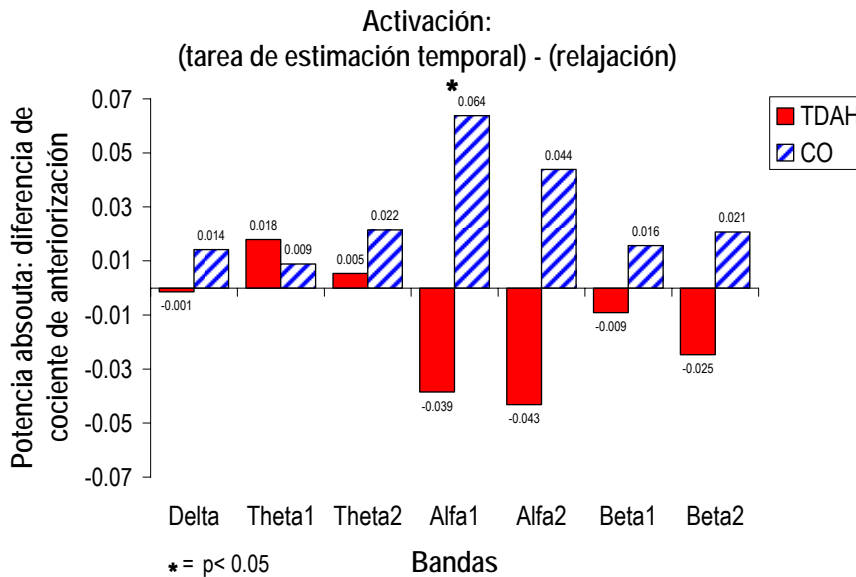


Figura 6.3 Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (bandas de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%.

El análisis de la interacción de pares x grupos presenta un aumento del cociente de anteriorización en la mayoría de los pares durante la realización de la tarea (ver [Figura 6.4](#)). Este aumento se debe principalmente al aumento de las bandas alfa1 y alfa2.

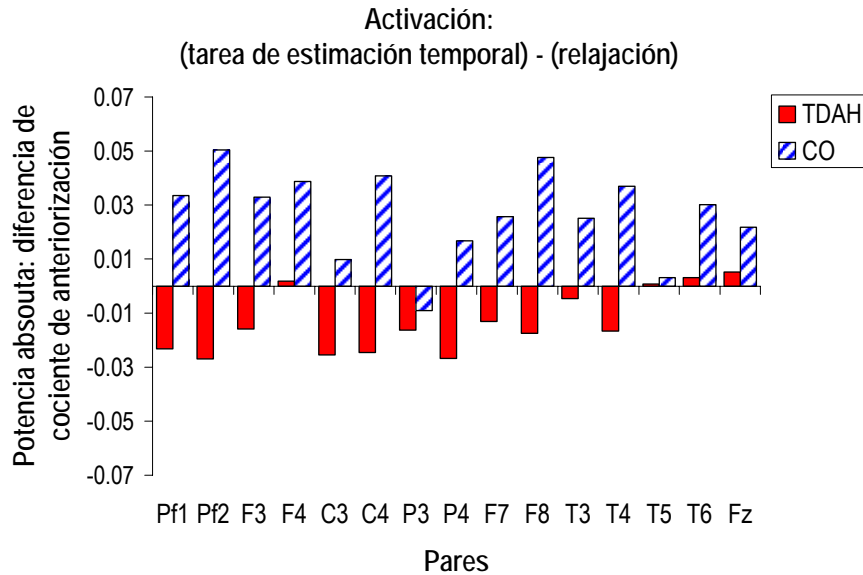


Figura 6.4 Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (pares de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza.

Igualmente se encontraron diferencias significativas en el factor pares x grupos ( $F_{(11, 308)} = 6.430$ ,  $P < 0.005$ ) en la matriz de Cociente de Anteriorización Temporal [*Aqt*].

La revisión pormenorizada de los datos que conforman la interacción pares x grupos en la matriz *Aqt* revela que el grupo de niños sanos aumenta sus cocientes de anteriorización durante la tarea; principalmente en el hemisferio derecho, lo que ocasiona una diferencia positiva; mientras que los niños con TDAH disminuyen su cociente de anteriorización durante la tarea, lo que origina una diferencia negativa (ver [Figura 6.5](#)).

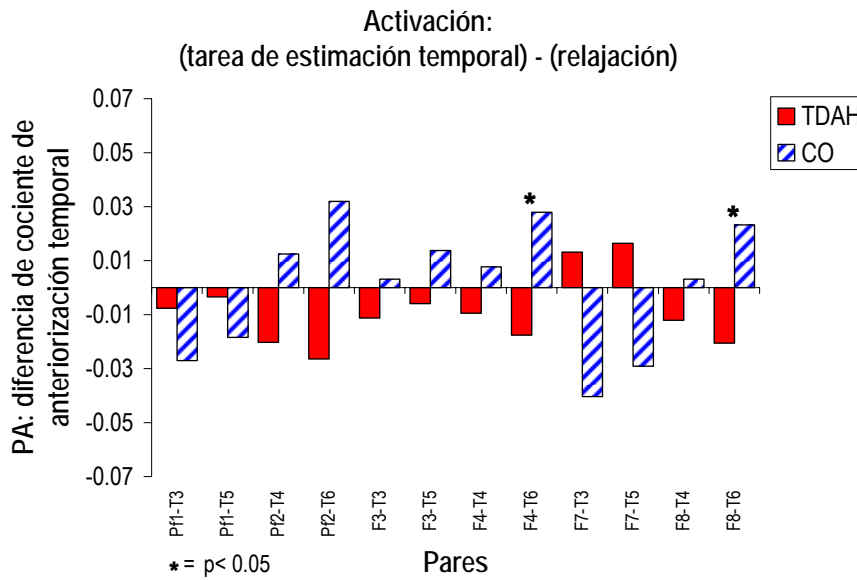


Figura 6.5 Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización temporal (pares de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%.

Una revisión detallada de las derivaciones involucradas en la anterior interacción de pares x grupos identificó a los pares Pf2-T6, F4-T6 y F8-T6 en la banda alfa2 como aquellos que más discriminaban a los dos grupos.

No se encontraron diferencias en el resto de las matrices.

### 6.2.3 EL CLASIFICADOR LINEAL

Después de una revisión minuciosa de los pares citados anteriormente y el resto de las variables de las 42 matrices, se llegó a la conclusión que éstos eran quienes proporcionaban el más alto valor de discriminación entre los grupos.

Para los pares Pf2-T6 y F4-T6 se encontró que el 86.6% de los TDAH (13/15) presentaron valores negativos de activación contra el 80% (12/15) de los niños sanos quienes presentaron valores positivos.

Para los pares F8-T6 se encontró que el 80% de los TDAH (12/15) presentaron valores negativos de activación contra el 73.3% (11/15) de los niños sanos con valores positivos.

Los valores asociados con la negatividad y positividad para los grupos TDAH y CO respectivamente, representen el porcentaje de clasificación correcta potencial para estas variables.

De manera similar a Se consideró que la clasificación natural más adecuada que estas variables podían proporcionar eran los valores negativos de los niños con TDAH y los positivos de los niños CO. (ver la clasificación en [Tabla 6.6](#)).

Tabla 6.6 Distintos resultados para tres pruebas de validación 20/10 y para validación cruzada, de las variables a) F2-T6; b) F4-T6 y c) F8-T6 de potencia absoluta en la condición de ACTIVACIÓN.

		a)				b)				c)				
Código	Grupo	Aqt F2-T6 Alph2	Validación 20/10		Validación cruzada	Aqt F4-T6 Alph2	Validación 20/10		Validación cruzada	Aqt F8-T6 Alph2	Validación 20/10		Validación cruzada	
DA01	TDAH	-0.037		TDAH	TDAH	-0.012		TDAH	TDAH	0.029		CO	CO	
DA02	TDAH	-0.009			TDAH	-0.026			TDAH	-0.002			TDAH	TDAH
DA04	TDAH	-0.057			TDAH	-0.008			TDAH	-0.024			TDAH	TDAH
DA05	TDAH	-0.029		TDAH	TDAH	-0.018		TDAH	TDAH	-0.010		TDAH	TDAH	TDAH
DA06	TDAH	-0.047			TDAH	-0.110			TDAH	-0.102			TDAH	TDAH
DA10	TDAH	-0.104	TDAH		TDAH	-0.093	TDAH		TDAH	-0.081	TDAH		TDAH	TDAH
DA11	TDAH	-0.032			TDAH	-0.073			TDAH	-0.016			TDAH	TDAH
DA12	TDAH	0.114	CO		CO	0.086	CO		CO	0.038	CO		CO	CO
DA13	TDAH	-0.062		TDAH	TDAH	-0.060		TDAH	TDAH	-0.033		TDAH	TDAH	TDAH
DA15	TDAH	-0.049	TDAH		TDAH	-0.074	TDAH		TDAH	-0.030	TDAH		TDAH	TDAH
DA16	TDAH	0.009		CO	CO	0.041		CO	CO	0.014		CO	CO	CO
DA17	TDAH	-0.028	TDAH		TDAH	-0.042	TDAH		TDAH	-0.022	TDAH		TDAH	TDAH
DA18	TDAH	-0.088			TDAH	-0.032		TDAH	TDAH	-0.056			TDAH	TDAH
DA19	TDAH	-0.256	TDAH		TDAH	-0.140	TDAH		TDAH	-0.146	TDAH		TDAH	TDAH
DA20	TDAH	-0.050		TDAH	TDAH	-0.056		TDAH	TDAH	-0.005		TDAH	TDAH	TDAH
CDA03	CO	0.093		CO	CO	0.071		CO	CO	0.086		CO	CO	CO
CDA15	CO	0.001			CO	-0.035			TDAH	-0.017			TDAH	TDAH
CDA16	CO	-0.046			TDAH	0.010			CO	0.005			CO	CO
CDA06	CO	0.077		CO	CO	0.074		CO	CO	0.051		CO	CO	CO
CDA01	CO	0.067			CO	0.103			CO	0.092			CO	CO
CDA11	CO	0.003	CO		CO	-0.036	TDAH		TDAH	-0.023	TDAH		TDAH	TDAH
CDA07	CO	0.073			CO	0.045			CO	0.037			CO	CO
CDA13	CO	0.109		CO	CO	0.129	CO		CO	0.130	CO		CO	CO
CDA12	CO	0.213		CO	CO	0.200		CO	CO	0.156		CO	CO	CO
CDA02	CO	-0.006	TDAH		TDAH	0.022	CO		CO	-0.011	TDAH		CO	CO
CDA08	CO	0.195		CO	CO	0.116		CO	CO	0.071		CO	CO	CO
CDA04	CO	0.087		CO	CO	0.099		CO	CO	0.084	CO		CO	CO
CDA09	CO	0.067			CO	0.051			CO	0.057		CO	CO	CO
CDA17	CO	-0.011	TDAH		TDAH	-0.036	TDAH		TDAH	-0.014	TDAH		TDAH	TDAH
CDA14	CO	0.081		CO	CO	0.024		CO	CO	0.064		CO	CO	CO

t =	0.0002116	0.0002203				0.0002195									
media TDAH	-0.048	80%	80%	100%	87%	-0.041	80%	80%	100%	87%	-0.030	80%	60%	100%	80%
media CO	0.067	60%	100%	80%	80%	0.056	60%	100%	80%	80%	0.051	40%	100%	80%	80%

## 6.3 ANÁLISIS DISCRIMINANTE

### 6.3.1 POTENCIA RELATIVA

*Condición: en Reposo con ojos abiertos (Relajación: RA)*

#### 1.- PoRel-Ra [ban]

Con esta matriz se logró una clasificación correcta del 96.7% de los casos. Las variables implicadas fueron theta1, alfa1 y alfa2, en localizaciones frontales, temporales y parietales (ver [Tabla 6.7](#)).

Tabla 6.7 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-Ra [ban]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Grupo	Función		Función		Función
CO	1		1	F2_Thet1_RA	1
TDA	2.394	F2_Thet1_RA	-2.041	F8_Thet1_RA	-100.128
	-2.394	F8_Thet1_RA	2.216	T4_Alph1_RA	94.766
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		T4_Alph1_RA	1.562	PZ_Alph1_RA	49.424
		PZ_Alph1_RA	-2.150	F1_Alph2_RA	-22.728
		F1_Alph2_RA	-1.967	P3_Alph2_RA	-115.470
		P3_Alph2_RA	1.098	FZ_Alph2_RA	18.457
		FZ_Alph2_RA	1.659	(Constante)	89.433
					-1.849
				Coeficientes no tipificados	

#### 2.- PoRel-Ra [Aq],

Con esta matriz se alcanzó un 83.3% de clasificación correcta. Las variables implicadas fueron el cociente de anteriorización en theta2 en T4-O2 y de alfa1 en P3-O1 (ver [Tabla 6.8](#)).

Tabla 6.8 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-Ra [Aq]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Grupo	Función		Función		Función
TDAH	1		1	AqT4_Thet2_RA	1
CO	.702	AqT4_Thet2_RA	-.672	AqP3_Alph1_RA	-12.034
	-.702	AqP3_Alph1_RA	.780	(Constante)	10.492
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos					.142
				Coeficientes no tipificados	

#### 3.- PoRel-Ra [Aqt]

Con esta matriz se alcanzó un 80% de clasificación total, sin embargo, la clasificación del grupo TDAH alcanzó únicamente el 73.3%. Esta matriz fue eliminada del análisis.



4.- PoRel-Ra [Lq]

Ninguna variable de esta matriz alcanzó los valores F de entrada requeridos para el análisis.

5.- PoRel-Ra [tab].

Clasificación correcta del 86.7% de los casos. Variables implicadas: diferencia de theta2/alfa1 en F8, T4, Cz y theta2/beta1 en F7 (ver [Tabla 6.9](#)).

Tabla 6.9 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-Ra [tab]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Grupo	Función		Función		Función
TDAH	1		1	alf1F8_Thet2_RA	1
CO	-1.305	alf1F8_Thet2_RA	-1.515	alf1T4_Thet2_RA	-5.204
	1.305	alf1T4_Thet2_RA	-1.072	alf1CZ_Thet2_RA	-2.455
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		alf1CZ_Thet2_RA	2.284	bet1F7_Thet2_RA	3.307
		bet1F7_Thet2_RA	.553	(Constante)	.750
					3.905
				Coeficientes no tipificados	

*Condición: bajo tarea de estimación temporal (ES)*

1.- PoRel-Es [ban],

Clasificación correcta del 63.3% de clasificación total. Matriz eliminada del análisis.

2.- PoRel-Es [Aq],

Con esta matriz se alcanzó un 100% de clasificación correcta. Principales variables clasificadoras: cociente de anteriorización banda alfa, frontales y temporales (ver [Tabla 6.10](#)).

Tabla 6.10 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-Es [Aq]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
CO	1		1	AqFZ_Delta_ES	148.953
TDA	11.080	AqFZ_Delta_ES	6.003	AqF4_Thet1_ES	-43.414
	-11.080	AqF4_Thet1_ES	-2.760	AqT3_Thet1_ES	20.993
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		AqT3_Thet1_ES	2.002	AqFZ_Thet2_ES	31.129
		AqFZ_Thet2_ES	2.589	AqF2_Alph1_ES	-164.438
		AqF2_Alph1_ES	-14.291	AqF3_Alph1_ES	43.972
		AqF3_Alph1_ES	3.938	AqF7_Alph1_ES	97.443
		AqF7_Alph1_ES	8.105	AqT3_Alph1_ES	-69.430
		AqT3_Alph1_ES	-6.548	AqT4_Alph1_ES	79.141
		AqT4_Alph1_ES	7.246	AqFZ_Alph1_ES	131.627
		AqFZ_Alph1_ES	10.439	AqC3_Alph2_ES	38.244
		AqC3_Alph2_ES	3.274	AqT4_Alph2_ES	33.250
		AqT4_Alph2_ES	2.866	AqT6_Alph2_ES	-26.761
		AqT6_Alph2_ES	-1.576	AqT6_Beta1_ES	-47.243
		AqT6_Beta1_ES	-3.075	AqT5_Beta2_ES	44.678
		AqT5_Beta2_ES	4.376	(Constante)	-155.626
				Coeficientes no tipificados	

3.- PoRel-Es [Aqt],

Con esta matriz se alcanzó un 93.3% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de anteriorización temporal en theta1 en F1-T3, alfa2 en F3-T5 y F4-T4, y beta1 en F1-T5 (ver [Tabla 6.11](#)).

Tabla 6.11 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-Es [Aqt]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
	1		1		1
CO	1.553	AqtF1_Thet1_ES	.854	AqtF1_Thet1_ES	13.766
TDA	-1.553	AqttF3_Alph1_ES	-1.719	AqtF3_Alph1_ES	-26.335
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		AqtF4_Alph1_ES	1.575	AqtF4_Alph1_ES	25.295
		AqttF1_Beta1_ES	.592	AqttF1_Beta1_ES	4.328
				(Constante)	-13.178
				Coeficientes no tipificados	

4.- PoRel-Es [Lq],

Con esta matriz se alcanzó un 73.3% de clasificación total. Matriz eliminada del análisis.

5.- PoRel-Es [tab].

Ninguna variable de esta matriz alcanzó los valores F de entrada requeridos para el análisis.

*Condición: ACTIVACIÓN (Diferencia ES-RA)*

1.- PoRel-ACTIV [ban],

Con esta matriz se alcanzó un 73.3% de clasificación total. Matriz eliminada del análisis.

2.- PoRel- ACTIV [Aq],

Con esta matriz se alcanzó un 80% de clasificación total; sin embargo, la clasificación del grupo CO alcanzó únicamente el 73.3%. Matriz eliminada del análisis.

3.- PoRel- ACTIV [Aqt],

Con esta matriz se alcanzó un 73.3% de clasificación total. Matriz eliminada del análisis.

## 4.- PoRel- ACTIV [Lq],

Con esta matriz se alcanzó un 93.3% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de lateralización en delta C3-C4, theta1 F1-F2, F3-F4, F7-F8, alfa1 F1-F2, alfa2 T3-T4, alfa2 T5-T6 (ver [Tabla 6.12](#)).

Tabla 6.12 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-ACTIV [Lq]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo. Num	Función		Función		Función
	1		1		1
CO	2.131	LqC3_Delta_ACTIV	1.029	LqC3_Delta_ACTIV	35.509
TDAH	-2.131	LqF1_Thet1_ACTIV	-1.283	LqF1_Thet1_ACTIV	-37.663
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		LqF3_Thet1_ACTIV	.677	LqF3_Thet1_ACTIV	15.330
		LqF7_Thet1_ACTIV	1.182	LqF7_Thet1_ACTIV	23.724
		LqF1_Alph1_ACTIV	.924	LqF1_Alph1_ACTIV	30.457
		LqT3_Alph2_ACTIV	1.065	LqT3_Alph2_ACTIV	19.579
		LqT5_Alph2_ACTIV	-1.675	LqT5_Alph2_ACTIV	-35.342
				(Constante)	-.392
				Coeficientes no tipificados	

## 5.- PoRel- ACTIV [tab].

Esta matriz obtuvo un 86.7% de clasificación correcta. Variables implicadas: diferencia de theta1/alfa1 en Cz, theta1/alfa2 en O1, theta2/beta1 en C3 y en P3 (ver [Tabla 6.13](#)).

Tabla 6.13 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoRel-ACTIV [tab]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo. Num	Función		Función		Función
	1		1		1
CO	1.218	Alf1CZ_Thet1_ACTIV	.570	Alf1CZ_Thet1_ACTIV	.733
TDAH	-1.218	Alf2O1_Thet1_ACTIV	1.093	Alf2O1_Thet1_ACTIV	1.648
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		bet1C3_Thet2_ACTIV	-1.250	bet1C3_Thet2_ACTIV	-1.974
		bet1P3_Thet2_ACTIV	1.050	bet1P3_Thet2_ACTIV	1.206
				(Constante)	-.605
				Coeficientes no tipificados	

## 6.3.2 POTENCIA ABSOLUTA

*Condición: en Reposo con ojos abiertos (Relajación: RA)*

1 y 2.- PoAbs-Ra [ban]

Ninguna variable de estas matrices (bandas x derivaciones; y potencia total x derivaciones) alcanzó el valor F de entrada requerido para el análisis. Ambas matrices fueron eliminadas.

3 y 4.- PoAbs-Ra [Aq],

Ninguna variable de estas matrices (bandas x derivaciones; y potencia total x pares) alcanzó el valor F de entrada requerido para el análisis. Ambas matrices fueron eliminadas.

5 y 6.- PoAbs-Ra [Aqt],

Con esta matriz se alcanzó un 83.3% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de anteriorización temporal: theta2 en F7-T5, alfa1 en F3-T5 y alfa2 en F7-T5 (ver [Tabla 6.14](#)). Ninguna variable de la matriz de potencia total x pares fue apta para el análisis.

Tabla 6.14 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-Ra [Aqt]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función 1		Función 1		Función 1
CO	-1.087	AqttF7_Thet2_RA	1.205	AqttF7_Thet2_RA	11.357
TDAH	1.087	AqttF3_Alph1_RA	.831	AqttF3_Alph1_RA	14.564
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		AqttF7_Alph2_RA	-.921	AqttF7_Alph2_RA	-7.157
				(Constante)	-10.349
				Coeficientes no tipificados	

7 y 8.- PoAbs-Ra [Lq],

Con esta matriz se alcanzó un 76.7% de clasificación total. Ninguna variable de la matriz de potencia total x pares fue apta para el análisis. Ambas matrices fueron eliminadas del análisis.

9.- PoAbs-Ra [tab].

Clasificación correcta del 86.7% de los casos. Variables implicadas: diferencia de theta2/alfa1 en F8, T4, Cz y theta2/beta1 en F7 (ver [Tabla 6.15](#)), resultado idéntico al obtenido en la correspondiente tabla de PR (comparar con [Tabla 6.9](#)).

Tabla 6.15 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-Ra [tab]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función 1		Función 1		Función 1
CO	1.305	alf1F8_Thet2_RA	-1.515	alf1F8_Thet2_RA	-5.204
TDAH	-1.305	alf1T4_Thet2_RA	-1.072	alf1T4_Thet2_RA	-2.455
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		alf1CZ_Thet2_RA	2.284	alf1CZ_Thet2_RA	3.306
		bet1F7_Thet2_RA	.553	bet1F7_Thet2_RA	.750
				(Constante)	3.905
				Coeficientes no tipificados	

**Condición: bajo tarea de estimación temporal (ES)****1 y 2.- PoAbs-Es [ban],**

Ninguna variable de estas matrices (bandas x derivaciones; y potencia total x derivaciones) alcanzó el valor F de entrada requerido para el análisis. Ambas matrices fueron eliminadas.

**3 y 4.- PoAbs-Es [Aq],**

Con esta matriz se alcanzó un 80% de clasificación total; sin embargo, la clasificación del grupo CO alcanzó únicamente el 73.3%. La matriz de potencia total x pares alcanzó un 60% de clasificación total. Ambas matrices fueron eliminadas del análisis.

**5 y 6.- PoAbs-Es [Aqt],**

Con esta matriz se alcanzó un 93.3% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de anteriorización temporal: theta1 en F2-T6, theta2 en F7-T5, alfa1 en F3-T5, alfa2 en F1-T3, F4-T6, F8-T4 y beta1 en F1-T5 (ver [Tabla 6.16](#)). Ninguna variable de la matriz de potencia total en pares fue apta para el análisis.

Tabla 6.16 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-Es [Aqt]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
CO	-2.081	AqttF2_Thet1_ES	-0.614	AqttF2_Thet1_ES	-8.945
TDAH	2.081	AqttF7_Thet2_ES	.518	AqttF7_Thet2_ES	6.190
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		AqttF3_Alph1_ES	1.490	AqttF3_Alph1_ES	22.485
		AqttF1_Alph2_ES	1.675	AqttF1_Alph2_ES	14.225
		AqttF4_Alph2_ES	-.573	AqttF4_Alph2_ES	-8.413
		AqttF8_Alph2_ES	1.282	AqttF8_Alph2_ES	23.872
		AqttF1_Beta1_ES	-1.349	AqttF1_Beta1_ES	-9.028
				(Constante)	-21.761
				Coeficientes no tipificados	

**7 y 8.- PoAbs-Es [Lq],**

Con esta matriz se alcanzó un 80% de clasificación total; sin embargo, la clasificación del grupo TDAH alcanzó únicamente el 73.3%. La matriz de potencia total x pares alcanzó un 50% de clasificación total. Ambas matrices fueron eliminadas del análisis.

**9.- PoAbs-Es [tab].**

Ninguna variable de esta matriz alcanzó los valores F de entrada requeridos para el análisis.

**Condición: ACTIVACIÓN (Diferencia ES-RA)**

**1 y 2.- PoAbs-ACTIV [ban],**

Con esta matriz se alcanzó un 83.3% de clasificación total; sin embargo, la clasificación del grupo CO alcanzó únicamente el 73.3%. La matriz de potencia total x derivaciones alcanzó un 66.7% de clasificación total. Ambas matrices fueron eliminadas del análisis.

**3 y 4.- PoAbs- ACTIV [Aq],**

Con esta matriz se alcanzó un 80% de clasificación total; sin embargo, la clasificación del grupo CO alcanzó únicamente el 73.3%. La matriz de potencia total x pares alcanzó un 66.7% de clasificación total. Ambas matrices fueron eliminadas del análisis.

**5 y 6.- PoAbs- ACTIV [Aqt],**

Con esta matriz se alcanzó un 100% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de anteriorización temporal en delta F8-T4, theta1 F3-T3, theta2 F3-T3, alfa1 F1-T3, alfa2 F2-T4 y F2-T6, beta2 F1-T5, F3-T3 y F4-T6 (ver [Tabla 6.17](#)). La matriz de potencia total x pares alcanzó un 70.0% de clasificación total; dicha matriz fue eliminada del análisis.

**Tabla 6.17** Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-ACTIV [Aqt]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
CO	2.830	AqtF8_Delta_ACTIV	1.065	AqtF8_Delta_ACTIV	16.062
TDAH	-2.830	AqtF3_Thet1_ACTIV	.751	AqtF3_Thet1_ACTIV	12.139
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		AqtF3_Thet2_ACTIV	-1.587	AqtF3_Thet2_ACTIV	-26.361
		AqtF1_Alph1_ACTIV	.576	AqtF1_Alph1_ACTIV	8.907
		AqtF2_Alph2_ACTIV	-1.533	AqtF2_Alph2_ACTIV	-19.137
		AqtF2_Alph2_ACTIV	2.362	AqtF2_Alph2_ACTIV	31.910
		AqtF1_Beta2_ACTIV	-1.044	AqtF1_Beta2_ACTIV	-9.353
		AqtF3_Beta2_ACTIV	.628	AqtF3_Beta2_ACTIV	6.840
		AqtF4_Beta2_ACTIV	1.366	AqtF4_Beta2_ACTIV	20.782
				(Constante)	-1.084

Coeficientes no tipificados

**7 y 8.- PoAbs- ACTIV [Lq],**

Con esta matriz se alcanzó un 90% de clasificación correcta. Variables implicadas: el cociente de lateralización en theta1 O1-O2, theta2 F3-F4, Alpha1 F3-F4, alfa2 T5-T6 (ver [Tabla 6.18](#)). Ninguna variable de la matriz de potencia total x pares fue apta para el análisis.

Tabla 6.18 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-ACTIV [Lq]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
	1		1		1
CO	-1.061	LqO1_Thet1_ACTIV	-.608	LqO1_Thet1_ACTIV	-14.650
TDAH	1.061	LqF3_Thet2_ACTIV	.862	LqF3_Thet2_ACTIV	20.787
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		LqF3_Alph1_ACTIV	-1.131	LqF3_Alph1_ACTIV	-22.721
		LqT5_Alph2_ACTIV	1.150	LqT5_Alph2_ACTIV	19.573
				(Constante)	.501
				Coeficientes no tipificados	

## 9.- PoAbs- ACTIV [tab].

Esta matriz obtuvo un 86.7% de clasificación correcta. Variables implicadas: diferencia de theta1/alfa1 en Cz, theta1/alfa2 en O1, theta2/beta1 en C3 y en P3 (ver [Tabla 6.19](#)) resultado idéntico al obtenido en la correspondiente tabla de PR, (comparar con [Tabla 6.13](#)).

Tabla 6.19 Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz *PoAbs-ACTIV [tab]*.

Funciones en los centroides de los grupos		Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes canónicas		Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes	
Gpo_Num	Función		Función		Función
	1		1		1
CO	1.218	Alf1CZ_Thet1_ACTIV	-.570	Alf1CZ_Thet1_ACTIV	-.733
TDAH	-1.218	Alf2O1_Thet1_ACTIV	1.093	Alf2O1_Thet1_ACTIV	1.648
Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos		bet1C3_Thet2_ACTIV	-1.250	bet1C3_Thet2_ACTIV	-1.974
		bet1P3_Thet2_ACTIV	1.050	bet1P3_Thet2_ACTIV	1.206
				(Constante)	-.605
				Coeficientes no tipificados	

## 6.4 DE LA CLASIFICACIÓN POR REDES

### *Variables seleccionadas del análisis de varianza*

De acuerdo a los resultados del análisis de varianza, se seleccionaron los factores y las variables implicados en la diferencia entre los grupos: matriz de cociente de anteriorización en PR en condición de activación (theta1 y Alfa1) ver [Figura 6.2](#) anterior; misma matriz en PA (Alfa1 y Alfa2) ver [Figura 6.3](#) anterior; matriz de cociente de anteriorización temporal en PA (se eligió el par Pf2-T6). Las variables y su descripción pueden apreciarse en la [Tabla 6.20](#).

Tabla 6.20 Datos de cada sujeto en 5 variables seleccionadas, todas de la condición ACTIVACIÓN: a) theta1 y b) alfa1, ambas de potencia relativa; c) alfa1 y d) alfa2, ambas de potencia absoluta; e) cociente de anteriorización alfa2 en F2-T6, potencia absoluta. Tres ensayos de clasificación utilizando 20 niños para generar el aprendizaje en las redes y probando la clasificación con los 10 restantes. Un ensayo de validación cruzada. Las zonas amarillas contienen los valores mayoritariamente negativos.

Código	Grupo	a) b) c) d) e)					Validación 20/10		Validación cruzada	
		REL-Theta1	REL-Alfa1	ABS-Alfa1	ABS-Alfa2	Aqtf2 Alph2	TDAH	CO	TDAH	CO
DA01	TDAH	0.029	-0.037	-0.002	-0.054	-0.037			TDAH	
DA02	TDAH	0.086	0.070	0.016	-0.038	-0.009			TDAH	
DA04	TDAH	-0.001	-0.083	-0.085	-0.012	-0.057			TDAH	
DA05	TDAH	0.036	-0.026	0.004	0.022	-0.029			TDAH	
DA06	TDAH	0.109	-0.151	-0.219	-0.279	-0.047			TDAH	
DA10	TDAH	0.019	-0.038	-0.112	-0.148	-0.104			TDAH	
DA11	TDAH	-0.005	-0.073	-0.127	-0.057	-0.032			TDAH	
DA12	TDAH	0.052	-0.058	0.001	0.080	0.114			TDAH	
DA13	TDAH	-0.004	-0.053	-0.037	-0.060	-0.062			TDAH	
DA15	TDAH	0.003	-0.057	-0.048	-0.005	-0.049			TDAH	
DA16	TDAH	0.083	-0.017	-0.051	0.001	0.009			TDAH	
DA17	TDAH	0.039	0.110	0.081	-0.032	-0.028			TDAH	
DA18	TDAH	-0.026	0.060	0.064	0.088	-0.088			TDAH	
DA19	TDAH	0.012	-0.107	-0.120	-0.080	-0.256			TDAH	
DA20	TDAH	0.015	0.056	0.058	-0.074	-0.050			TDAH	
CDA03	CO	-0.003	-0.022	0.019	0.022	0.093		CO	CO	
CDA15	CO	-0.053	0.171	0.310	0.247	0.001		CO	CO	
CDA16	CO	-0.017	0.060	0.058	0.082	-0.046		TDAH	TDAH	
CDA06	CO	0.050	0.095	0.040	0.012	0.077		CO	CO	
CDA01	CO	0.011	-0.084	-0.120	-0.131	0.067		CO	TDAH	
CDA11	CO	0.004	0.138	0.154	-0.053	0.003		CO	CO	
CDA07	CO	0.005	-0.038	0.018	0.043	0.073		CO	CO	
CDA13	CO	-0.081	0.055	0.147	0.054	0.109		CO	CO	
CDA12	CO	-0.152	0.073	0.199	0.307	0.213		CO	CO	
CDA02	CO	-0.065	0.013	0.009	-0.006	-0.006		CO	CO	
CDA08	CO	0.034	0.010	0.081	0.062	0.195		CO	CO	
CDA04	CO	-0.003	0.013	0.000	-0.001	0.087		CO	CO	
CDA09	CO	-0.026	-0.067	-0.083	0.030	0.067		CO	CO	
CDA17	CO	-0.024	0.052	0.049	-0.045	-0.011		CO	CO	
CDA14	CO	0.006	0.039	0.076	0.037	0.081		CO	CO	

t =	0.00421	0.02712	0.00695	0.02335	0.00021	Validación 20/10		Validación cruzada	
media TDAH	0.030	-0.027	-0.038	-0.043	-0.048	80.0%	100.0%	100.0%	80.0%
media CO	-0.021	0.034	0.064	0.044	0.067	100.0%	100.0%	80.0%	86.6%



Se elaboró una red con 5 unidades de entrada y dos unidades de salida. Se probó la conformación de las unidades ocultas iniciando con 10 y llegando a 3. También se probaron los valores de aprendizaje (0.05), el coeficiente de entrenamiento (alfa = 0.75), manteniendo el máximo error permitido en 0.005 por época en cada neurona de salida.

La efectividad de la red se probó tanto con validación cruzada, como con validación 20/10, para la cual se conformaron 3 grupos de entrenamiento con 20 niños (10 TDAH y 10 CO) y sus respectivos 3 grupos de prueba con 10 niños (5 TDAH y 5 CO). Ver [Tabla 6.20](#).

Para las pruebas de validación cruzada el valor promedio de épocas necesario para alcanzar la convergencia bajo el nivel de error permitido fue de 60,000. Para las pruebas de validación 20/10 fue de 50,000.

El porcentaje de clasificación correcta total en las pruebas de validación cruzada fue de 83.3% (80% para TDAH y 86.6% para CO).

El porcentaje de clasificación correcta total en las 3 pruebas de validación 20/10 fue de 93.3% (93.3% para cada grupo).

#### *Variables elegidas por el análisis discriminante*

Las redes (una para cada matriz) fueron elaboradas y probadas de forma similar a la descrita en líneas superiores, adecuándose el número de unidades de entrada al número de variables. No obstante el nivel de clasificación correcta se mantuvo por debajo del 80% tanto en la validación cruzada como en la validación 20/10, motivo por el cual se abandonó la prueba de la red con estas variables.

#### *Variables elegidas individualmente para clasificación lineal*

Se obtuvieron resultados cercanos al azar. Se abandonó también la prueba de las redes con estas variables.



## Capítulo 7

# Discusión y conclusiones

Un análisis cualitativo del EEG de los niños con TDAH permitió identificar similitudes con las reportadas en la literatura, aún cuando dichas características no revistieron significación estadística.

Al igual que lo reportado por Ricardo-Garcell (2004a) se encontró un aumento de potencia absoluta y relativa en las bandas theta1 y theta2 en zonas frontales tanto en relajación como en estimación temporal. Lo anterior va en la misma dirección que los hallazgos de Mann et al. (1992) con relación a la diferencia de theta frontal.

De igual manera, el análisis cualitativo encontró tendencias contrarias a las reportadas en la literatura. Se observó que la potencia absoluta de theta1 y theta2, principalmente en lóbulo frontal izquierdo fue menor durante la condición de relajación que durante la de activación. Eso contrasta con el aumento de la banda theta principalmente en el hemisferio izquierdo durante la realización de una tarea de detección de señales y de atención tipo *odball* reportada por Hermens (2005) y del aumento durante una tarea de dibujo reportado por Mann et al. (1992).

La tendencia negativa para TDAH en la potencia absoluta de la banda alfa en el lóbulo temporal derecho bajo la condición de activación indica una disminución de dicha banda durante la tarea de estimación temporal en comparación con la condición de relajación; esto concuerda con lo reportado por Ricardo-Garcell (2004a). No obstante la aportación proporcional de dicha banda en la potencia relativa en frontal y temporal izquierdo aumentó durante la tarea.

En el mismo análisis cualitativo se encontró una disminución de beta2 en las zonas frontales y en el temporal izquierdo en la potencia relativa, y en ambos temporales con la potencia absoluta, tanto en la condición de relajación como durante la tarea. Lo anterior concuerda con la disminución de beta reportada en la literatura.

El análisis de varianza encontró diferencias significativas en la potencia relativa (matriz de anteriorización) en la condición de activación en bandas por grupos. Esta anomalía intraemisférica ya fue reportada por Ricardo-Garcell (2004a). Si bien es cierto que durante la relajación o la tarea esta asimetría de potencia no es significativa por sí misma, la diferencia entre estos estados se aumenta con la comparación y hace posible la discriminación grupal. Lo anterior apoya los trabajos de Mann et al. (1992) y Monastra et al. (1999) quienes encontraron que las diferencias entre los pacientes de TDAH y el grupo control se manifestaban al comparar el rendimiento en una tarea contra una línea base (en cada grupo) y posteriormente utilizar el resultado para comparar los grupos.

Estos resultados van en la misma línea de la hipótesis que los pacientes con TDAH pueden tener disminuida la activación cortical, lo que a su vez apoya la hipótesis de un retraso en la maduración de sistemas neuronales frontales (Mann et al., 1992; Hermens et al., 2005). Lo anterior debido a que ante una tarea demandante (en comparación con la relajación) se esperaría un aumento de señales rápidas tal como ocurre en los niños normales.

Los resultados del análisis de varianza (ver Figura 6.3) indican que ante la tarea, el grupo de niños con TDAH disminuye la proporción de las bandas alfa y beta. Mucho más la primeras que las segundas y aunque aumenta la proporción de las bandas theta, la diferencia significativa está en la disminución de alfa y no en el aumento de theta.

Esta disminución importante de alfa ocasiona que al convertir los valores de potencia absoluta en potencia relativa se presente un aumento de las bandas lentas (principalmente theta); pero dicho aumento se da únicamente en apariencia

La ausencia de diferencias en las matrices de bandas, lateralización y razón theta-alfa, theta-beta permiten afirmar que el comportamiento de los niños con TDAH se diferencia de los niños normales en el cociente de anteriorización, lo que corrobora las investigaciones previas que centran las diferencias en los lóbulos frontales. Sin embargo, una aportación del presente trabajo estriba en que no se había reportado diferencias significativas en el cociente de anteriorización referido a temporales (en lugar de a occipitales). Nuestros hallazgos sobre una disminución de esta anteriorización principalmente en el hemisferio derecho apoyan la hipótesis de una alteración en el proceso neuronal de corticalización tal como lo sostiene [Pueyo et al. \(2000\)](#).

De acuerdo a lo que afirmamos en nuestras hipótesis, el perfil electroencefalográfico de los niños con TDAH ante una tarea se forma por una disminución notable del cociente de anteriorización de las bandas alfas en la potencia absoluta, lo que trae como consecuencia que la potencia relativa se modifique presentando un aparente aumento de las bandas lentas y una menos pronunciada disminución de las bandas alfa, al mismo tiempo que se manifiesta una disminución de la anteriorización temporal principalmente en el hemisferio derecho.

La aportación principal de este trabajo consiste en demostrar que puede utilizarse este perfil grupal unido a un modelo de redes neuronales artificiales para llegar a hacer una clasificación individual con un aceptable nivel de efectividad y objetividad. Parece ser que este perfil es suficientemente consistente en casi todos los niños con TDAH y diferente a los niños controles.

Ciertamente, los niveles de efectividad alcanzados por el análisis discriminante en las clasificaciones por 7 de las matrices de potencia relativa y 6 de potencia absoluta superan con poco los logros de la red neuronal, pero por otro lado, la efectividad de la red se sostiene a pesar de que se disminuya una tercera parte de los sujetos con los que aprende. En este caso al hacer lo mismo con el análisis discriminante, su efectividad disminuye en un porcentaje demasiado alto como para seguir siendo confiable. Es posible que se requiera un número elevado de sujetos (parecido a los estudios de [Monastra et al, 1999](#)) para encontrar funciones discriminantes confiables.

Los resultados apoyan nuestra hipótesis al respecto de que la diferencia entre los cocientes de anteriorización temporal (ES-RA) permite elaborar un clasificador lineal con una efectividad superior al 80%. Esta capacidad la proporcionan los cocientes de Pf2, F4 y F8 referidos a T6. Estos datos conforman el perfil de los TDAH, pero parecen ser lo suficientemente robustos por si mismos como para ser utilizados en un clasificador lineal.

A efecto de corroborar la capacidad diagnóstica de la nueva técnica, se hace necesario realizar nuevas clasificaciones con un mayor número de sujetos.

Al final del presente trabajo, se desconoce el efecto que el número de la muestra tiene tanto sobre la clasificación con redes como con el clasificador lineal.

Tampoco tenemos información al respecto de la utilidad del EEG obtenido con otra tarea diferente a la aquí utilizada, o con una condición de relajación diferente a la nuestra (por ejemplo, con los ojos cerrados). Ya que nuestros hallazgos coinciden con gran parte de lo afirmado por la literatura especializada, creemos que algunos cambios tanto en la tarea como en la condición base, no alterarán lo aquí descrito, y aún seguirá siendo útil la técnica propuesta.

Sería recomendable realizar una comparación entre la efectividad de una red neuronal basada en los resultados del análisis de varianza, con aquella que selecciona ella misma sus variables.

### *Conclusiones*

Los resultados indican que la información contenida en el EEG es suficiente para realizar clasificaciones de niños con TDAH al menos con un 80% de efectividad tanto con un clasificador lineal construido con variables elegidas individualmente como con análisis discriminante. De igual manera, el nivel de efectividad puede incrementarse al apoyar los resultados de los análisis de varianza con un sistema de redes neuronales del tipo retropropagación.

Con relación a la efectividad el análisis discriminante, parece ser necesario aumentar el número de elementos en la muestra de la cual se obtienen los coeficientes discriminantes a fin de que no disminuya el número de diagnósticos correctos.

Esta nueva técnica que vincula el análisis de varianza con las redes neuronales artificiales proporciona una metodología que parece ser confiable para identificar individualmente con fines de diagnóstico el TDAH.

Los resultados indican que el análisis de EEG cuantitativo podría proveer datos objetivos con bases fisiológicas del TDAH que permitan un mejor y más fácil diagnóstico del padecimiento.

El porcentaje de efectividad en la clasificación del TDAH alcanzado por esta nueva técnica, en virtud del reducido número de elementos con los que la muestra contó (30 total), es mejor que el alcanzado por [Mann et al \(1992\)](#) con 52 sujetos, y el de [Monastra et al. \(1999\)](#) con 482 sujetos.





# 8

## Referencias bibliográficas

- American Psychiatric Association (1994). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders* (4<sup>th</sup> edition) (DSM-IV). Washington, CD: Autor.
- American Psychiatric Association. (2002). *Manual diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales* (4<sup>a</sup>. ed. texto revisado) [Versión española de la cuarta edición revisada de la obra original en lengua inglesa *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-IV-TR*. (2000), publicada por la American Psychiatric Association, Washington]. Barcelona, España: Masson. ISBN: 84-458-1087-1.
- Ato, M. y López, J.J. (1994). *Fundamentos Estadísticos con SYSTAT*. Addison-Wesley Iberoamericana, EE.UU.
- Bishop, C.M. (1995). *Neural Networks for pattern recognition*. New York, EE.UU.: Oxford. ISBN: 0-19-853864-2.
- Borland Software Corporation. (1995-2002). *Delphi. Language Guide (Versión IV)* [Software de cómputo]. Scotts Valley, CA, EE.UU.: Autor.
- Campbell-Araujo, O.A. y Figueroa-Duarte, A.S. (2002). Trastorno del déficit de la atención-hiperactividad (TDAH). Tópicos de controversia en su diagnóstico y tratamiento. *Arch Neurocién (Mex)*, vol 7 (4): 197-212.

- Cardo, E., Servera-Barceló, M. (2005). Prevalencia del trastorno del déficit de atención e hiperactividad. *Rev Neurol*, (Supl I): S11-S15.
- Castañeda-Cabrero C., Lorenzo-Sanz G., Caro-Martínez E., Galán-Sánchez J.M., Sáez-Álvarez J., Quintana-Aparicio P., et al. (2003). Alteraciones electroencefalográficas en niños con trastorno por déficit de atención con hiperactividad. *Revista de Neurología*, 37 (10): 904-908.
- Castro-Morales, J.M., Villar-Soto, M. (1999). Trastorno por déficit de atención en niños escolares. *Salud en Tabasco*, 5 (1): 276-278.
- Chabot, R.A. & Serfontein, G. (1996). Quantitative electroencephalographic profiles of children with attention deficit disorder. *Biological Psychiatry*, 40, 951-963.
- CIE-10: Clasificación Internacional de Enfermedades. (En lengua inglesa: International Statistical Classification of Diseases). WHO. (1992). *ICD-10 classification of mental and behavioural disorders: clinical descriptions guidelines*. World Health Organization, Geneva.
- Corsi-Cabrera., M. (1983) *Psicofisiología del Sueño*. México:Trillas.
- Desmedt, J. E. y Tomberg, C. (1994). Transient phase-locking of 40 Hz electrical oscillations in prefrontal and parietal human cortex reflects the process of conscious somatic perception. *Neuroscience Letters*. 168, 129.
- Fernández-Harmony, T., y González-Garrido, A.A. (2001). EEG y cognición. En V.M. Alcaraz y E. Gumá (Ed.). *Texto de neurociencias cognitivas* (pp. 351-370). México: Manual Moderno. ISBN: 968-426-882-3.
- Fisch, B.J. (1999). *Fisch and Spehlmann's EEG Primer. Basic principles of digital and analog EEG*. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier. ISBN: 0-444-82147-3.
- Flexer A. (2000). Data mining and EEG. *Statistical Methods in Medical Research*, 9: 395-413.
- Freeman J.A., Skapura D.M. (1993). *Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Addison-Wesley Iberoamericana. ISBN 0-201-60115-X
- González-Garrido, A., Gómez-Velázquez, F., Zarabozo, D., López-Elizalde, R., Ontiveros, A., Madera-Carrillo, H., et al. (enviado). Time reproduction disturbances in ADHD children. An ERP study. Manuscrito enviado para su publicación.
- Grave-de Peralta, R., González-Andino, S., & Gómez-González, C. M (2004). Bases biofísicas de la localización de los generadores cerebrales del electroencefalograma. Aplicación de un modelo de tipo distribuido a la localización de focos epilépticos. *Revista de Neurología*, 39(8), 748-756.
- Guevara, M .A. (1995). *Aplicación y Análisis de Correlación a la Actividad Electroencefalográfica*. Tesis Doctoral. Universidad Nacional Autónoma de México. México
- Guevara, M.A. (1988). *Análisis de Potenciales Evocados Mediante los Métodos de Componentes Principales y Regresión Lienal Múltiple*. Tesis de Maestría en Ingeniería Eléctrica, Universidad Nacional Autónoma de México, D.F., México.
- Guevara, M.A., Ramos, J., Hernández-González, M., Zarabozo, D. y Corsi-Cabrera, M. (2003). POTENCOR: a program to calculate power and correlation spectra of EEG signals. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*.72, 241-250.
- Harmony, T., Otero, T., Ricardo, J. Y Fernández, G. (1973). Polarity coincidence correlation coefficient and signal energy ratio of the ongoing EEG activity. Normative data. *Brain Res*. 61: 133-140.
- Harmony, T., y Alcaraz, V.M. (Coordinadores). (1987). *Daño Cerebral, diagnóstico y tratamiento*. México: Editorial Trillas.

- Harner, P. & Sannit, T. (1974). A review of the International Ten-Twenty System of Electrode Placement. Massachusetts: Grass Instrument Company.
- Hermens, D.F., Soei E.X.C., Clarke, S.D., Kohn, M.R., Gordon, E., Williams, L.M. (2005). Resting EEG theta activity predicts cognitive performance in attention-deficit hyperactivity disorder. *Pediatric Neurology*, 32(4): 248-256.
- Hilera J.R. y Martínez V.J. (2000). *Redes Neuronales Artificiales*. Alfaomega-RA-MA Editorial. ISBN 970-15-0570-0
- Hines, W.J. (1997). *MATLAB supplement to Fuzzy and Neural approaches in Engineering*. EE.UU.: John Wiley & Sons, Inc. ISBN: 0-471-19247-3 (paper).
- INEGI. (2000). *XII Censo General de Población y Vivienda, 2000*. México: Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática.
- Jaimes, A.L., Ortiz, S. y Aboitiz, C.M. (1999). Visión actualizada del trastorno por déficit de atención en niños. *Revista Mexicana de Pediatría*, Sep-Oct. vol. 66 (5): 221-226.
- John, R.R. (1977). Clinical applications of quantitative electrophysiology. *Functional Neuroscience*. Neurometric, 2.
- Kiloh L., McComas A., Osselton J., Upton A. (1981). *Clinical electroencephalography*. Fourth edition, Butterwoeths y Co., Inglaterra.
- Kirk, R.E. (1982). *Experimental design: procedures for the behavioral sciences (2nd ed.)*. California, EE-UU.: Brooks/Cole Publishing Company. ISBN: 0-534-01173-X
- Kuschinsky, W. (1993). Is the EEG correlated with the brain metabolism and cerebral blood flow?. En St. Zschocke and E.-J. Speckmann (eds.). *Basic mechanisms of the EEG* (pp. 109-119), EE.UU.: Birkhäuser. ISBN: 0-8176-3596-3.
- Llinás, R. y Ribary, U. (1993). Coherent 40-Hz. oscillation characterizes dream state in humans. *Neurobiology*. 90, 2078-2081.
- Madera, H. (2000). *Elaboración de un sistema experto de predicción: modelo aplicado a la electrofisiología de la esquizofrenia*. Tesis de maestría no publicada, Universidad de Guadalajara, Guadalajara, Jalisco, México.
- Mann, C.A., Lubar, J.F., Zimmerman, A.W., Miller, C.A. & Muenchen, R.A. (1992). Quantitative analysis of EEG in boys with attention-deficit-hyperactivity disorder: controlled study with clinical implications. *Pediatric Neurology*, 8: 30-36.
- Math Works Inc. (2000). *Matlab. The language of Technical Computing [Manual: Getting Started with MATLAB version 6]*. EE.UU.: Autor.
- Matousek, M. Y Petersen, I. (1973). Frequency analysis of the EEG in normal children and adolescents, en P. Kellaway e I. Petersen (dirs.), *Automation of Clinical Electroencephalography* (pp. 75-102). Nueva York, EE.UU.: Raven Press.
- Monastra, V.J., Lubar, J.F., Linden, M., VanDeusen, P., Green, G., Wing, W. et al. (1999). Assessing attention deficit hyperactivity disorder via quantitative electroencephalography: An initial validation study. *Neuropsychology*, 13 (3): 424-433.
- Mora, F. y Sanguinetti, A.M. (2004). *Diccionario de Neurociencia*. España: Alianza Editorial. ISBN: 84-206-2941-3
- Neuronic, S.A. (s.f.). *Trackwalker version 2.0* (Manual de usuario). Ciudad de la Habana, Cuba: Autor.

- Pineda, D.A., Lopera, F., Henao, G.C., Palacio, J.D., Castellanos, F.X. (2001). Confirmación de la alta prevalencia del trastorno por déficit de atención en una comunidad colombiana. *Rev Neurol* 32(3): 217-222.
- Pribam, K.H. (1998). Thoughts on the meaning of brain electrical activity. *Intenational Journal of Psychology.*, 33(3), 213-225.
- Pueyo, R., Mañeru, C., Vendrell, P., Mataró, M., Estévez-González, A., García-Sánchez, C., et al. (2000). Trastorno por déficit de atención con hiperactividad. Asimetrías cerebrales observadas en resonancia magnética. *Rev Neurol*, 30(10): 920-925.
- Ramírez, J., Gómez, M., & Baez, D. (1998). El Algoritmo de la trasformada rápida de Fourier y su controvertido origen. , 139, 70-76.
- Real Academia Española. (2001). *Diccionario de la Lengua Española* (22ª. ed.).(2 vols.). Madrid, España: Espasa-Calpe. ISBN: 84-239-6814-6 (O.C.); 84-239-6824-3 (Tomo II).
- Ricardo-Garcell, J. (2004a). Aportes del electroencefalograma convencional y el análisis de frecuencias para el estudio del trastorno por déficit de atención. Primera parte. *Salud Mental*, 27(1), 22-27.
- Ricardo-Garcell, J. (2004b). Aportes del electroencefalograma convencional y el análisis de frecuencias para el estudio del trastorno por déficit de atención. Segunda parte. *Salud Mental*, 27(2), 7-14.
- Rich, E., & Knight, K. (1994). *Inteligencia Artificial* (2ª ed.). España: McGraw Hill.
- Rivera, L.A., Martínez, R., Ortiz, A.B. Ramirez, A.D., Puente, C., Ramirez, M.A., et al. (2004). Prevalencia del trastorno de déficit de atención e hiperactividad en niños de edad preescolar en San Luis Potosí. *Rev Mex Neuroci*, 5(5): 462-468.
- Rosenzweig, M.R. y Leiman, A.I. (1992). *Psicología fisiológica* (2ª Edición). Madrid: McGraw-Hill. ISBN: 84-7615-927-7.
- Russell S. y Norvig P. (1996). *Inteligencia Artificial: un enfoque moderno*. Prentice Hall Hispanoamerica, México. Cap. 19.
- Shaul, N. (1998). The fundamental neural mechanisms of electroencephalography. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology.*, 106, 101-107
- Simon, D. (1983). Interview in Wittenburg Door, June-July, P. 20. Citado por Myers, D. G. (1987). *Psicología Social*. México: McGraw-Hill, Inc.
- SPSS [Programa de computadora] (v. 13.0.1). (2004, 20 de noviembre).Chicago, Illinois, EE.UU.: SPSS inc.
- Stegemenn J.A., Buenfeld N.R. (1999). A Glossary of Basic Neural Network Terminology for Regression Problems. *Neural Comput & Applic*, 8: 290-296.
- Swartz, B.E. y Goldensohn, E.S. (1998). Timeline of the history of EEG and associated fields. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 106, 173-176.
- Thatcher, R.W., Biver, C.J. & North, D. (2003). Quantitative EEG and the Frye and Daubert standards of admissibility. *Clinical Electroencephalography*, 34(2): 39-53.
- Thompson, R. (1986). *Fundamentos de Psicología Fisiológica*. México: Editorial Trillas.
- Tyner, R., Knott, J. & Mayer, W. (1983). *Fundamental of EEG Technology. Basic Concepts and Methods*. New York: Raven PrePress.
- Ulrich, G., y Fürstenberg, U. (1999). Quantitative assessment of dynamic electroencefalogram (EEG) organization as a tool for subtyping depressive syndromes. *Eur Psychiatry*, 14: 217-29.

- 
- Wayne W.D. (1996). *Bioestadística. Base para el análisis de las ciencias de la salud.* (3era. edición). Editorial Limusa, S.A. de C.V., México.
- Weiss, S.M., y Kulikowski, C.A. (1991). *Computer Systems that learn.* Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Francisco, CA, EE.UU.
- Wesisstein, E. (2005). Fast Fourier Transform. From MathWorld--A Wolfram Web Resource. <http://mathworld.wolfram.com/FastFourierTransform.html>. al 10.Agosto.2005.
- Winston, P.H.(1994). *Inteligencia Artificial* (3ª ed.). Delaware, EE.UU.: Addison-Wesley.
- Zou, Y., Chen, Y., Shu, L., Wang, Y., Feng, F., Xu, K., et al. (1996). Artificial neural network to assist psychiatric diagnosis. *British Journal of Psychiatry.* 169, 64-67.



# 9

## Complementarios

### Anexos





## Anexo A: Índice de figuras

Figura 2.1	Descomposición de una señal en sus bandas componentes, mediante la transformada rápida de Fourier (tomado de <a href="#">Madera, 2000</a> )	24
Figura 2.2	.Se representa cómo mediante la Transformada de Fourier es posible pasar la señal de EEG en el dominio del tiempo a su espectro de frecuencia (Tomado de <a href="#">Fernández-Harmony y González Garrido, 2001. p 360</a> ).	25
Figura 2.3	Esquema del espectro de frecuencias en el que se muestran las bandas $\delta, \theta, \alpha$ y $\beta$ . El área sombreada corresponde a la potencia absoluta de $\alpha$ (Tomado de <a href="#">Fernández-Harmony y González Garrido, 2001. p 361</a> ).	25
Figura 3.1	Esquema de neurona artificial, traducida de <a href="#">Hines (1997, pág. 53)</a> .	43
Figura 3.2	Aspectos generales (conceptuales) de una neurona artificial y su comparación con una neurona biológica.	44
Figura 3.3	Red de prealimentación de cuatro capas: a) Unidades de entrada: $X$ = capa de entrada; de la unidad $i$ hasta $n$ . b) Neuronas ocultas distribuidas en dos capas: $H$ = capa(s) oculta(s); de la neurona $j$ hasta $l$ . c) neuronas de salida: $O$ = capa de salida; de la neurona $k$ hasta $m$ .	45
Figura 3.4	Códigos y algoritmos constitutivos de una neurona artificial.	47
Figura 3.5	Primer paso para entrenar una red: (1a) asignar el valor de los pesos aleatoriamente, (1b) introducir el primer patrón del conjunto de entrenamiento.	48
Figura 3.6	(2) Cálculo de la neta de las neuronas de la capa oculta, (3) Cálculo del valor de disparo (salida) de la capa oculta.	49
Figura 3.7	(4) Cálculo de la neta de la capa de salida; (5) Calculo de la salida de la capa de salida.	50
Figura 3.8	(6) Cálculo del término de error para la(s) unidades de salida; (7) Calculo del término de error para las unidades intermedias (capa oculta).	51
Figura 3.9	(8) Actualización de los pesos de la capa de salida; (9) Actualización de los pesos de la capa oculta intermedia.	52
Figura 5.1	Programa NeuroClasificador desarrollado en lenguaje Delphi versión IIV. Pantalla que permite la construcción y modificación de la matriz de datos, la definición de la red y la manipulación de los parámetros de la misma.	72
Figura 5.2	Programa NeuroClasificador. Pantalla que permite probar la clasificación de datos, con los parámetros que la red ha definido durante su aprendizaje.	73

- Figura 6.1** La resta del cociente de anteriorización en relajación (RA) al cociente de anteriorización bajo una tarea de estimación temporal (ES) produce una diferencia positiva en los niños con trastorno (TDAH) y negativa en los niños sanos (CO), en las bandas lentas. \_\_\_\_\_ 82
- Figura 6.2** Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (bandas de potencia relativa) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%. \_\_\_\_\_ 83
- Figura 6.3** Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (bandas de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%. \_\_\_\_\_ 84
- Figura 6.4** Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización (pares de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \_\_\_\_\_ 85
- Figura 6.5** Diferencias encontradas al comparar el cociente de anteriorización temporal (pares de potencia absoluta) de la tarea de estimación temporal, a la cual se le han restado los valores del cociente de anteriorización de la condición de relajación. La gráfica está construida con las medias marginales estimadas en el análisis de varianza. \* la diferencia fue establecida con base en los límites inferior y superior del intervalo de confianza al 95%. \_\_\_\_ 86

## Anexo B: Índice de tablas

Tabla 2.1	Nombres, rangos de frecuencia y características básicas de los distintos ritmos electroencefalográficos (modificado de Rosenzweig y Leiman, 1992, página 183).	20
Tabla 5.1	Resumen de las matrices generadas con los datos de EEG en las tres condiciones de registro.	68
Tabla 6.1	Resumen de los resultados del análisis de varianza de parcelas divididas de tipo <i>p.qr</i> . Presenta el nombre clave de las matrices y los datos que las conforman, así como las condiciones en las que se examinó la diferencia entre los grupos TDAH y CO. Las diferencias significativas se encuentran resaltadas.	77
Tabla 6.2	Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación cruzada) en las tres condiciones de las matrices de potencia relativa. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se presentan los casos en que los tres porcentajes de aciertos fueron iguales o superiores a 80%. Se listan las variables implicadas en la clasificación.	78
Tabla 6.3	Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación cruzada) en las tres condiciones de las matrices de potencia absoluta. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se presentan los casos en que los tres porcentajes de aciertos fueron iguales o superiores a 80%. Se listan las variables implicadas en la clasificación.	79
Tabla 6.4	Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación con 20/10) en las tres condiciones de las matrices de potencia relativa. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se realizaron los análisis correspondientes a las matrices que en el anterior análisis de validación cruzada superaron el 80% de aciertos. Se citan las variables implicadas. El asterisco (*) corresponde a las variables que también aparecen en el análisis de validación cruzada.	80
Tabla 6.5	Resumen de los resultados del análisis discriminante (mediante validación con 20/10) en las tres condiciones de las matrices de potencia absoluta. En cada celda se presenta el valor de la efectividad total (en negritas), la efectividad del grupo CO, la efectividad del grupo TDAH expresados en porcentaje. Sólo se realizaron los análisis correspondientes a las matrices que en el anterior análisis de validación cruzada superaron el 80% de aciertos. Se citan las variables implicadas. El asterisco (*) corresponde a las variables que también aparecen en el análisis de validación cruzada.	81
Tabla 6.6	Distintos resultados para tres pruebas de validación 20/10 y para validación cruzada, de las variables a) F2-T6; b) F4-T6 y c) F8-T6 de potencia absoluta en la condición de ACTIVACIÓN.	87
Tabla 6.7	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-Ra [ban]</i> .	88

Tabla 6.8	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-Ra [Aq]</i> . _____	88
Tabla 6.9	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-Ra [tab]</i> . _____	89
Tabla 6.10	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-Es [Aq]</i> . _____	89
Tabla 6.11	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-Es [Aqt]</i> . _____	90
Tabla 6.12	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-ACTIV [Lq]</i> . _____	91
Tabla 6.13	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoRel-ACTIV [tab]</i> . _____	91
Tabla 6.14	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-Ra [Aqt]</i> . _____	92
Tabla 6.15	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-Ra [tab]</i> . _____	92
Tabla 6.16	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-Es [Aqt]</i> . _____	93
Tabla 6.17	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-ACTIV [Aqt]</i> . _____	94
Tabla 6.18	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-ACTIV [Lq]</i> . _____	95
Tabla 6.19	Variables, coeficientes y centroides de clasificación con datos de la matriz <i>PoAbs-ACTIV [tab]</i> . _____	95
Tabla 6.20	Datos de cada sujeto en 5 variables seleccionadas, todas de la condición ACTIVACIÓN: a) theta1 y b) alfa1, ambas de potencia relativa; c) alfa1 y d) alfa2, ambas de potencia absoluta; e) cociente de anteriorización alfa2 en F2-T6, potencia absoluta. Tres ensayos de clasificación utilizando 20 niños para generar el aprendizaje en las redes y probando la clasificación con los 10 restantes. Un ensayo de validación cruzada. La zonas amarillas contienen los valores mayoritariamente negativos. _____	96