



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**SISTEMA PRELIMINAR DE DETECCIÓN, CARACTERIZACIÓN Y ALARMA DE
EPISODIOS EPILÉPTICOS EN NIÑOS ORIENTADO A LA UPC PEDIÁTRICA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CÍVIL ELÉCTRICO

ELISEO FABIÁN ARAYA VALDIVIA

**PROFESOR GUÍA:
CLAUDIO HELD BARRANDEGUY**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
HÉCTOR AGUSTO ALEGRÍA
LEONARDO CAUSA MORALES**

Este trabajo ha sido financiado por FONDECYT N° 1120319

SANTIAGO DE CHILE
2014

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
ELÉCTRICO
POR: ELISEO ARAYA VALDIVIA
FECHA: OCTUBRE 2014
PROFESOR GUÍA: CLAUDIO HELD B.

SISTEMA PRELIMINAR DE DETECCIÓN, CARACTERIZACIÓN Y ALARMA DE EPISODIOS EPILÉPTICOS EN NIÑOS, ORIENTADO A LA UPC PEDIÁTRICA

El objetivo de este trabajo de memoria fue sentar las bases y avanzar en el desarrollo de un sistema automático de detección, caracterización y alarma de crisis epilépticas (CE) en señales de electroencefalograma (EEG), de registros de niños. El sistema final debe funcionar en tiempo real, y sin requerir conocimiento previo de las características particulares de las CE de cada paciente. Este trabajo se realiza junto con la Unidad de Paciente Crítico Pediátrica y el Departamento de Neurología de la Facultad de Medicina de la P. Universidad Católica de Chile.

Las CE corresponden a una disfunción temporal del cerebro, espontánea e incontrolable, que en ocasiones están acompañadas por pérdida de conciencia, y se deben a excesivas descargas eléctricas sincronizadas de un grupo de neuronas.

Se construyó una base de datos de 10 registros de EEG (5 de niños y 5 de adultos), con una duración promedio de 18 horas cada uno. Las CE encontradas fueron marcadas manualmente por expertos. Se utilizaron los 10 registros para entrenamiento y prueba.

Se desarrollaron dos sistemas de detección: el primero funciona en forma *batch*, es decir, requiere revisar el registro completo para detectar; el segundo funciona *online*, detectando a medida que se adquiere el registro. El sistema *batch* fue la aproximación inicial, y el *online* se adapta a los requerimientos temporales del problema. Ambos sistemas aplican técnicas de procesamiento de señales como FFT, análisis espectral, umbrales y criterios de experto. Ambos utilizan una ventana de observación (VO) de 1,28 [s], y otra ventana atrasada de actividad basal (AB), que se posiciona en una zona sin CE, y se comparan características de cada una. También tienen en común la primera y la segunda etapa, en las cuales se realiza una extracción de características, como por ejemplo el cociente entre la energía de VO y AB, y un preprocesamiento, que consiste en eliminar artefactos y aplicar un filtrado suavizador. En el sistema *batch*, en las etapas siguientes se identifica el patrón de las crisis, es decir, el canal y la banda de frecuencia que representa en forma preponderante a las CE del registro, y con ese patrón se fijan umbrales y criterios expertos para identificar las CE. En tanto, en el sistema *online* se generan candidatos a CE mediante umbrales adaptativos, y se les aplican criterios expertos para comprobar que efectivamente sean CE.

Aplicado sobre todos los registros, el sistema *batch* logró identificar el 44,8% de las CE marcadas por expertos (tasa de VP), pero el 34,1% del total de CE identificadas por el sistema correspondió a falsas alarmas (tasa de FP). El sistema *online* logró una tasa de VP de 76,8%, con una tasa de FP de 50,0%. Sin embargo, aplicando los sistemas sólo sobre aquellos registros donde las CE se presentan con gran amplitud y en varios canales (5 registros del total de 10), el sistema *batch* logró una tasa de VP de 98,2% y una tasa de FP de 5,2%; y el sistema *online* una tasa de VP de 96,4% y una tasa de FP de 35,7%. Los resultados obtenidos son por episodios de CE, no por ventanas.

Proponemos que la incorporación de otros criterios expertos, como por ejemplo medir la evolución en frecuencia de las señales de EEG, permitiría mejorar los resultados, y acercar al sistema a una solución más robusta para el problema propuesto.

Agradecimientos

En primer lugar quisiera agradecer a mi familia, por el apoyo incondicional que me han dado durante tantos años.

También agradecer de manera muy especial a Elisa, ya que con su apoyo todo parece un poco más fácil, y nada imposible.

Finalmente agradecer a todos los integrantes del Laboratorio de Neurología del Hospital Clínico de la Pontificia Universidad Católica por su colaboración y buena disposición, especialmente a los doctores Tomás Mesa y Reinaldo Uribe, a las doctoras Rosso y Rosas, y a los tecnólogos Sebastián y Marisa.

Tabla de contenido

1	Introducción.....	1
1.1	Contexto y Objetivos	1
1.1.1	Contexto	1
1.1.2	Objetivos.....	1
1.2	Marco Teórico.....	2
1.2.1	Electroencefalograma	2
1.2.2	Crisis Epilépticas (CE)	3
1.3	Estado del Arte en Detección Automática de CE	4
2	Metodología.....	14
2.1	Sujetos y Registros.....	14
2.1.1	Procedimiento de Adquisición	14
2.1.2	Base de Datos e Inspección Visual de CE.....	15
2.1.3	Criterios Expertos para la Detección de CE	16
2.1.4	Método de Gotman	16
2.2	Detección Automática de CE.....	17
2.2.1	Sistema de Detección Batch	18
2.2.2	Sistema Online.....	27
3	Resultados y Análisis	39
3.1	Criterios Para Determinar la Concordancia Entre las Marcas Expertas y la Detección Automática del Sistema.....	39
3.2	Medidas Estadísticas Utilizadas.....	39
3.3	Ajuste de Umbrales.....	40
3.4	Desempeño del Sistema de Detección Automática de CE.....	40
3.4.1	Desempeño Sistema Batch	40
3.4.2	Desempeño Sistema Online.....	42
3.5	Análisis de Resultados del Sistema de Detección de CE.....	43
3.5.1	Análisis Resultados Aplicando el Sistema Batch.....	43
3.5.2	Análisis Resultados Aplicando el Sistema Online	44
3.5.3	Caracterización de Falsos Positivos	45
3.5.4	Comparación con Resultados de Otros Proyectos.....	46
4	Discusión y Conclusiones.....	48
4.1	Detección de CE	48

5	Bibliografia.....	51
---	-------------------	----

Índice de Tablas

Tabla 1: Resumen trabajos de detección automática de CE incluidos en la revisión bibliográfica..	12
Tabla 2: Resumen de las características utilizadas en el sistema de detección <i>batch</i> propuesto .	21
Tabla 3: Resumen de las características utilizadas en el sistema de detección <i>online</i> propuesto..	29
Tabla 4: Resultados de detección de CE para los registros del CEN aplicando el sistema <i>batch</i> propuesto..	41
Tabla 5: Resultados de detección de CE utilizando el sistema <i>batch</i> sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con gran amplitud y de forma generalizada (registros del 1 al 5), y el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con bajos valores de amplitud y de manera local (registros del 6 al 10).	41
Tabla 6: Resultados de detección de CE aplicando el sistema <i>batch</i> sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros de pacientes pediátricos (registros 4, 5, 8, 9 y 10), y el subconjunto de los registros de pacientes adultos (registros 1, 2, 3, 6 y 7)...	41
Tabla 7: Resultados de detección de CE para los registros del CEN aplicando el sistema <i>online</i> propuesto..	42
Tabla 8: Resultados de detección de CE aplicando el sistema <i>online</i> sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con gran amplitud y de forma generalizada (registros del 1 al 5), y el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con bajos valores de amplitud y de manera local (registros del 6 al 10).	42
Tabla 9: Resultados de detección de CE aplicando el sistema <i>online</i> sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros de pacientes pediátricos (registros 4, 5, 8, 9 y 10), y el subconjunto de los registros de pacientes adultos (registros 1, 2, 3, 6 y 7)...	42
Tabla 10: Comparación de resultados de detección de CE de los sistemas revisados en la bibliografía que reportan la TVP y/o FPH obtenidas con sus respectivos métodos.....	47

Índice de Figuras

Figura 1: Posición de los electrodos según el sistema 10-20 para la realización de un EEG.	2
Figura 2: Montaje bipolar transversal (imagen superior) y ejemplo de EEG (imagen inferior).. ...	3
Figura 3: Método de Gotman de descomposición de señales en medias-ondas.....	5
Figura 4: Método de Gotman de detección de crisis.	6
Figura 5: Método de detección de Gosh-Dastidar <i>et al.</i>	9
Figura 6: Método de separación en ventanas de tiempo y bandas de frecuencia de Tzallas <i>et al.</i>	10
Figura 7: Método de detección Khan <i>et al.</i>	11
Figura 8: Amplificador de electrografo Easy II, Cadwell.. ..	15
Figura 9: Interfaz de visualización del toolbox de MATLAB, DETECT.	16
Figura 10: Ejemplo de aplicación del método de Gotman.	17
Figura 11: Diagrama de bloques del sistema de detección automática de CE con el método <i>Batch</i> propuesto.	19
Figura 12: Ejemplo de aplicación de filtro mediano y filtro de Hamming.	23
Figura 13: Ejemplo simplificado de la etapa de identificación de la banda característica.....	25
Figura 14: Diagrama canales cercanos.	26
Figura 15: Ejemplo etapa de toma de decisión.....	27
Figura 16: Diagrama de bloques del sistema de detección de CE con método <i>online</i> propuesto.	28
Figura 17: Los 4 gráficos de la figura muestran la ER del canal Fp1-F7 en la banda 11 (10,0 – 10,8 [Hz]) de un registro.....	32
Figura 18: Gráficos de la ER en los 4 pares canal-banda dominante de un candidato en un mismo tiempo.	35
Figura 19: Ejemplo de la adaptación de UER.	37
Figura 20: Ejemplo donde no se adapta el UETM (imagen superior) y ejemplo donde si se realiza la adaptación del umbral.	38
Figura 21: Ejemplo de CE con gran amplitud y en varios canales (imagen superior) y CE con moderada amplitud y en una zona focalizada del cerebro (imagen inferior).	44
Figura 22: FP debido a artefacto muscular.....	45
Figura 23: FP debido a actividad rítmica de alta amplitud en la banda delta.....	46
Figura 24: FP debido a actividad epiléptica interictal.	46

Abreviaturas Usadas en Este Trabajo

AAA:	Artefactos de alta amplitud
AAE:	Artefactos de alta energía
AAF:	Artefactos de alta frecuencia
AB:	Actividad basal
ACC:	Precisión (<i>accuracy</i>)
AD:	Retardo promedio (<i>average delay</i>)
AMB:	Amplitud media de la señal filtrada por bandas
AMC:	Artefactos multicanal
AME:	Artefactos de mediana energía
AMO:	Amplitud media de la señal original
aNN:	Red neuronal artificial (<i>artificial neural network</i>)
CD:	Dimensión de correlación (<i>correlation dimension</i>)
CE:	Crisis epiléptica
CEN:	Conjunto de entrenamiento
CHB:	Hospital de Niños de Boston (<i>Children's Hospital of Boston</i>)
CP:	Conjunto de pruebas
EDF:	<i>European Data Format</i>
EdoC:	Estado crisis
EdoN:	Estado normal
EEG:	Electroencefalograma
ER:	Energía relativa
ERA:	Energía relativa acumulada
FN:	Falsos negativos
FP:	Falsos positivos
FPH:	Falsos positivos por hora
FTT:	Transformada rápida de Fourier (<i>fast Fourier's transform</i>)
HCPUC:	Hospital Clínico de la Pontificia Universidad Católica de Chile
INM:	Instituto Neurológico de Montreal
LLE:	Mayor exponente de Lyapunov (<i>largest Lyapunov exponent</i>)
NN:	Vecino más cercano (<i>nearest neighbor</i>)
P:	Proporción de la energía total contenida en una banda de frecuencia
PCA:	Análisis de componentes principales (<i>principal component analysis</i>)
PSD:	Densidad espectral de potencia (<i>power spectral density</i>)
RA:	Ritmo alfa
SD:	Desviación estándar
STFT:	Transformada corta de Fourier (<i>short term Fourier's transform</i>)
SVM:	Máquina de soporte vectorial (<i>support vector's machine</i>)
TFP:	Tasa de falsos positivos
TVP:	Tasa de verdaderos positivos
UER:	Umbral de energía relativa
UETM:	Umbral de energía total mínima
UPCA:	Unidad de Pacientes Críticos Adultos

UPCP: Unidad de Pacientes Críticos Pediátrica
VO: Ventana observada
VP: Verdaderos positivos

1 Introducción

1.1 Contexto y Objetivos

1.1.1 Contexto

Según la Organización Mundial de la Salud, el 1% de la población mundial padece de crisis epilépticas [27], y entre el 50 y 75% de las personas afectadas no recibe el tratamiento adecuado, debido en parte a que no se dispone de los recursos suficientes para un tratamiento óptimo.

La identificación de crisis epilépticas (CE) mediante la adquisición de registros electroencefalográficos (EEG) es una tarea que requiere de gran expertizaje y es muy costosa, sobre todo desde el punto de vista del tiempo de los especialistas; por otra parte, sin el apoyo de un sistema automático, no es posible monitorear continuamente si un paciente presenta CE, sin tener un retraso importante entre que las crisis ocurren y son informadas a los médicos tratantes. Por lo tanto, disponer de un sistema automático de detección que alarme con prontitud en cuanto ocurra una crisis epiléptica resulta una herramienta muy útil para el equipo de médicos tratantes de los pacientes con CE, permitiendo aplicar un tratamiento adecuado y evitar así daños mayores, al reducir considerablemente el tiempo entre que ocurre la crisis y el grupo tratante es advertido.

Este trabajo está enmarcado en un proyecto que busca desarrollar un sistema automático de detección, caracterización y alarma de crisis epilépticas, que utilice la información de monitoreos continuos de EEG, sin la necesidad de pasar previamente por algún proceso manual de cambio de formato o de otro tipo, y que avise vía *smartphone*, o por otro medio, la presencia de CE. En particular, esta memoria no contempla el proyecto completo, enfocándose sólo en el sistema de detección, sin considerar la toma de datos, ni el envío de la alarma que notifica la presencia de crisis en un paciente.

1.1.2 Objetivos

1.1.2.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema automático de detección y caracterización de CE en actividad de EEG, de registros de niños en cuidado intensivo y catalogados como pacientes críticos, que funcione en tiempo real, y sin la necesidad del conocimiento previo de las características o comportamiento de las crisis de cada paciente. El sistema incorporará herramientas de análisis de señales y conocimiento experto, que permitan detectar y caracterizar los eventos detectados.

1.1.2.2 Objetivos Específicos

1. Aprender a marcar eventos epilépticos, imitando los criterios utilizados por expertos, y construir una base de datos de registros de EEG de niños de la Unidad de Pacientes Críticos Pediátrica (UPCP) del Hospital Clínico de la Pontificia Universidad Católica de Chile (HCPUC), con las CE marcadas.
2. Desarrollar un sistema de detección de CE emulando el procedimiento realizado por los expertos médicos en la detección por inspección visual de un EEG, utilizando características morfológicas, frecuenciales y temporales, y técnicas de procesamiento de señales y conocimiento experto.

3. El sistema desarrollado debe ser capaz de detectar las CE sólo con la información del EEG del paciente, y no requerir información adicional.
4. El desempeño del sistema desarrollado debe ser analizado, identificando y caracterizando las principales fuentes de errores, para establecer las bases en las cuales apoyarse si se desea continuar mejorando el sistema.
5. El sistema debe ser capaz de detectar los distintos tipos de CE y ser robusto a artefactos y a actividades no epilépticas que causen confusión en la detección.

1.2 Marco Teórico

En esta sección se describen y caracterizan las CE, y se explica qué es un EEG y en qué consisten los protocolos utilizados en el Hospital Clínico de la Pontificia Universidad Católica de Chile.

1.2.1 Electroencefalograma

El EEG es una representación de las señales eléctricas del encéfalo adquiridas por medio de electrodos colocados en puntos específicos del cuero cabelludo. Un registro de EEG cuenta con varios canales, que son la representación de las señales medidas por los electrodos. Existen protocolos de disposición de los electrodos que especifican la posición donde debe ir cada uno. Un protocolo ampliamente utilizado es el Sistema Internacional 10-20 [13], y corresponde al protocolo que se utiliza en el HCPUC. Un diagrama de éste se aprecia en la Figura 1.

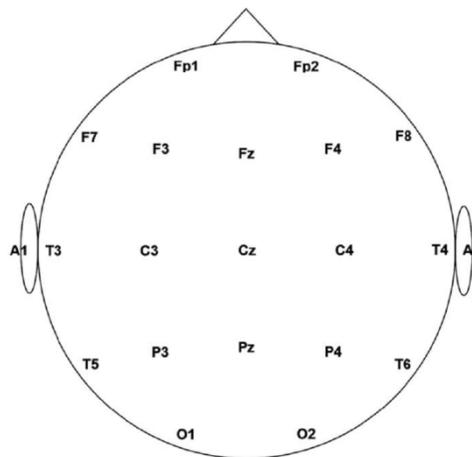


Figura 1: Posición de los electrodos según el sistema 10-20 para la realización de un EEG [13]. La imagen representa una cabeza, donde la parte superior corresponde a la zona frontal. Cada electrodo se representa por una letra, relacionada con la ubicación en el cerebro, por ejemplo F significa Frontal, T temporal, etc. y un número, donde los pares indican que es un electrodo del lado derecho de la cabeza, y los impares del lado izquierdo.

Existen varias formas de mostrar la información, denominadas montajes, y corresponden a la diferencia de potencial entre electrodos específicos, que varían entre los distintos tipos de montajes. En el Laboratorio de Neurología del HCPUC, se trabaja mayoritariamente con el montaje bipolar longitudinal, también conocido como doble banana, en el que cada canal representa a la diferencia de potencial entre dos electrodos específicos según un orden previamente establecido [12]. La Figura 2 muestra el montaje bipolar longitudinal y un ejemplo de EEG donde se enumeran los canales de acuerdo éste montaje. Tal y como se describe en la figura 2, el primer canal que se puede ver en el EEG mostrado, corresponde a la diferencia de potencial de los electrodos Fp1 y F7, y se denomina canal Fp1-F7; de igual modo, cada canal

representa la diferencia de potencial entre 2 electrodos, y recibe el nombre los electrodos involucrados.

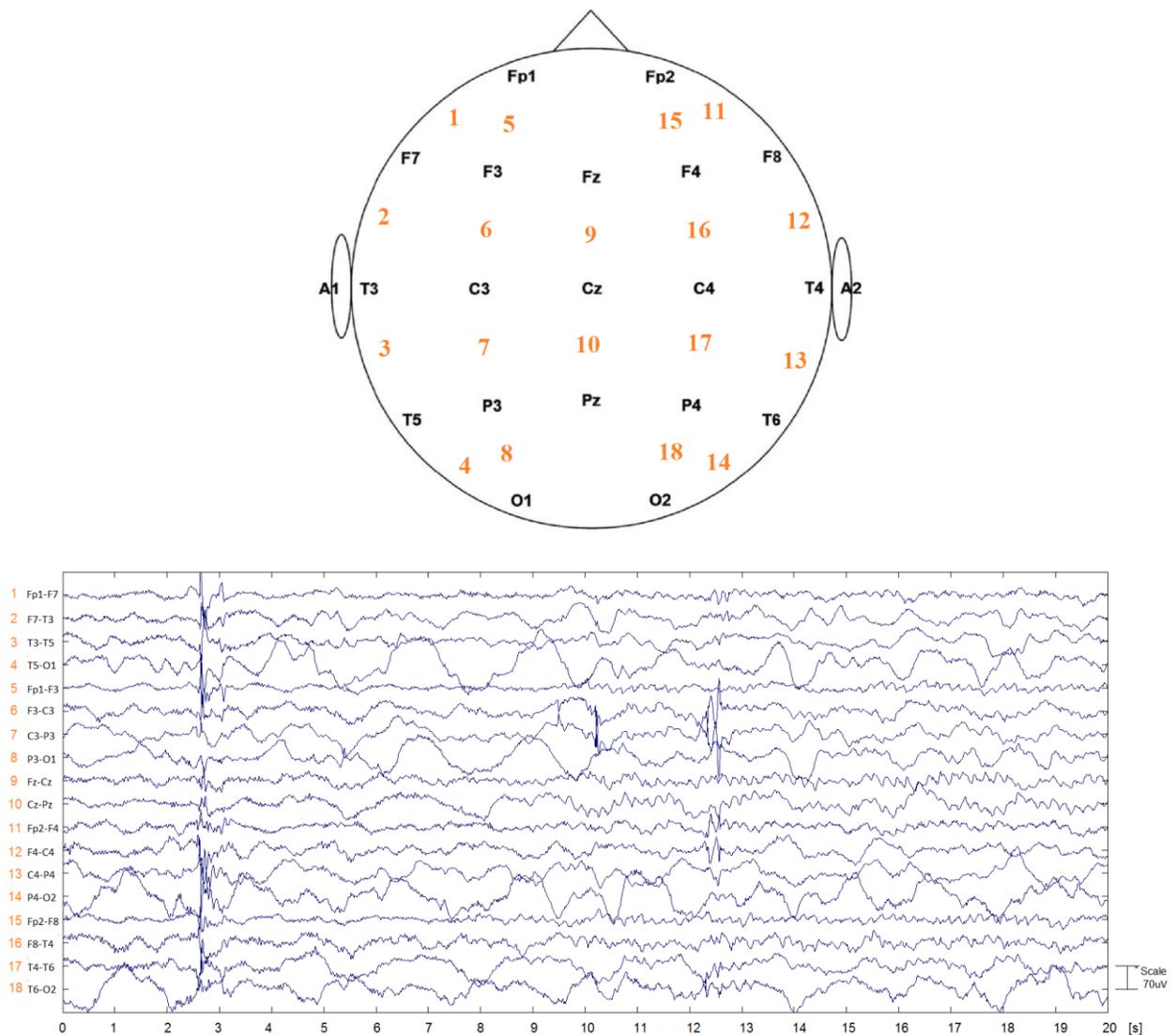


Figura 2: Montaje bipolar transversal (imagen superior) y ejemplo de EEG (imagen inferior). El montaje bipolar transversal establece el orden en que se calcula la diferencia de potencial entre electrodos, mostrada por los distintos canales; de esta manera el canal marcado como 1 en el EEG (Fp1-F7) corresponde a la diferencia de potencial entre los electrodos que están al lado del 1 en el diagrama del montaje bipolar transversal (Fp1 y F7). El EEG expuesto en la imagen inferior corresponde a la representación de la actividad cerebral durante 20 segundos. Cada una de las 18 señales corresponden a los distintos canales, y éstos son la diferencia de potencial entre dos electrodos (el nombre del canal indica los electrodos involucrados) de acuerdo al montaje bipolar transversal.

1.2.2 Crisis Epilépticas (CE)

Las CE no pueden ser definidas ni caracterizadas con precisión, sin embargo, se pueden definir de manera general como una disfunción temporal del encéfalo, o una parte de éste, provocada por hipersincronización neuronal¹ [10]. Las CE se caracterizan por ser recurrentes, incontrolables y

¹ Hipersincronización neuronal: Corresponde a descargas sincrónicas de un grupo de neuronas, que abarcan todo el encéfalo o zonas localizadas de éste.

espontáneas; y no necesariamente presentan un comportamiento similar en los distintos pacientes. Si bien las personas que sufren de epilepsia presentan CE, éstas no se encuentran restringidas al padecimiento de la enfermedad, dado que este tipo de crisis puede ser producido por muchas causas, incluidos ataques febriles, infecciones, traumas, hemorragias, etc.

Existen características generales presentadas por la mayoría de las CE, y son las que analizan los expertos cuando realizan la tarea de pesquisar CE. Éstas se describen a continuación:

- Aumento en la actividad: Una CE generalmente implica un aumento en la actividad encefálica, ya sea por variaciones en la amplitud, o en la frecuencia.
- Ritmicidad: Implica que la forma de la onda no varía considerablemente en frecuencia.
- Evolutividad: Indica que la forma de la onda de la CE no es constante, y evoluciona en el tiempo (aumentando o disminuyendo gradualmente), su amplitud y/o frecuencia. Esta característica no es contradictoria con la ritmicidad, dado que el aumento (o disminución) de frecuencia es pequeño.
- Campo: Los canales cercanos al canal en que se aprecia una CE, también deben mostrar actividad de la CE, con amplitud reducida.

Algunas crisis presentan manifestaciones físicas como convulsiones, pérdidas de conciencia, parálisis temporales, etc., mientras que existen otras que no presentan síntomas físicos apreciables. Ambos tipos pueden ser identificadas observando la actividad eléctrica del cerebro [10].

1.3 Estado del Arte en Detección Automática de CE

En esta sección se realiza una breve revisión del estado del arte en la detección automática de CE, con el objetivo de mostrar las metodologías mayormente empleadas junto con sus resultados. Entre las técnicas utilizadas se incluyen: análisis de señales en espacio de frecuencia y tiempo, extracción de características, medidas estadísticas, y máquinas de aprendizaje, entre otras.

La detección automática de eventos epilépticos mediante el análisis de señales de EEG ha sido de gran interés desde comienzos de los años setenta, y tiene relación con el uso de la computación para el análisis de EEG [11]. En 1976, Gotman y Gloor [11] propusieron un método de reconocimiento y cuantificación automática de la actividad epiléptica interictal, que corresponde a actividad característica de personas que padecen de CE, pero no son crisis. El método consiste en descomponer cada canal del EEG en medias-ondas (ver Figura 3), definidas como un segmento que junto a otro en sentido opuesto forman una onda, y caracterizarlas con medidas en el dominio del tiempo (amplitud, duración, medidas morfológicas, etc.), para luego, mediante un proceso en el que se comparan las características de un segmento en un tiempo específico con otro segmento retrasado en el tiempo, decidir si hay presencia de actividad interictal. El principal problema del método es que la definición de eventos epilépticos interictales es imprecisa. Este método fue el primer sistema automático diseñado para detectar actividad epiléptica, y fue ampliamente utilizado en el Instituto Neurológico de Montreal (INM), Canadá.

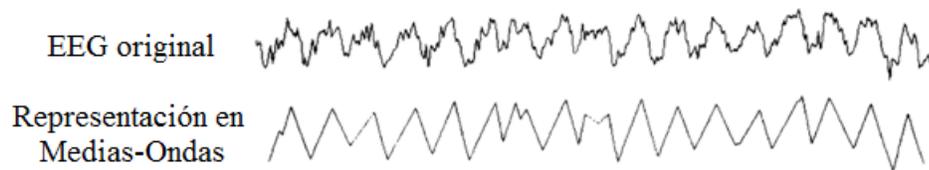


Figura 3: Método de Gotman de descomposición de señales en medias-ondas [11]. Se llama media-onda a cada segmento que va desde un mínimo local hasta el primer máximo local que se encuentre en un tiempo posterior (se aplica un filtro pasa bajos para evitar ruido de alta frecuencia), y su contraparte, desde un máximo local al próximo mínimo local que se encuentre; de esta forma se define una onda como dos medias ondas contiguas que comparten un máximo local.

En 1982 Gotman adaptó el método propuesto en [11] para utilizarlo en la detección automática de CE (actividad ictal) [8]. En éste se realiza un preprocesamiento, que consiste en un filtrado digital para remover la posible contaminación de frecuencia 60 [Hz] (introducida por la red eléctrica), seguido de la descomposición del EEG en medias-ondas propuesta por el mismo autor en [11]. Posteriormente, se realiza un análisis por ventanas de tiempo, que consiste en comparar una característica de un segmento o ventana de la señal, denominado ventana observada (VO), con otro segmento retrasado en el tiempo, llamado actividad base (AB), y decidir si hay CE en función de la diferencia entre ambos segmentos (de aquí en adelante se denominará en este trabajo al procedimiento de comparación utilizando VO y AB como “método de Gotman”). En el trabajo de Gotman se emplea una VO de 2 [s], una AB de 16 [s], y una separación entre ambas de 12 [s] (ver Figura 4), y la comparación se realiza mediante el cociente de la amplitud media de VO y AB. Además, cada VO se caracteriza mediante:

- Duración promedio de sus medias-ondas.
- Coeficiente de variación, que es una medida de la ritmicidad de las medias-ondas, y corresponde a la razón entre la desviación estándar y la media de las amplitudes de las medias-ondas de VO.

La clasificación se realiza mediante la aplicación de umbrales para cada característica, si éstos son satisfechos se dice que la VO analizada corresponde a una CE; además, se incluyen criterios para rechazar segmentos con artefactos² oculares y musculares, y ruido en los electrodos. La base de datos utilizada correspondió a 24 registros de 12,4 horas cada uno en promedio, pertenecientes a 16 pacientes, y se reportaron resultados con una tasa de verdaderos positivos por eventos (TVP)³ de 22%. La principal fuente de errores de clasificación correspondió a la detección de actividad rítmica no epiléptica, seguida por la presencia de artefactos. Este algoritmo se convirtió en el primer método automático de detección de CE en ser usado en clínica.

En 1990, Gotman publicó una mejora a su método [9], en el cual modificó los umbrales de clasificación, relajándolos, lo que permitió la aceptación de crisis que antes se pasaban por alto. Además, aumentó el espacio entre VO y AB de 12 a 20 [s], para disminuir su sensibilidad ante crisis de comienzo muy gradual, e incluyó un nuevo segmento base, de 8 segundos de duración, ubicado inmediatamente después de la VO, con el objeto de evitar la clasificación como crisis de actividad de muy corta duración, imponiendo una duración mínima de 10 [s] para que un evento sea considerado CE. El método mejorado se probó con 241 registros de 44 pacientes (niños y

² Los artefactos son cualquier actividad presente en el EEG que no corresponda a actividad eléctrica del cerebro; pueden ser provocados por diversos motivos, como parpadeos, movimientos musculares, pérdida del contacto entre un electrodo y el cuero cabelludo, interferencias del ritmo cardiaco, etc.

³ Tasa de verdaderos positivos = verdaderos positivos/(verdaderos positivos + falsos negativos).

adultos) del INM, y se obtuvo una TVP de 73,1% y una cantidad de falsos positivos por hora (FPH)⁴ de 0,84 por hora.

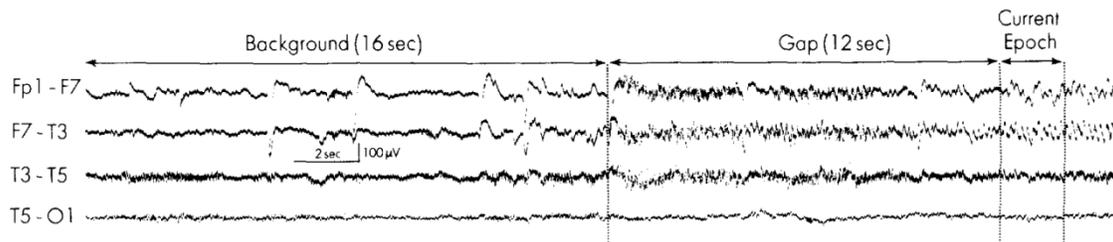


Figura 4: Método de Gotman de detección de crisis [8]. El segmento de EEG que se está analizando corresponde a la ventana observada (VO) (“Current Epoch”) de 2 segundos y se compara con la actividad base (AB) (“Background”) de 16 segundos, separada de VO por una ventana (“gap”) de 12 segundos.

En 1991, Murro *et al.* [18] presentaron un sistema automático de detección basado en el método de Gotman, con el objetivo de aportar información de las CE de pacientes bajo evaluación para una posible cirugía, a los que se le implantaron electrodos intracraneales. Este sistema utiliza una VO de largo 6,83 [s], y una AB de largo 27,32 [s], que finaliza 28 [s] antes del comienzo de VO. Cada VO se representa mediante tres características:

- Amplitud relativa: Determinada mediante el método de Gotman, comparando VO y AB mediante la raíz cuadrada del cuociente entre la energía de VO y la energía de AB.
- Frecuencia dominante: Corresponde a la frecuencia central de la banda de ancho 1,47 [Hz] con máxima energía, obtenida al dividir el rango del espectro de potencia de VO en bandas.
- Ritmicidad: definida como el cuociente entre la energía de la banda dominante (banda en la cual se encontró la frecuencia dominante) y la energía total de VO. Este cuociente representa a la ritmicidad de una señal, debido a que si tiene un alto valor implica que la señal está comprendida mayoritariamente por una banda de frecuencia.

Para la detección se utilizó el método del vecino más cercano o NN (de sus siglas en inglés: *Nearest Neighbor*) de manera supervisada con el conjunto de entrenamiento, y se evaluó la probabilidad de que en VO haya una CE. Esta probabilidad se definió de modo que es más probable a medida que aumenta la densidad de vecinos cercanos que corresponden a CE. El método se entrenó con un conjunto de segmentos, con y sin crisis, de registros de 18 pacientes con 80 CE en total, y se probó en un conjunto de segmentos de 8 pacientes (distintos a los 18 utilizados para entrenamiento). Los resultados reportados varían entre 90-100% TVP, y una TFP de 1,5-2,5 por hora, dependiendo de los parámetros empleados.

Qu & Gotman [21] propusieron un método adaptativo de clasificación, que se ajusta a las características de cada paciente. Este método se basa en que las CE de un paciente presentan un patrón establecido a lo largo del registro de EEG, siendo posible definir uno o, en ocasiones, dos patrones de crisis que se repiten. En función de esto, los autores diseñaron un método que busca asociar una CE a un *template*, o modelo, que representa el patrón típico de crisis de un determinado paciente. El objetivo del método es identificar los comienzos de las crisis (y no las

⁴ FPH = total falsos positivos en un registro/largo del registro en horas, es decir si FPH=0,84/h, significa que en 1 hora ocurrieron 0,84 falsas alarmas (en promedio) o equivalentemente, en 10 horas se detectaron 8,4 eventos que no correspondían a CE según los expertos. Este indicador de desempeño es el más utilizado en la literatura debido a que muestra el impacto real de las falsas alarmas, mostrando una estimación de las falsas alarmas que se tienen por hora.

crisis completas), utilizando un *template* específico para cada paciente, definido como los primeros 20 segundos de una crisis, o toda la crisis, en caso que ésta dure menos de 20 segundos. El *template* corresponde a medidas que representan la forma y características del comienzo de las crisis de un paciente, y debe ser entregado al sistema como entrada. Las medidas utilizadas son tres características provenientes de la descomposición en medias-ondas propuesta por Gotman en [11], y otras 3 características que no utilizan la descomposición en medias-ondas. Las características se presentan a continuación:

- Amplitud promedio de las medias-ondas
- Duración promedio de las medias-ondas
- Coeficiente de variación de la duración de las ondas [9,11]
- Frecuencia dominante
- Potencia promedio en la banda dominante (banda de frecuencia que contiene la mayor parte de la energía)
- Característica que indica los electrodos en los que comienza la crisis

Para la clasificación se utilizó el método NN, modificando la medida de distancia y el umbral tras el cual se clasifica positivamente del método NN original. La base de datos utilizada correspondió a 12 registros de 12 pacientes, de los cuales fueron seleccionados dos conjuntos independientes de segmentos con y sin crisis, para entrenamiento y prueba. El conjunto de entrenamiento correspondió a 1 segmento con crisis de cada paciente, utilizado para extraer el *template*, y varios segmentos sin crisis (40 minutos en total por paciente). El conjunto de prueba utilizado consistió en 160 minutos de registro y el número de crisis es de 2,9 por paciente en promedio. Se realizaron varias pruebas modificando el umbral de clasificación, y se optó por el umbral que entrega menor cantidad de falsos positivos por hora, obteniéndose los siguientes resultados: tasa TVP de 100%, tiempo promedio de detección de $9,3 \pm 6,3$ segundos por evento detectado, y cantidad de FPH de $0,02 \pm 0,06$ por hora.

En 2005 Saab & Gotman [23] propusieron un método de detección consistente en descomponer las señales de EEG en bandas de frecuencia mediante la transformada wavelet con funciones base Daubechies nivel 4, descomponiendo cada señal en las bandas 3-6 [Hz], 6-12 [Hz], 12-25 [Hz], 25-50 [Hz] y 50-100 [Hz]. Se descartó la banda 0-3 [Hz] debido a la alta presencia de actividad de sueño en ella; además, se considera que una crisis que tenga actividad entre 2 y 3 [Hz], no está limitada sólo a estas frecuencias y se podría detectar analizando las otras bandas de frecuencia. Así, la actividad epiléptica se considera caracterizada por la primera, segunda y tercera banda, dado que es más frecuente encontrar actividad epiléptica entre 3 y 29 [Hz] [8], mientras que las últimas dos bandas se utilizan para remover artefactos musculares. Además se remueven brotes de actividad alfa, que si bien no son un artefacto del EEG, son una de las mayores fuentes de errores al identificar CE. El sistema aplica el método de Gotman utilizando VO de 2 segundos y AB de 30 segundos, que termina 60 segundos antes del comienzo de la VO. Se emplean 3 características para describir las señales de EEG:

- Amplitud promedio relativa, calculada mediante el cociente de la amplitud media de VO y AB.
- Energía relativa banda-banda, definida como la razón entre la energía de una banda de frecuencia de VO y la energía de cada una de las otras bandas de VO.
- Coeficiente de variación de la amplitud, definido como el cuadrado de la razón entre la desviación estándar y el promedio de la amplitud de ondas (utilizando el método de descomposición en medias-ondas de Gotman [11]).

Al usar sólo características relativas, se aborda el problema que implican las diferencias entre los EEG de distintos pacientes, y entre sistemas de toma de datos. Para la clasificación se utilizó un clasificador Bayesiano, que se entrenó con una base de datos de 28 registros de EEG tomados del *Epilepsy Telemetry Unit* del INM, correspondientes a 28 pacientes. La base de datos de prueba consistió en 16 registros correspondientes a 16 pacientes, y que contienen 69 CE. Se obtuvo una TVP de 76%, un tiempo promedio de detección de 10 segundos y una cantidad de FPH de 0,34 por hora.

En 2007 Adeli *et al.* [1], propusieron un enfoque original basado en extraer características de teoría del caos junto con una descomposición en bandas de frecuencia (por medio de transformada wavelet), con el fin de estudiar el comportamiento caótico no-lineal de la actividad epiléptica. Los resultados obtenidos fueron que las características no lineales dimensión de correlación (CD de sus siglas en inglés *correlation dimension*) y mayor exponente de Lyapunov (LLE de sus siglas en inglés: *largest Lyapunov exponent*), discriminan con un alto grado de confianza (99%) entre segmentos de EEG, con y sin crisis de pacientes sanos y epilépticos, al descomponer los EEG en bandas; de modo que la CD permite separar entre segmentos con y sin crisis en las bandas de altas frecuencias (*alfa* (8-13 [Hz]), *beta* (13-30 [Hz]) y *gamma* (30-60 [Hz])) y el LLE en bandas de bajas frecuencias (*delta* (0-4 [Hz]), *theta* (4-8 [Hz]) y *alfa* (8-13 [Hz])).

En el mismo año 2007, Ghosh-Dastidar *et al.* [7] (el mismo grupo de investigación anterior) propusieron un método basado en el estudio anterior, el que se resume en la Figura 5, en el cual se aplica la transformada wavelet con funciones base Daubechies nivel 4, para descomponer las señales de EEG en 5 bandas de frecuencia (0-4 [Hz], 4-8 [Hz], 8-15 [Hz], 15-30 [Hz] y 30-60 [Hz]), y se extraen características de la señal filtrada en cada una de las bandas de frecuencia. Las características utilizadas son:

- CD
- LLE
- Desviación estándar (SD)

La SD cuantifica las variaciones en amplitud de la señal, y la CD y LLE cuantifican el comportamiento caótico de las señales. Se espera que CD y LLE sean capaces de diferenciar entre tres tipos de señales con nivel de confianza de 99%: señales de pacientes sanos, señales de pacientes epilépticos sin crisis, y señales de pacientes epilépticos con crisis. La SD en conjunto con las otras dos características mejora los resultados de clasificación ayudando en la eliminación de artefactos. La base de datos utilizada para probar la metodología fue la base pública del Centro para la Epilepsia de la Universidad de Bonn, Alemania, descrita en [2]. Ésta contiene 5 subconjuntos con segmentos seleccionados de registros de 5 pacientes, con cada uno de los tres tipos de señales mencionadas anteriormente (de pacientes sanos y de pacientes con epilepsia con y sin presencia de CE). Se entrenó y probó con subconjuntos independientes de segmentos, que incluyeran cada uno de los 3 tipos de señales. Se probaron distintas combinaciones de características y varios métodos de detección y los mejores resultados fueron obtenidos para la red neuronal artificial Levenberg-Marquardt Backpropagation (LMBPNN) alcanzando 96,7% de precisión⁵.

⁵ Precisión: $\frac{VP+VN}{VP+FP+VN+FN}$

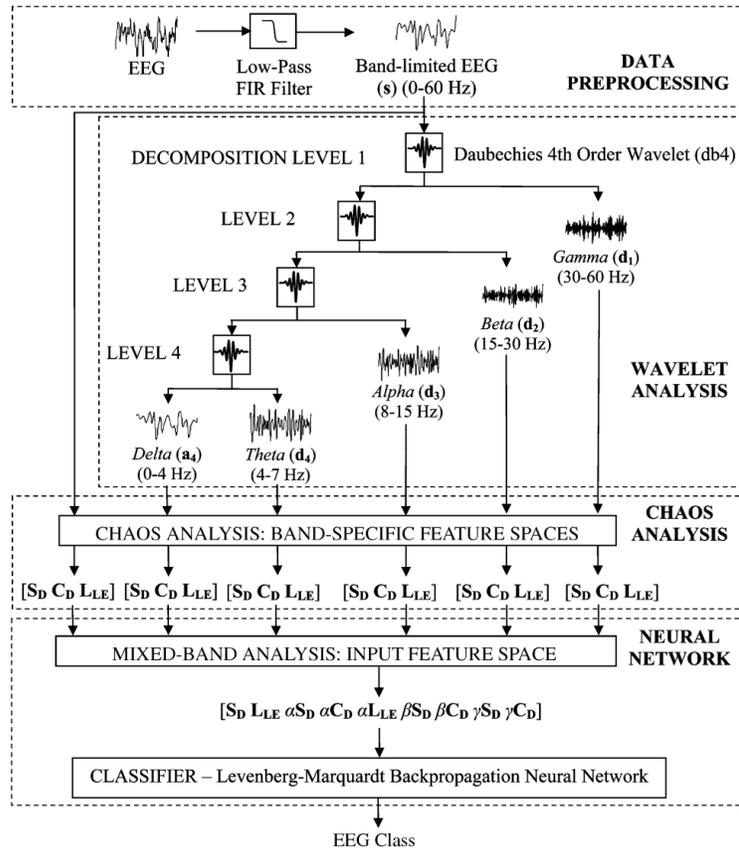


Figura 5: Método de detección de Gosh-Dastidar *et al.* [7]. Resumen de metodología: La primera etapa corresponde a preprocesamiento mediante filtrado pasabajo. En la segunda etapa se descomponen las señales de EEG en 5 bandas de frecuencia mediante la transformada wavelet. En la tercera etapa se calculan las características de teoría del caos (LLE y CD) y la SD de cada banda de frecuencia. Finalmente en la última etapa se realiza la elección de las características que se ingresarán como entrada a la red neuronal mediante un proceso de optimización, para luego clasificar con la red neuronal artificial LMBPNN.

Tzallas *et al.* [25] propusieron en 2009 un método basado en el análisis en tiempo-frecuencia (*t-f analysis*), donde se obtiene la densidad espectral de potencia (PSD por sus siglas en inglés: *power spectral density*) de segmentos del EEG. Estos segmentos se representan mediante características de sus PSD. El proceso se lleva a cabo obteniendo una representación en el dominio tiempo-frecuencia de los segmentos de EEG de 12 [s] de dos maneras distintas: mediante el uso de la transformada corta de Fourier (STFT de sus siglas en inglés: *short term Fourier's transform*) y mediante la representación por distribuciones de tiempo-frecuencia (se usan 12 distribuciones). Una vez que se determina la distribución en tiempo-frecuencia del segmento de EEG, se calcula su PSD, la que se divide en el dominio del tiempo en ventanas de 4 [s], y en el dominio de la frecuencia en 5 bandas (0-2,5 [Hz], 2,5-5,5 [Hz], 5,5-10,5 [Hz], 10,5-21,5 [Hz], y 21,5-43,5 [Hz]); luego se calcula la energía de cada celda de la grilla en el plano tiempo-frecuencia formada tras dividir en el tiempo y en la frecuencia el PSD de un segmento (Figura 6). Finalmente se aplica análisis de componentes principales (PCA: *principal component analysis*) para reducir la dimensión del conjunto de características, resultando 3 o 4 por cada técnica empleada (STFT o alguna de las distribuciones). La base de datos utilizada para realizar la clasificación consistió en la base pública del Centro para la Epilepsia de la Universidad de Bonn, Alemania, descrita en [2], y se entrenó y probó el método con subconjuntos independientes de segmentos de EEG, que incluyen señales con y sin crisis. Se empleó una red neuronal artificial

(aNN, de sus siglas en inglés: *artificial neural network*), obteniendo una TVP de 89% y una precisión también de 89%.

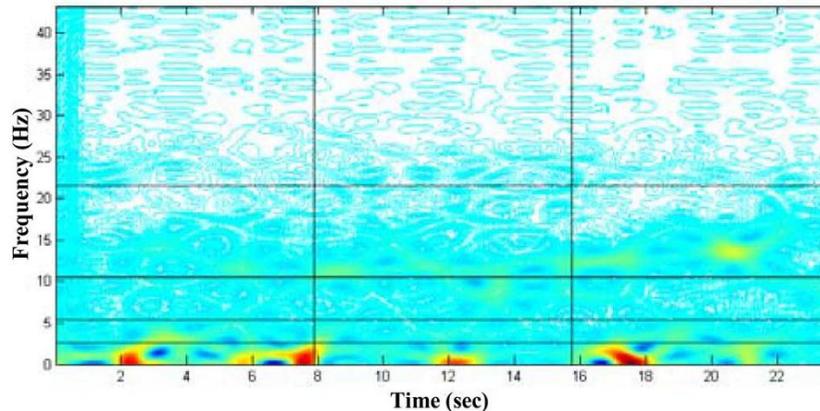


Figura 6: Método de separación en ventanas de tiempo y bandas de frecuencia de Tzallas *et al.* [25]: La densidad espectral de potencia de la representación en tiempo-frecuencia de un segmento de 12 [s] se divide en 5 bandas de frecuencia (0-2,5 [Hz], 2,5-5,5 [Hz], 5,5-10,5 [Hz], 10,5-21,5 [Hz], y 21,5-43,5 [Hz]) y 3 ventanas de tiempo de 4 segundos cada una, formando una grilla de 15 celdas. A cada celda se le calcula la energía y éstas se utilizan como características para representar al segmento de EEG.

En 2012, Khan *et al.* [15] propusieron un método orientado a optimizar el tiempo de detección de las CE. Este algoritmo está basado en la comparación de medidas estadísticas de un segmento con crisis y uno normal y emplea el método de Gotman, utilizando una VO de 1 [s], y una AB de 25 [s], que termina 15 segundos antes del comienzo de la VO. Las señales de EEG se descomponen en bandas de frecuencia mediante el uso de la transformada wavelet, con funciones base Daubechies de nivel 4, obteniendo 5 bandas de frecuencia (0-4 [Hz], 4-8 [Hz], 8-16 [Hz], 16-32 [Hz] y 32-64 [Hz]). Se utilizaron las primeras 4 bandas ya que consideraron que éstas son portadoras de la mayor parte de la información de las CE. Se emplearon 3 medidas estadísticas para representar a los segmentos de EEG, las que fueron calculadas directamente de las señales filtradas por bandas de frecuencias obtenidas tras aplicar la transformada wavelet. Estas características son:

- Kurtosis
- Skewness
- Coeficiente de variación, calculado como el cociente entre la varianza y el valor absoluto de la media

Los autores reportaron que es posible distinguir entre segmentos con y sin crisis con este conjunto de características, dada la diferencia en simetría y dispersión de la distribución de la amplitud de los distintos segmentos (Figura 7). De esta manera, cada segmento VO se representa mediante 12 características (3 características para cada una de las 4 bandas de frecuencias utilizadas). Para la clasificación se utilizó un subconjunto de la base de datos pública del *Children's Hospital of Boston (CHB-MIT)* [5] descrita en [24], conformada por un conjunto de 24 registros de 23 pacientes, y que presenta un total de 198 CE; de ésta, los primeros 10 registros fueron utilizados para el estudio. La clasificación se realizó entrenando una máquina de soporte vectorial (SVM de sus siglas en inglés: *support vector's machine*) para cada registro; se utilizó el 80% de las CE de un registro para entrenamiento, y el 20% de las CE del mismo registro para

pruebas. Los resultados obtenidos corresponden a: TVP de 100%, tiempo promedio de detección de 3,2 [s], y cantidad de FPH de 1,1 por hora.

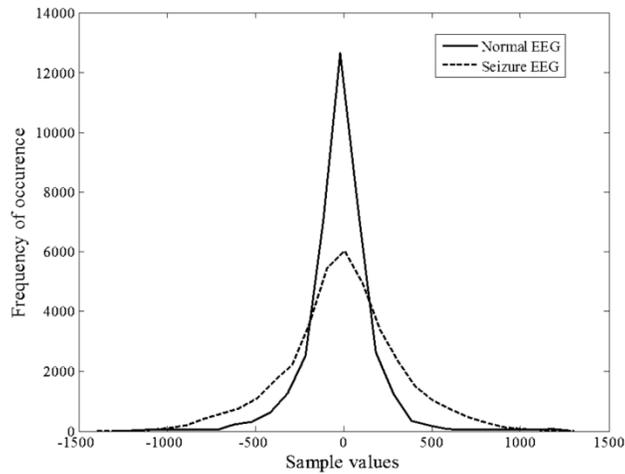


Figura 7: Método de detección Khan *et al.* [15]. Histograma de la amplitud de señales de EEG con crisis (línea segmentada) y sin crisis (línea continua). El eje x corresponde a los valores de amplitud medida en $[\mu\text{V}]$ y el eje y es la frecuencia de aparición de las amplitudes. Este histograma muestra la diferencia en simetría y dispersión de segmentos con crisis y sin crisis, características que pueden ser medidas mediante los estadísticos *kurtosis* y *skewness*.

La

Tabla 1 muestra un resumen de todos los métodos analizados para este trabajo, indicando autores, año de publicación, métodos empleados, medidas de desempeño reportadas, información de la base de datos y en algunos casos, información adicional.

Tabla 1: Resumen de trabajos de detección automática de CE incluidos en la revisión bibliográfica. La primera columna indica el número de referencia del listado que está al final de este trabajo. En la columna “Desempeño” se emplea las siguiente abreviaciones: TVP: Tasa de verdaderos positivos, FPH: Falsos positivos por hora, AD: *average delay*, o retardo promedio (promedio de tiempo entre el comienzo de una crisis y su detección) y ACC: *accuracy*, o precisión. En la columna “Base de datos” se indica el total de registros y el número de pacientes a los que pertenecen esos registros, además se emplean las siguientes abreviaciones: CEN: Conjunto de entrenamiento y CP: Conjunto de pruebas.

Ref	Autor y año	Extracción de características	Clasificador	Desempeño	Base de datos	Comentarios
[9]	Gotman 1990	Dominio del tiempo	Umbrales	TVP: 73,1% FPH: 0,84/h	241 registros de 44 pacientes. No se separa en conjunto de registros de entrenamiento y prueba.	
[18]	Murro <i>et Al</i> 1991	Dominio del tiempo y de la frecuencia	Nearest-neighbor	TVP: 90,0% FPH: 1,50/h	26 registros de 26 pacientes. CEN: 18 reg CP: 8 reg	Electrodos intracraneales. Se seleccionaron segmentos de los registros con y sin crisis para hacer las pruebas
[21]	Qu & Gotman 1997	Dominio del tiempo y de la frecuencia	Nearest-neighbor modificado	TVP: 100% AD: 9,4 [s] FPH: 0,02/h	12 registros de 12 pacientes. No se separa en conjunto de registros de entrenamiento y prueba.	Necesita un <i>template</i> . El entrenamiento y prueba se realiza en subconjuntos independientes de segmentos con y sin crisis de los 12 registros.
[23]	Saab & Gotman 2004	Dominio del tiempo-frecuencia (wavelet)	Clasificador bayesiano	TVP: 76,0% AD: 10,0 [s] FPH: 0,34/h	44 registros de 44 pacientes. CEN: 28 reg CP: 16 reg	
[7]	Gosh-Dastidar <i>et al.</i> 2007	wavelet y teoría del caos	Red neuronal	ACC:96,7%	5 registros de 5 pacientes. No se separa en conjunto de registros de entrenamiento y prueba.	Base de datos publica Andrzejak <i>et al.</i> [2] Se separa en conjunto de segmentos de entrenamiento y prueba.

[25]	Tzallas <i>et al.</i> 2009	Dominio de tiempo-frecuencia	Red neuronal	TVP: 89,0% ACC:89,0%	5 registros de 5 pacientes. No se separa en conjunto de registros de entrenamiento y prueba.	Base de datos publica Andrzejak <i>et al.</i> [2] Se separa en conjunto de segmentos de entrenamiento y prueba.
[15]	Khan <i>et al.</i> 2012	Dominio de tiempo-frecuencia (wavelet)	SVM	TVP: 100% AD: 3,2 [s] FPH: 1,10/h	10 registros de 10 pacientes. No se separa en conjunto de registros de entrenamiento y prueba.	El entrenamiento y prueba se realiza por registros.

2 Metodología

2.1 Sujetos y Registros

Se trabajó con 10 registros de EEG de niños y adultos (5 de niños y 5 de adultos), obtenidos de las Unidad de Pacientes Críticos Pediátrica (UPCP) y la Unidad de Pacientes Críticos Adultos (UPCA) del HCPUC, respectivamente. Se utilizaron registros de adultos debido a la reducida cantidad de registros de niños disponibles. La principal diferencia entre EEG de niños y adultos que afecta la detección de CE, es que en niños son comunes actividades de mayor amplitud, y con mayor variación de frecuencia, en cambio en adultos la actividad es más estable [12].

Cabe señalar que la adquisición de datos no fue parte de este trabajo, y que éstos fueron anonimizados antes de ingresar a este estudio, para resguardar la privacidad de los pacientes. El protocolo de investigación fue aprobado por el Comité Ético Científico de la Facultad de Medicina de la Pontificia Universidad Católica de Chile.

2.1.1 Procedimiento de Adquisición

Los registros de niños y adultos de la UPCP y de la UPCA se adquirieron *in situ*, es decir, en el lugar donde los pacientes estaban internados. Los pacientes se encontraban sedados o comprometidos de conciencia, y estaban bajo monitoreo continuo, es decir, se registra la actividad del EEG durante todo el periodo de monitoreo. Los datos adquiridos se enviaron al Laboratorio de Neurología para su posterior análisis.

Los EEG se obtienen mediante un electrógrafo modelo Easy-II de 32 canales marca Cadwell (ver Figura 8) [4]. Se utilizan 19 electrodos, dispuestos según el sistema internacional 10-20 [13], empleando un montaje bipolar longitudinal. Las señales se muestrean a una tasa de 200 [Hz] y se almacenan en disco en formato EAS (formato especial de Cadwell), utilizado en el Laboratorio de Neurología del HCPUC. Para fines de análisis, los registros se transforman a formato EDF (*European Data Format*) [14], porque por el momento no es posible interpretar los datos directamente en formato EAS, y además existen herramientas que facilitan el trabajo en EDF, por ejemplo *BlockEDFload* [6], que permite leer archivos en formato EDF directamente con MATLAB (The Mathwork, Inc), programa con que se desarrolló este trabajo de título.



Figura 8: Amplificador de electrógrafo Easy II, Cadwell. En la zona central del dispositivo se aprecia un diagrama de la cabeza, donde se indica la posición de los electrodos según el sistema 10-20. Imagen extraída del sitio de Internet: <http://www.dotmed.com>.

2.1.2 Base de Datos e Inspección Visual de CE

Las CE se buscaron en todos los canales del registro de EEG, debido a que un paciente puede presentar el foco o los focos epileptógenos (lugar del cerebro donde se origina la CE) en cualquier zona del encéfalo.

La base de datos utilizada durante este trabajo consta de 10 registros EEG de niños y adultos (5 de niños y 5 de adultos). Para la construcción de esta base de datos, primero se pasó por una etapa de aprendizaje, donde se aprendió a identificar las CE. Esto se realizó mediante reuniones y entrevistas a los médicos expertos en epilepsia, donde éstos explicaron los criterios utilizados para la identificación de CE; el proceso fue complementado con el estudio de manuales y atlas de EEG [12, 20]. La construcción de esta base de datos, se realizó mediante una inspección visual de los registros en busca de las CE, utilizando los criterios expertos aprendidos para la identificación de CE (descritos en la sección 2.1.3), marcando el inicio y fin de cada evento encontrado. Posteriormente, se elaboró una planilla en que se describen las crisis marcadas, las que luego fueron validadas o rectificadas por un equipo de expertos. Para la visualización y marcado se utilizó el *toolbox* de MATLAB llamado DETECT (de sus siglas en inglés, *Detection of Events in Continuous Time*) [16], el cual es una herramienta de visualización para cualquier tipo de serie de tiempo. La Figura 9 muestra la interfaz de visualización y marcado de DETECT.

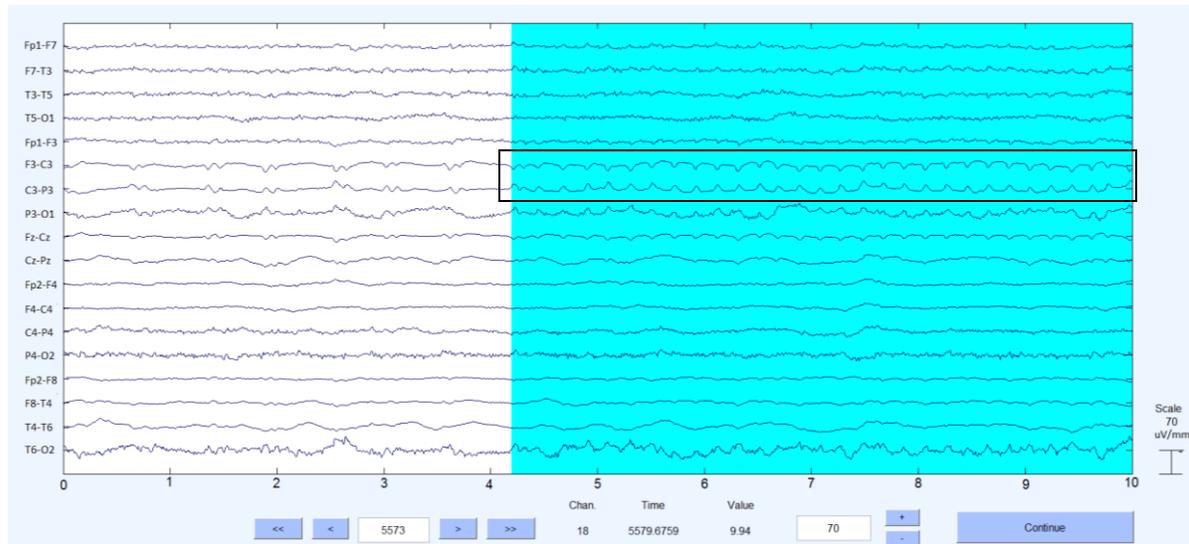


Figura 9: Interfaz de visualización del toolbox de MATLAB, DETECT [16]. En este ejemplo se aprecia un segmento de 10 segundos de un registro de EEG, en el que se muestran las 18 derivaciones utilizadas. La sección con fondo de color celeste corresponde al comienzo de una crisis epiléptica marcada por un experto (canales F3-C3 y C3-P3, marcada con rectángulo negro), y dicha marca fue traspasada manualmente a DETECT.

2.1.3 Criterios Expertos para la Detección de CE

Según la investigación realizada se determinó un conjunto de criterios que utilizan los expertos para la identificación de CE en registros de EEG:

1. Aumento en la actividad: Una CE implica un aumento en la actividad encefálica, ya sea por variaciones en la amplitud, o en la frecuencia.
2. Ritmicidad: Una actividad es rítmica si se caracteriza por una frecuencia que no varía considerablemente a lo largo del tiempo.
3. Evolutividad: Se refiere a que la forma de onda durante la CE, evoluciona en el tiempo aumentando o disminuyendo su amplitud y/o frecuencia.
4. Campo: Se refiere a que la actividad observada en un canal, es visible también en canales cercanos con amplitud disminuida.
5. Duración mínima: Es un criterio definido por convención, y establece que una CE debe durar al menos 10 [s] para ser considerada como tal, en caso contrario, correspondería sólo a actividad interictal.
6. Patrón de las CE: Se refiere a que las CE de un paciente generalmente presentan un patrón establecido que no varía considerablemente a lo largo del tiempo.

2.1.4 Método de Gotman

En este trabajo se denomina “método de Gotman” a un procedimiento diseñado especialmente para detectar actividad epiléptica en registros de EEG propuesto por Jean Gotman en 1982 [8], que básicamente consiste en comparar un segmento del EEG con otro segmento atrasado en el tiempo, para determinar la aparición de CE. Este método ha sido la base de muchos estudios posteriores, y es de particular interés, dado que el algoritmo de detección propuesto en este trabajo de título utiliza una versión modificada del método de Gotman.

El método consiste en comparar características de un segmento del EEG, denominado ventana observada (VO), con otro segmento, denominado actividad basal (AB), que se encuentra atrasado

en el tiempo respecto a VO. Esta separación temporal entre ambos segmentos permite la detección de CE de comienzo muy gradual. La idea de tener un segmento retrasado en el tiempo respecto a otro permite identificar la aparición de un evento con características diferentes a las presentadas hasta la aparición de dicho evento. Por lo tanto el conjunto VO-AB se mueve en la dirección en que el tiempo avanza, realizando la comparación en cada instante, de modo que cuando VO se posiciona sobre una crisis, la comparación con AB indicaría que ambos segmentos son diferentes, y dependiendo de la característica que se compare, se podría determinar que VO corresponde a una crisis epiléptica. La Figura 10 muestra un ejemplo del método.

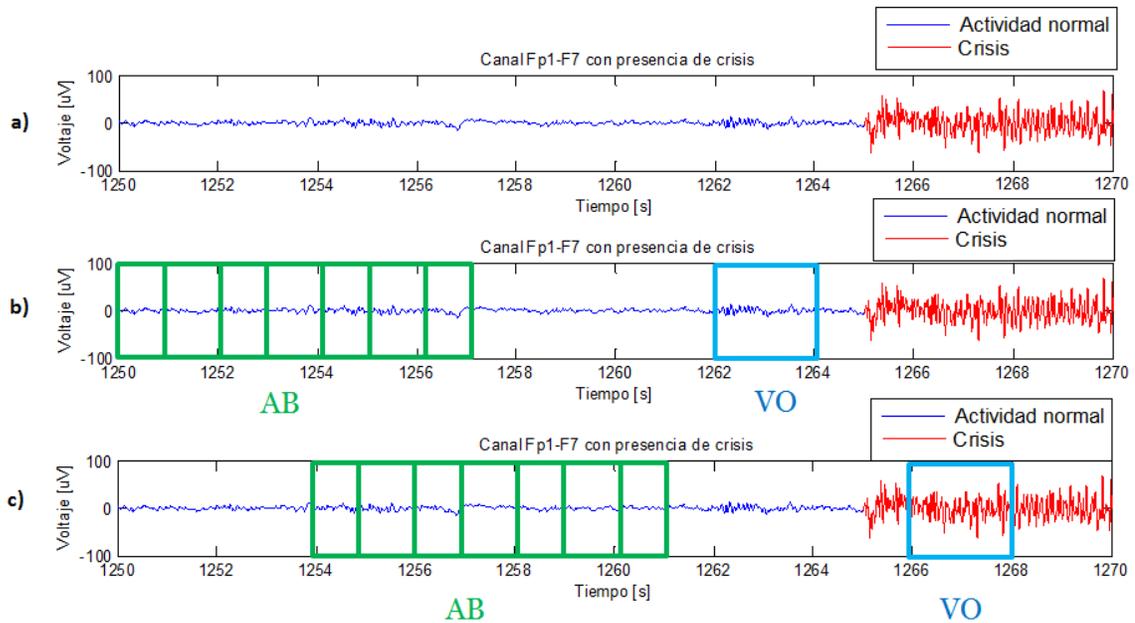


Figura 10: Ejemplo de aplicación del método de Gotman [8]. En a) se muestra un canal de un registro de EEG con actividad normal (en azul) y el comienzo de una CE (en rojo). En b) se aprecia un VO cualquiera y su respectiva AB; al comparar alguna característica de VO, con la misma característica de AB no se aprecia una diferencia sustancial; en cambio en c) se aprecia la VO posada sobre la CE, mostrando una mayor diferencia con AB que en b). La medición de esta diferencia serviría para detectar las CE.

Hay que considerar que al ser constante la separación entre AB y VO, puede ocurrir que ambos segmentos se encuentren sobre una CE, dificultando la correcta detección de las partes finales de las CE; también podría darse que AB esté posada sobre una CE y VO sobre actividad normal, lo que provocaría una diferencia importante entre VO y AB.

El sistema propuesto en este trabajo emplea una versión modificada del método de Gotman, que tiene por objetivo evitar las dificultades descritas anteriormente, para ello se propone la utilización de un segmento AB que se detiene ante la detección de una CE y se mantiene detenido (mientras VO sigue avanzando) hasta que haya espacio suficiente para adelantar AB, restableciendo la separación original entre VO y AB, sin que este último se posicione sobre la CE.

2.2 Detección Automática de CE

Se desarrollaron dos métodos automáticos de detección de CE. Se llevaron a cabo secuencialmente y el primero fue un paso intermedio para llegar al segundo método.

El primer método es un sistema que funciona en forma *batch*, es decir, requiere revisar el registro completo para detectar. El segundo método detecta eventos a medida que va recibiendo el registro EEG, es decir funciona en forma *online*, por lo que es una solución más adecuada para el problema planteado en esta memoria. A continuación se describen ambos métodos.

2.2.1 Sistema de Detección Batch

El método de detección automático de CE que funciona en forma *batch* propuesto puede ser descrito como un sistema de análisis en cascada de 4 etapas: i) extracción de características, ii) preprocesamiento, iii) determinación de patrón de crisis, y iv) toma de decisión. En la primera de éstas se recorre el registro de EEG completo, y en cada una de las siguientes 3 se revisan las características extraídas de todo el registro. El diagrama de bloques del sistema de detección se muestra en la Figura 11. La primera etapa realiza la extracción de características del registro, utilizando el método de Gotman y la transformada de Fourier (FFT) sobre las 18 derivaciones disponibles. La segunda etapa utiliza algunas de las características extraídas para identificar y eliminar artefactos, y aplica un filtrado suavizador. En la etapa de determinación de patrones de crisis se identifica el canal y la banda de frecuencia que mejor representan a las CE del registro. Finalmente en la última etapa se aplican umbrales y criterios definidos con el patrón anterior, para identificar los segmentos que corresponden a CE.

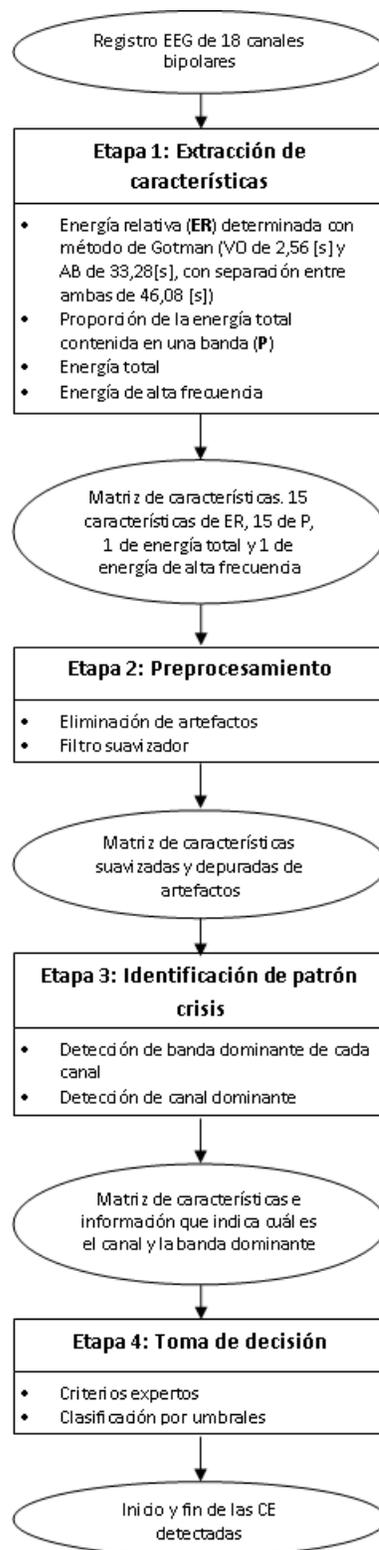


Figura 11: Diagrama de bloques del sistema de detección automática de CE con el método *Batch* propuesto. Las entradas y salidas de cada bloque se representan con un óvalo, en cambio las etapas se representan con un rectángulo. Las etapas 1 y 2 son procesos donde se extrae y prepara la información que contiene el EEG, para luego en la etapa 3 y 4 definir que segmentos de éste corresponden a crisis epilépticas; la salida corresponde al inicio y fin de cada crisis epiléptica detectada.

2.2.1.1 Etapa 1: Extracción de Características

Para cada registro de EEG se calculan 4 características: i) energía relativa (ER), ii) proporción de la energía de una banda de frecuencia respecto a la energía total (P), iii) energía total y iv) energía de alta frecuencia (energía en la banda de 30 – 60 [Hz]). Estas características son calculadas por ventanas de tiempo móviles de largo 2,56 [s], y corresponden a diferentes formas de combinar las energías de bandas de frecuencia, obtenidas mediante la aplicación de la FFT sobre el EEG.

Además de las características mencionadas, se probaron otras características que fueron descartadas, ya sea porque no dieron buenos resultados, o porque no aportaban mejor información que las características que se utilizaron (las 4 mencionadas arriba), estas también fueron calculadas por ventanas de tiempo del mismo largo mencionado; algunas de estas son: desviación estándar, promedio, kurtosis, *skewness* y coeficiente de variación, calculado como el cociente entre la desviación estándar de la ventana y el valor absoluto del promedio de la ventana.

Para determinar la energía por bandas de frecuencia de un canal del registro, se aplica la FFT sobre una ventana de Hamming móvil de 2,56 [s] (512 muestras) con un traslape entre ventanas de 1,28 [s] (256 muestras), y se determina la densidad espectral de energía con una resolución de 0,4 [Hz], es decir, todo el espectro de frecuencia estará dividido en bandas de ancho 0,4 [Hz], llamadas bins. Luego se calcula la energía por bandas de frecuencia de ancho 0,8 [Hz] simplemente sumando 2 bins adyacentes, mediante el teorema de Parseval (Ecuación (2.1)), el cual permite determinar la energía de una banda de frecuencia de una señal, directamente de la transformada de Fourier:

$$\sum_{n=1}^N |x(n)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |X(k)|^2, \quad (2.1)$$

donde el lado izquierdo de la ecuación corresponde a la energía total de la señal x en el intervalo $[1, N]$ muestras en el dominio del tiempo, y el lado derecho es la energía obtenida a partir de la FFT de x del mismo intervalo, en el dominio de la frecuencia.

Se obtiene la energía de 15 bandas consecutivas de ancho 0,8 [Hz], comenzando en los 2 [Hz], es decir, la primera banda corresponde a la banda 2,0 – 2,8 [Hz], la segunda a la banda 2,8 – 3,6 [Hz], y así sucesivamente, hasta la decimoquinta banda, de 13,2 – 14,0 [Hz], además de la energía en una banda de alta frecuencia (30 – 60 [Hz]). Las frecuencias menores a 2 [Hz] fueron descartadas debido a que no se espera encontrar CE caracterizadas por estas frecuencias [10], y las frecuencias entre 14 y 30 [Hz] no se utilizaron debido a la alta presencia de ruido en éstas.

Una vez obtenidas estas energías por bandas, se calcula:

- La característica denominada energía total, que corresponde a la energía total en las bandas de frecuencia que se estudian, como la suma de la energía de las 15 bandas.
- La proporción P, calculada como la razón entre la energía de cada banda y la energía total.
- La ER mediante el método de Gotman, como el cociente entre la energía de VO y AB por bandas de frecuencia. Para aplicarlo, se utiliza un AB de largo 33,28 [s] (25 ventanas de 2,56 [s], con el traslape mencionado), el cual termina 46,08 [s] (35 ventanas) antes del

comienzo de VO (de largo 1 ventana). El largo de AB y la separación entre VO y AB se escogen arbitrariamente, con el objetivo de tener un AB robusto (dado a que la energía de AB se determina como el promedio de la energía de las ventanas traslapadas que lo componen, tener un mayor número de ventanas permite que AB sea robusto a variaciones), y que la separación entre VO y AB permita identificar crisis de comienzo gradual.

Finalmente se obtiene un conjunto de 32 características las que se detallan en la

Tabla 2.

Tabla 2: Resumen de las características utilizadas en el sistema de detección *batch* propuesto. Todas las características son calculadas para una ventana (VO) de largo 2,56 [s].

Nombre de la característica	Cantidad	Detalle
Energía relativa (ER)	15	Cuociente de energía entre VO y AB (del método de Gotman), por banda de frecuencia. 1 característica por cada banda de frecuencia.
Proporción (P)	15	Proporción de la energía total contenida en 1 banda de frecuencia. 1 característica por cada banda de frecuencia.
Energía total	1	Energía contenida en todas las bandas de frecuencias utilizadas (2-14 [Hz])
Energía alta frecuencia	1	Energía en la banda 30-60 [Hz]

2.2.1.2 Etapa 2: Preprocesamiento

Una vez extraídas las características del registro de EEG se realiza el preprocesamiento, que consiste en eliminación de artefactos y ruidos, y un filtrado para suavizar las características extraídas. El preprocesamiento se realiza después de la extracción de características debido a que en este proceso se utilizan las características extraídas.

Se definen 3 tipos de artefactos y se pesquisa cada uno de ellos de una manera diferente:

- Artefactos de alta energía (AAE): Tienen valores de energía total mucho mayores que cualquier actividad cerebral. Para identificar este tipo de artefactos se fijó un umbral de forma empírica usando el conjunto de entrenamiento (CEN), y su búsqueda se realiza en cada canal identificando como AAE a cualquier actividad con energía total sobre dicho umbral. Cabe considerar que este umbral es absoluto y no depende del registro que se esté evaluando.

- Artefactos de alta frecuencia (AAF): Poseen altos valores de energía en la banda de alta frecuencia (30 – 60 [Hz]). Al igual que los AAE, los AAF son pesquisados en cada canal, por medio de un umbral fijado utilizando el CEN.
- Artefactos multicanal (AMC): Corresponde al efecto de contaminación que provocan los AAE y AAF en canales cercanos al canal en que se presentan. Un segmento de EEG contiene un AMC, si la cantidad de canales con AAE y/o AAF, es supera un umbral (determinado empíricamente usando el CEN), y se eliminan todos los canales en ese segmento sin considerar el valor que tengan las características de esos canales, dado que éstos están contaminados y podrían llevar a una detección errónea.

Una vez identificadas las ventanas con presencia de artefactos, éstas no se consideran para el posterior proceso de detección.

Luego de eliminar los artefactos se suavizan las características de ER del registro empleando dos filtros secuencialmente: un filtro mediano de orden 13 y otro filtro que consiste en ponderar una ventana de Hamming, de orden 5, con los valores de ER de 5 ventanas consecutivas; ambos filtros se calculan por medio de una ventana móvil de largo igual al orden del filtro, y los valores escogidos se determinaron empíricamente utilizando el CEN. La Figura 12 muestra un ejemplo de la aplicación de los filtros. Ambos fueron calculados (para orden n) mediante las ecuaciones (2.2) y (2.3) respectivamente:

$$F.mediano_n(x(v)) = mediana\left\{x\left(v - \frac{n-1}{2}\right), \dots, x(v), \dots, x\left(v + \frac{n-1}{2}\right)\right\} \quad (2.2)$$

$$F.Hamming_n(x(v)) = \begin{bmatrix} v - \frac{n-1}{2} \\ \vdots \\ v \\ \vdots \\ v + \frac{n-1}{2} \end{bmatrix} \cdot Hamming_n, \quad (2.3)$$

donde $x(v)$ corresponde a la ER de la ventana v , y $Hamming_n$ es una ventana de Hamming de orden n . El proceso de filtrado sirve para suavizar las características de energía y así evitar mínimos locales y variaciones en los valores de energía en medio de un candidato a crisis, como se puede apreciar al comparar la Figura 12 **a)** (antes de aplicar el filtro) y **c)** (ambos filtros aplicados a todo el segmento mostrado en **a)**).

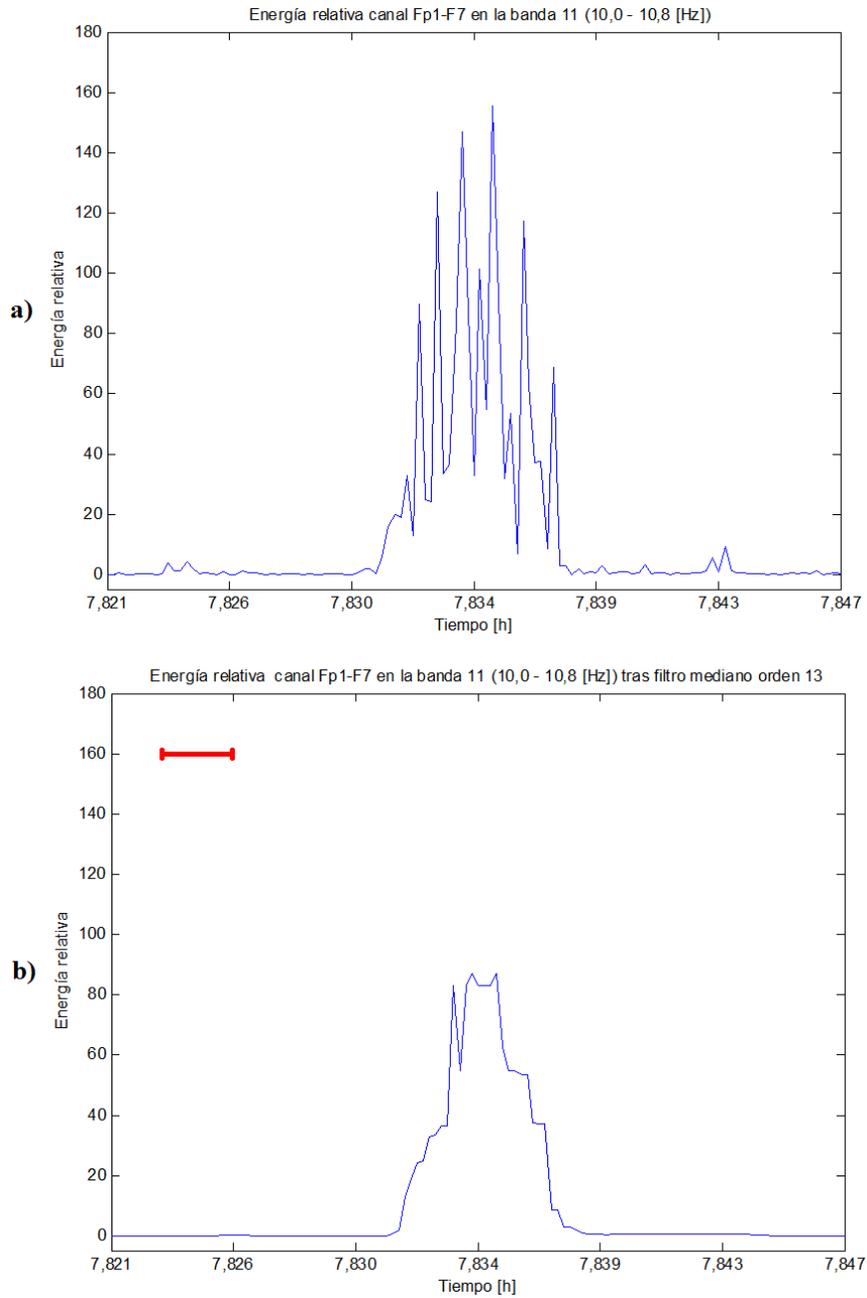


Figura 12: Ejemplo de aplicación de filtro mediano y filtro de Hamming. Los gráficos presentados en a), b) y c) (página siguiente) corresponden a la energía relativa de un segmento de registro en la banda 11 (10,0-10,8 [Hz]) del canal Fp1-F7. En a) se muestra la señal de ER original. En b) se muestra la señal de ER tras aplicar el filtro mediano de orden 13. En la esquina superior izquierda hay un segmento de color rojo que indica el tamaño de la ventana móvil utilizada para el filtro mediano. (Continúa en página siguiente).

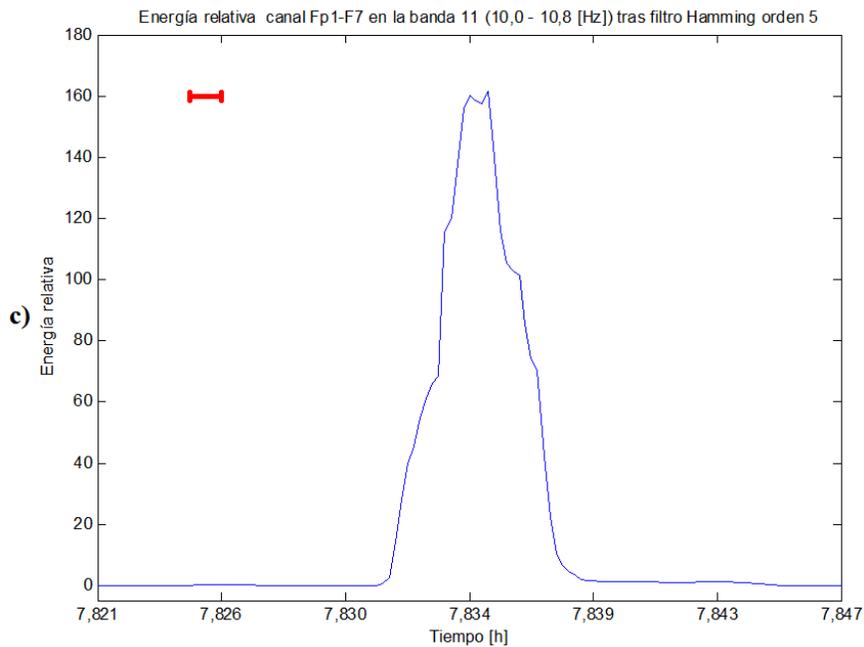


Figura 12 (continuación): En c) se muestra el resultado de aplicar el filtro *Hamming* de orden 5 al resultado obtenido tras aplicar el filtro mediano (mostrado en b)). Al igual que en b), en la esquina superior izquierda se muestra un segmento de color rojo que indica el tamaño de la ventana móvil utilizada para aplicar el filtro de *Hamming*.

2.2.1.3 Etapa 3: Identificación Patrón de Crisis

Dado que en general las CE de un paciente muestran un patrón establecido, el sistema automático de detección *batch* presentado busca establecer el patrón de las CE de un paciente, el cual se representa mediante la ubicación espacial de la CE en el cerebro (canal del EEG) y la frecuencia que caracteriza las CE (banda de frecuencia). El procedimiento empleado, que se describe a continuación, puede ser dividido en dos etapas secuenciales: i) identificación de la frecuencia característica de cada canal, es decir, la banda de frecuencia que aporta la mayor cantidad de energía en un canal, a lo largo de todo el registro; y ii) identificación del canal característico, donde se determina el canal del registro con mayor energía en su banda de frecuencia característica.

2.2.1.3.1 Identificación de la Banda de Frecuencia Característica de Cada Canal

Bajo el supuesto de que las CE implican un aumento en la actividad cerebral en alguna banda de frecuencia, mayor que cualquier otro fenómeno medido en el EEG (a excepción de artefactos, los cuales se suponen removidos en la etapa anterior), se busca identificar cuál es la banda de frecuencia que aportan la mayor cantidad de energía en el registro.

Para determinar la banda de frecuencia con mayor energía de un canal, primero se generan candidatos a CE por bandas de frecuencia, identificando todos los eventos que mantengan un nivel de ER y de P suficientes (sobre umbrales fijados empíricamente utilizando el CEN), durante un tiempo mínimo de 10 segundos. Luego se suma la ER de todos los candidatos encontrados en una banda (esto se realiza por banda y a lo largo de todo el tiempo que dura el registro), y esta suma se denomina “energía relativa acumulada” (ERA) de los candidatos y se obtiene un valor de ERA para cada banda de un canal; finalmente se escoge la banda cuya ERA sea mayor como banda característica. Esto se realiza para cada canal del registro, obteniendo una banda

característica para cada uno de ellos. La Figura 13 muestra un ejemplo de la identificación de la banda característica.

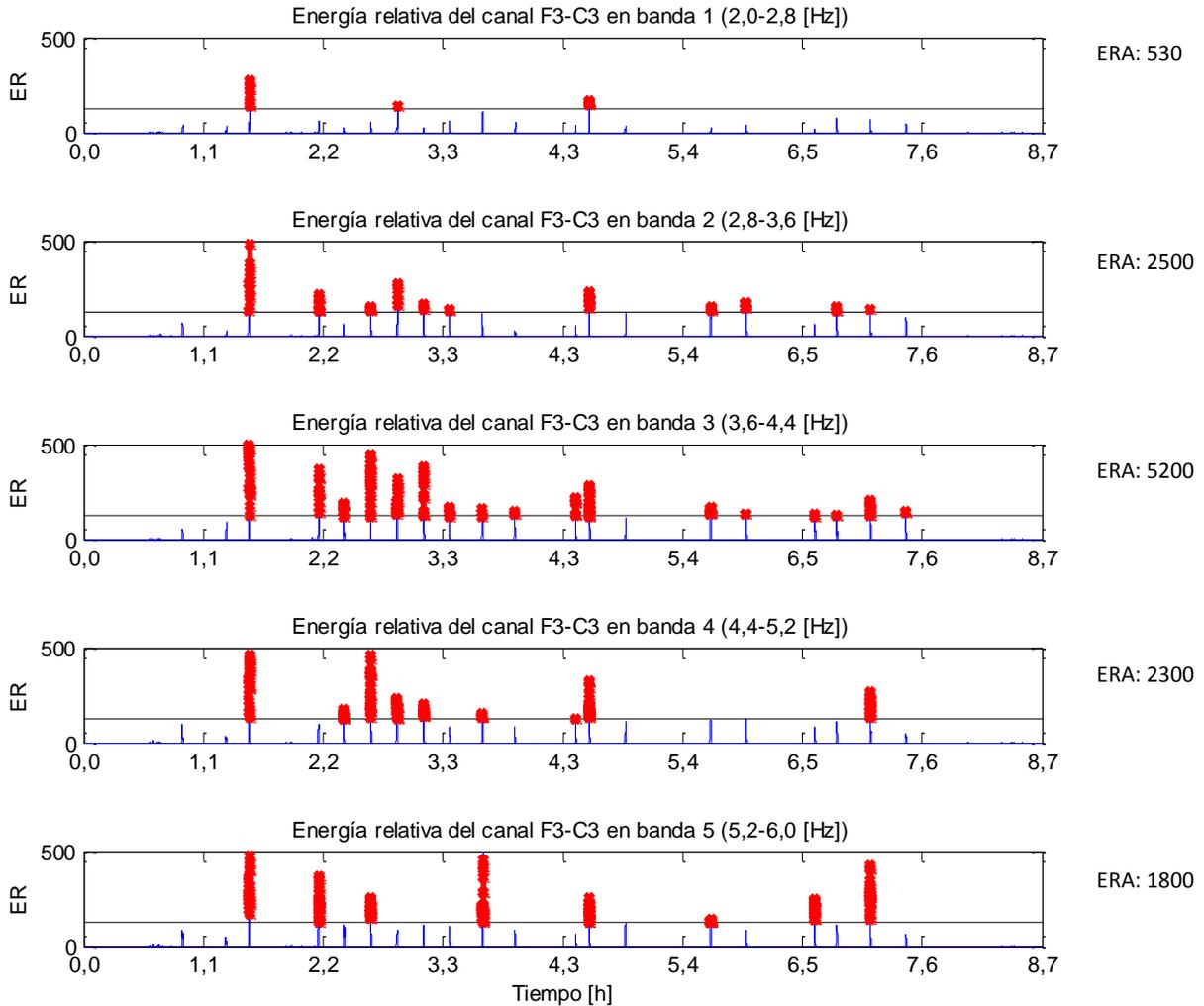


Figura 13: Ejemplo simplificado de la etapa de identificación de la banda característica. En esta etapa se determina qué banda de frecuencia aporta mayor energía en cada canal del registro, para esto se suma la energía relativa de los candidatos de cada banda (a esta suma se le denomina ERA), y se escoge la banda cuya ERA sea mayor. En este ejemplo se considerarán sólo 5 bandas de frecuencia por simplicidad. Cada gráfico muestra la ER de las 5 bandas de frecuencias consideradas a lo largo de todo el registro para un canal (F3-C3). En cada gráfico se marcaron con rojo los eventos identificados como candidatos (superan UER (horizontal negra), duran más de 10 segundos y tienen suficiente P (que no se ve en este gráfico)); luego de identificar los candidatos se calcula la ERA de cada banda (a la derecha de cada gráfico se indica un valor de ejemplo), y finalmente se escoge la banda 3 como banda característica dado que su ERA es la mayor. Este proceso se lleva a cabo para cada canal del registro determinando una banda característica para cada uno de ellos.

La salida de esta etapa corresponde a lo que se denominó patrón de las CE y está compuesto por la frecuencia característica y el canal característico de las CE.

2.2.1.3.2 Identificación del Canal Característico

La determinación del canal característico se realiza mediante un proceso similar al utilizado para determinar la banda característica de cada canal; pero en este caso, la ERA de la banda característica de cada canal se pondera por un coeficiente de relevancia propio de cada banda, el cual se calcula como el número de veces que una banda es la banda característica de alguno de

los 18 canales, por ejemplo, si 17 de los 18 canales tienen a la banda 1 como banda característica y sólo 1 canal tiene a la banda 5 como banda característica, entonces la ERA asociada a estos 17 canales se pondera por 17/18 y la era asociada al canal restante se pondera por 1/18, dándole mayor importancia a una banda que se ha identificado como banda característica de la mayoría de los canales, y menor importancia a una banda que sólo es banda característica en 1 canal. Finalmente, se escoge como canal característico a aquel cuya banda característica tenga la mayor ERA ponderada.

2.2.1.4 Etapa 4: Toma de Decisión

En esta última etapa se pesquisan las crisis epilépticas en el patrón (frecuencia y canal característicos) definido en la etapa 3. Para esto se utilizan los siguientes criterios expertos de identificación de CE (descritos en 2.1.3): i) criterio de aumento de la actividad, ii) criterio de tiempo mínimo, y iii) criterio de campo.

Para la pesquisa primero se obtiene el producto entre las ER del canal característico y cada uno de sus canales cercanos (de acuerdo al diagrama de la Figura 14) en la banda característica; esto se realiza multiplicando ventana a ventana la ER de ambos canales a lo largo de todo el registro. A continuación se busca en cada uno de los productos obtenidos los eventos que mantengan un valor mayor a un umbral (definido empíricamente usando el CEN) durante el tiempo mínimo. Se utiliza el producto entre canales, dado que si el evento se ve sólo en uno de los canales, la amplitud del producto no será comparable con la de aquellos eventos que se aprecien en ambos canales, representando de esta manera al criterio de campo. La Figura 15 muestra un ejemplo de esto.

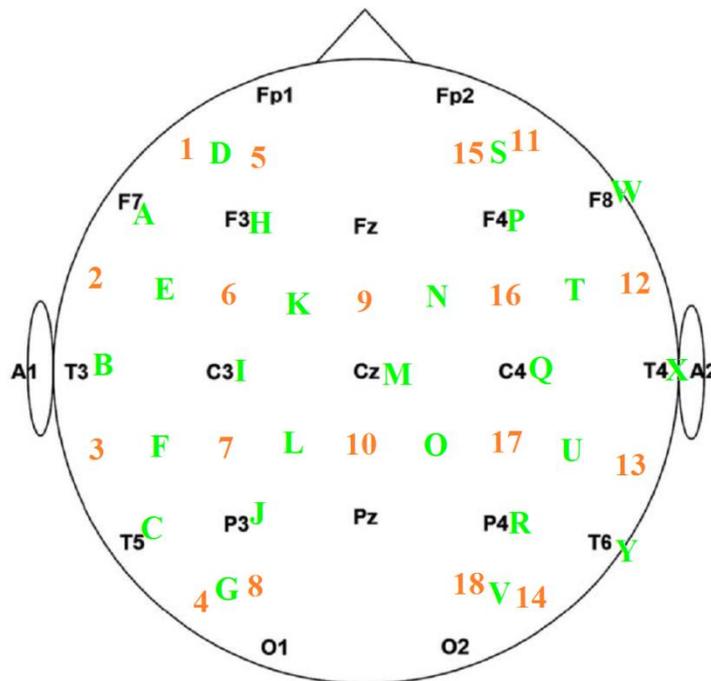


Figura 14: Diagrama canales cercanos. Este diagrama es el mismo de la Figura 2, pero se han agregado en color verde las letras que se le asignaron a pares de canales cercanos para identificarlos. Hay letras que asocian canales verticalmente, como la letra A que corresponde al par formado por los canales 1 y 2 y la letra B al par formado por los canales 2 y 3, y otras letras que asocian canales horizontalmente, como la letra D que corresponde al par formado por los canales 1 y 5, o la letra K que corresponde al par formado por los canales 6 y 9.

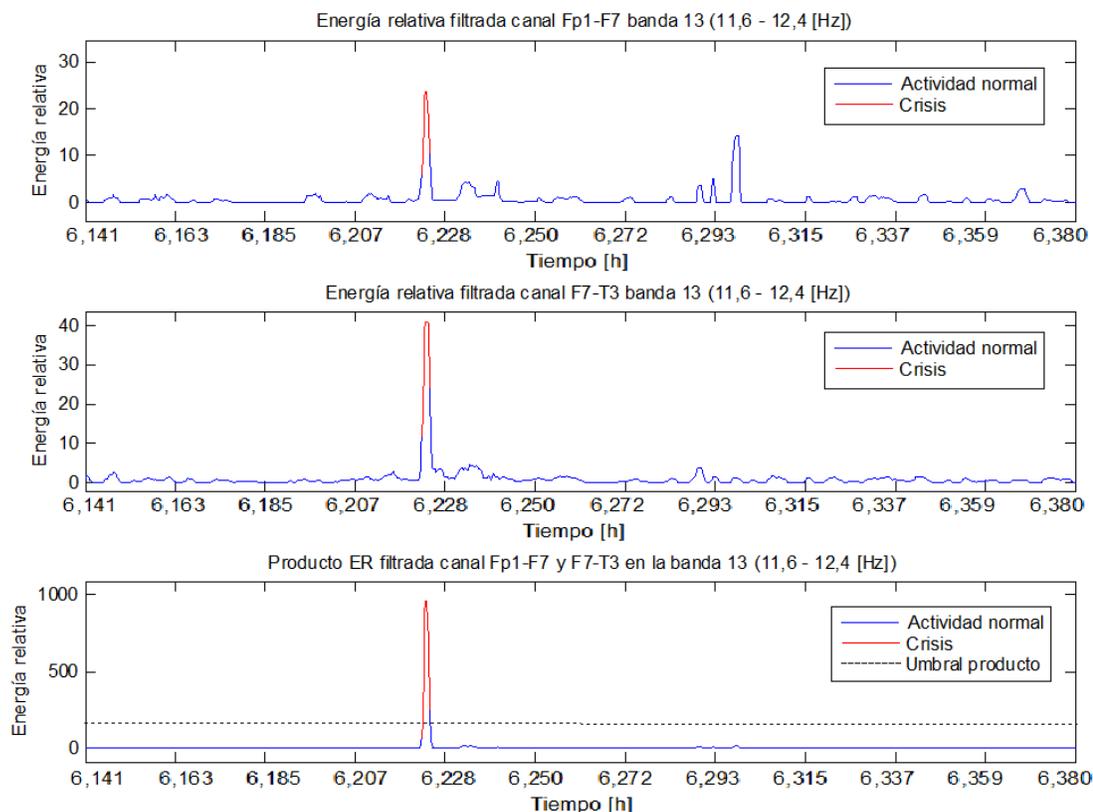


Figura 15: Ejemplo etapa de toma de decisión. Los dos primeros gráficos muestran la ER de canales vecinos en un segmento de tiempo donde una CE está presente (marcada con rojo). Sin embargo, aparecen otros elementos, que no son CE, por ejemplo el *peak* cercano al tiempo 6,293 [h] en el primer gráfico, que mediante la pesquisa en ER sería erróneamente detectado como CE, provocando una falsa alarma. Por lo tanto, se multiplica punto a punto la ER de ambos canales (grafico inferior), y por medio de la aplicación de un umbral (horizontal negra entrecortada) se descartan los elementos que no aparecen en ambos canales manteniendo sólo los que sí lo hacen, es decir, que están sobre el umbral; en el ejemplo sólo se encuentra sobre el umbral la CE obteniendo el resultado deseado.

2.2.2 Sistema Online

En el sistema *batch* descrito en la sección anterior se determina el patrón (canal y banda de frecuencia) que mejor representa a las crisis de cada registro. Para determinarlo se calcula la ERA de todos los candidatos a CE en cada canal del registro. Esta característica es incompatible con un sistema que funcione *online*, puesto que se requiere la información del registro completo.

El método propuesto a continuación está diseñado para funcionar de manera *online*, y determina si un segmento corresponde a CE a medida que recibe el registro de EEG. El procedimiento puede ser descrito como un sistema de etapas en cascada, que se aplican a cada segmento de registro que se recibe. Estas etapas son: i) extracción de características, ii) preprocesamiento y iii) toma de decisión.

Las dos primeras etapas son similares a las del método *batch* explicado anteriormente pero se han agregado nuevas características. En la tercera etapa se generan candidatos a CE con umbrales sobre la ER y luego se aplican criterios para eliminar candidatos. Los candidatos que sobreviven a la eliminación son considerados CE. Además, hay un proceso de adaptación de umbrales que se basa en que la mayoría de las crisis de un paciente presentan un patrón establecido. La Figura 16, presenta el diagrama general del método *online*.



Figura 16: Diagrama de bloques del sistema de detección de CE con método *online* propuesto. Las entradas y salidas de las etapas se representan mediante un óvalo, y las etapas mediante un rectángulo. Las etapas 1 y 2 son procesos donde se extrae y prepara la información del EEG, para luego en la etapa 3 definir si el segmento ingresado forma parte de una CE; esto se realiza mediante la aplicación de umbrales para definir y descartar candidatos. La salida del sistema corresponde a una alarma en caso de detectar una CE.

2.2.2.1 Etapa 1: Extracción de Características

La etapa de extracción de características es similar a la explicada para el método *batch*, con la salvedad de que está no se dispone de todo el registro como entrada del sistema, sino que se va recibiendo la información en segmento de EEG de 18 canales y largo 2,56 [s] (una ventana).

El sistema *online* incorpora 2 nuevas características: amplitud media del valor absoluto de la señal filtrada por bandas (AMB), y amplitud media del valor absoluto de la señal original (AMO). Ambas características se calculan como:

$$\text{Amplitud media} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i|, \quad (2.4)$$

donde X_i , son las amplitudes de cada una de las N muestra de una señal (en el dominio del tiempo). En el caso de AMB se utiliza la señal filtrada en cada una de las 15 bandas de frecuencia de ancho 0,8 [Hz] utilizadas para calcular ER y P, y en la banda de alta frecuencia de 30 – 60 [Hz]; y en el caso de AMO, se utiliza la señal original.

Al conjunto de características se agregan 17 nuevas medidas, por lo que cada canal del EEG queda representado por un total de 49 características, detalladas en la Tabla 3.

Tabla 3: Resumen de las características utilizadas en el sistema de detección *online* propuesto. Todas las características son calculadas para una ventana (VO) de largo 2,56 [s].

Nombre de la característica	Cantidad	Detalle
Energía relativa (ER)	15	Cuociente de energía entre VO y AB (del método de Gotman), por banda de frecuencia. 1 característica por cada banda de frecuencia.
Proporción (P)	15	Proporción de la energía total contenida en 1 banda de frecuencia. 1 característica por cada banda de frecuencia.
Energía total	1	Energía contenida en todas las bandas de frecuencias utilizadas (2-14 [Hz])
Energía alta frecuencia	1	Energía en la banda 30-60 [Hz]
Amplitud media de la señal filtrada por bandas (AMB)	15	Promedio de la amplitud absoluta de VO filtrada por bandas de frecuencia. 1 característica por cada banda.
Amplitud media señal original (AMO)	1	Promedio de la amplitud absoluta de la señal original.
Amplitud media señal filtrada en banda alta frecuencia	1	Promedio de la amplitud absoluta de la señal filtrada en la banda 30-60 [Hz].

2.2.2.2 Etapa 2: Preprocesamiento

Esta etapa es similar a la etapa de preprocesamiento empleada en el método *batch* (eliminación de artefactos AAE, AAF y AMC; y filtrado suavizador), pero se agregan nuevos criterios para la depuración de artefactos y ruidos. Éstos son:

- Artefactos de alta amplitud (AAA): Eventos con valores de AMO más altos que cualquier actividad cerebral [3]. Se agrega este tipo de artefactos debido a que permiten detectar artefactos que no son localizados mediante el uso de energía.
- Artefactos de mediana energía (AME): Corresponden a artefactos cuya energía es comparable a la de algunas CE y por lo tanto no son detectados como AAE ni AAA. Se pesquisan aplicando un umbral sobre la AMO, cuyo valor es menor que el utilizado para detectar los AAA, y los eventos que sobrepasan este umbral son evaluados midiendo que la actividad se vea en al menos 2 canales cercanos con amplitud reducida. Esto se realiza bajo el supuesto que si un evento tiene amplitud relativamente alta (mayor que el umbral), entonces la actividad debería ser visible en canales cercanos, y dado que al utilizar montaje bipolar siempre habrán 2 canales con un electrodo en común, no es suficiente exigir que la actividad se vea en 1 canal cercano ya que es muy probable que la actividad se vea en 2 canales que compartan un electrodo; por lo tanto, se impone que la actividad sea visible en al menos 3 canales (el canal en que se identificó y 2 canales cercanos, en estos últimos con amplitud reducida).

Además se eliminan aumentos de energía de corta duración en la energía total y en las características de AMB, que no hayan sido identificados como artefactos, dado que provocan distorsiones en el proceso de filtrado y, por lo tanto, es necesario eliminarlos. El proceso de filtrado que se realiza luego de la depuración de artefactos es idéntico al utilizado en el método *batch* propuesto (sección 2.2.1.2).

2.2.2.3 Etapa 3: Toma de Decisión

En esta etapa se determina si hay presencia de una CE. Para esto se cuenta con 3 módulos:

1. Generación de candidatos
2. Eliminación de candidatos
3. Adaptación de umbrales

En los primeros 2 módulos se determina si hay CE, mediante la generación y eliminación de candidatos. En el tercer módulo se modifican los umbrales que se utilizan en los módulos 1 y 2, en base a la información particular de los eventos ya identificados como crisis durante la ejecución del sistema sobre un registro.

Esta etapa se lleva a cabo aplicando iterativamente los módulos 1 y 2, y en caso de detectar una CE, se emplea el módulo 3 para adaptar los umbrales a dicha CE.

2.2.2.3.1 Módulo 1: Generación de Candidatos

Los candidatos a CE son toda actividad que mantenga valores de ER sobre un umbral, durante al menos 10 segundos (8 ventanas aproximadamente), y cumplan la propiedad de campo (se vean al menos en 2 canales cercanos); esto último es de particular importancia, pues es común encontrar

actividades que satisfacen las dos primeras condiciones lo que llevaría al sistema a la generación de muchos falsos candidatos.

La generación de candidatos se realiza evaluando iterativamente un grupo de 8 ventanas, debido a que es el largo mínimo necesario para ser considerado CE. Se define que el sistema puede estar en dos estados: estado normal (EdoN), el cual ocurre cuando las 8 ventanas están posadas sobre actividad no epiléptica; y estado crisis (EdoC), que ocurre cuando las 8 ventanas están posadas sobre una CE. Por lo tanto, hay dos modos de operación: en EdoN y en EdoC, y en cada paso de la iteración se decide si se cambia de estado. Este proceso se realiza para cada canal, y luego se avanza una ventana en el tiempo, agregando una nueva ventana al grupo en estudio y removiendo la más atrasada en el tiempo (evaluando siempre un grupo de 8 ventanas).

Operación en EdoN: En EdoN se identifica el comienzo de un candidato. Para esto se evalúan las ER de las 8 ventanas mediante un umbral (umbral de energía relativa (UER)). Si éstas tienen la ER sobre el umbral, se marcan todas esas ventanas como candidato a CE y se pasa al EdoC; en caso contrario, se mantiene en EdoN y se marcan las ventanas como normales. El sistema se inicializa en EdoN, asumiendo que al comienzo del registro no hay crisis.

Operación en EdoC: En EdoC se determina si la actividad identificada como candidato en pasos anteriores a finalizado o aún continua, extendiendo el largo del candidato. Si el sistema está en este estado significa que las 8 ventanas anteriores fueron consideradas candidato, y se procede evaluando la ventana más nueva (recién ingresada al grupo de 8 ventanas), de modo que si la ER de ésta está sobre el UER, se marca como candidato y el sistema se mantiene en EdoC; por otro lado, si las ER de las ventanas no están sobre el umbral, significa el fin del candidato, y se marca la última ventana como normal, pasando al EdoN.

La Figura 17 muestra un ejemplo de la generación de candidatos donde se pasa por ambos estados, EdoN EdoC.

El proceso para evaluar si las ER son mayores que el UER no se efectúa en cada banda, sino que se lleva a cabo sobre un par de bandas vecinas, dado que la frecuencia que caracteriza a una crisis puede variar en el tiempo. Esto se realiza exigiendo que la ER sea mayor que el umbral en al menos una de las bandas (pudiendo ser en las dos).

Se comprueba que los candidatos a CE estén presentes en al menos dos canales y que éstos sean cercanos topográficamente, eliminando aquellos candidatos donde no se cumpla esta condición, es decir que están en más de un canal pero éstos no son cercanos entre sí, o están sólo en un canal lo que no es suficiente para considerarlo CE.

Dado que el sistema opera de manera *online*, cada vez que se identifique que un evento es candidato a CE, este módulo emite una salida que corresponde a información de dicho candidato, como canales y bandas donde se halló el candidato, además de las características de cada ventana que el candidato comprende.

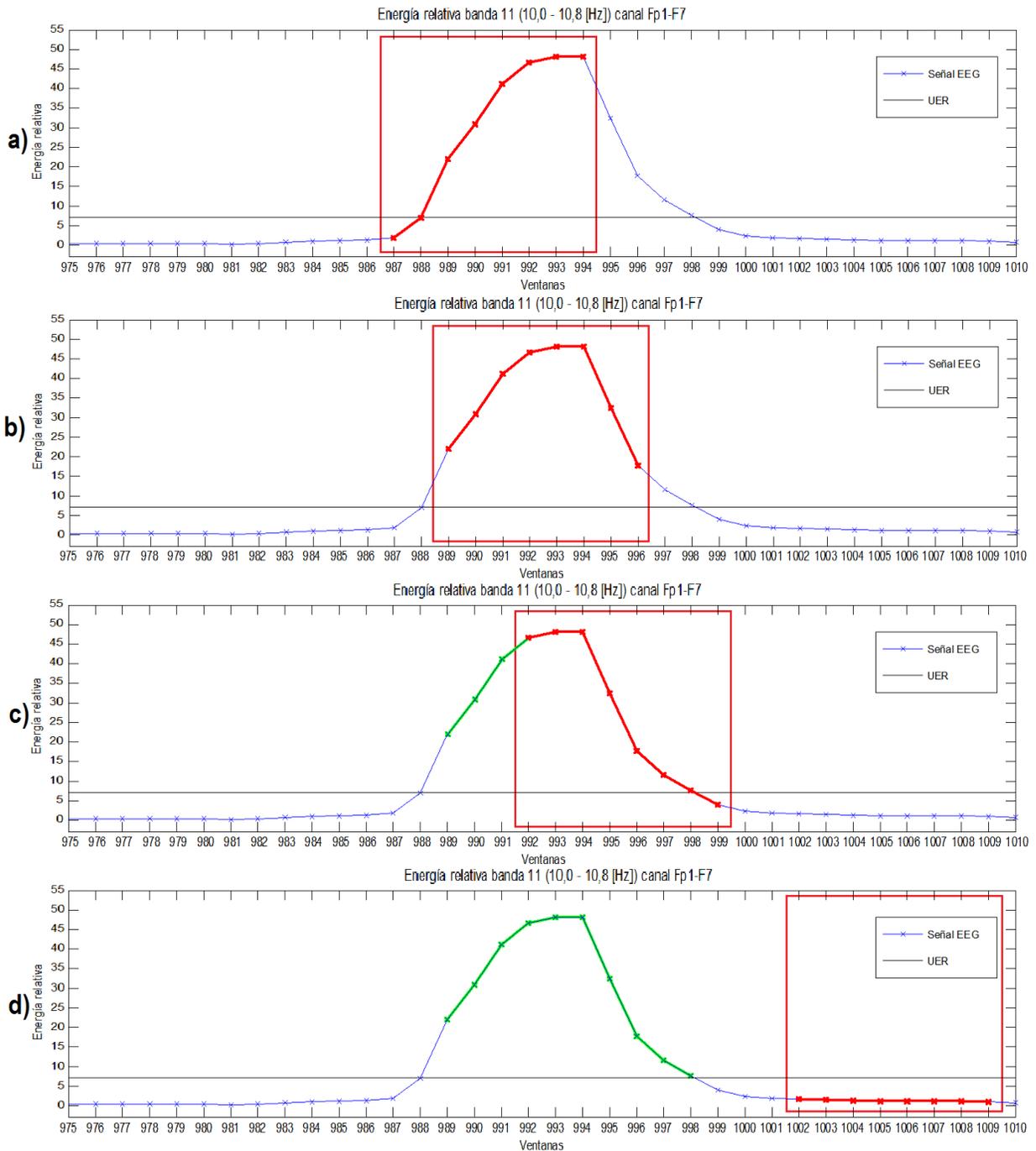


Figura 17: Los 4 gráficos de la figura muestran la ER del canal Fp1-F7 en la banda 11 (10,0 – 10,8 [Hz]) de un registro. En cada gráfico se marco con un rectángulo rojo las 8 ventanas que se analizan en cada iteración del proceso de generación de candidatos, además se remarcaron, sobre el gráfico, en rojo los valores de ER de estas 8 ventanas (dentro del rectángulo rojo), y también se agregó el umbral que se usa para generación de candidatos (UER) (horizontal negra). En cada gráfico se muestra un momento donde se evalúan distintas ventanas. En a) sólo 6 ventanas de las 8 están sobre UER (la ER de la ventana 988 está justo por debajo del umbral), y por lo tanto el sistema está en EdoN. En b) se muestra un momento posterior donde por primera vez las 8 ventanas en estudio están sobre UER, por lo tanto se detectó un candidato, y a partir de la siguiente iteración el sistema estará operando en EdoC. En c) se muestra otro momento posterior donde se aprecia que la última ventana en estudio (ventana 999) está bajo el UER, y por lo tanto indica el final del candidato y el cambio al EdoN; además se marcó en verde las ventanas que ya fueron definidas como parte del candidato. Por último en d) se muestra un momento posterior donde se opera en EdN; aquí la ER de las ventanas está bajo el UER, y por lo tanto no corresponden candidato. Además se marca en verde el candidato identificado en los pasos anteriores de la iteración.

2.2.2.3.2 Módulo 2: Eliminación de Candidatos

Si bien los candidatos generados en la etapa anterior cumplen los criterios de aumento de actividad, tiempo mínimo y campo, esto no significa necesariamente que correspondan a actividad epiléptica; de hecho, existen variados factores que podrían llevar a confundir candidatos con elementos que en realidad no lo son, como por ejemplo: artefactos o ruidos no detectados, umbrales muy poco estrictos (que se establecen automáticamente en función de los eventos detectados), o simplemente actividad encefálica normal que satisface los criterios utilizados.

El proceso de eliminación de candidatos se lleva a cabo mediante 3 pruebas: evaluación de la energía total, evaluación de la ritmicidad y eliminación de ritmos Alfa. Se denominarán “bandas y canales dominantes” de un candidato, a aquellas bandas y canales donde éste fue pesquisado. A continuación se describe cada una de estas pruebas:

Evaluación de Energía Total: Esta prueba consiste en descartar ventanas que presenten bajos valores de energía total, y se lleva a cabo utilizando un umbral de energía total mínima (UETM), que representa el valor mínimo de energía total que debe tener una ventana para ser considerada parte de un candidato. El valor del UETM se establece adaptativamente a medida que se van detectando eventos y por lo tanto en este proceso se descartan candidatos que tengan valores de energía total menor a la de aquellos candidatos que han pasado el proceso de eliminación.

Evaluación de ritmicidad: Para medir la ritmicidad de un candidato en un canal, se evalúa el promedio de P de todas las ventanas del candidato, en cada bandas dominantes (de cada canal dominante), y se exige que éste sea mayor que un umbral, determinado empíricamente utilizando el CEN. Este umbral es distinto para cada banda de frecuencia debido a que hay bandas que aportan mayor energía que otras, como regla general las menores frecuencias aportan más energía que las altas frecuencias.

Dado que la frecuencia de las CE puede variar en el tiempo en un rango mayor al de una banda (0,8 [Hz]), se realiza la evaluación en un par de bandas auxiliares, de 1,6 [Hz], formadas al juntar la banda dominante con su banda vecina de menor y mayor frecuencia, por ejemplo si la banda dominante es de 2,8 – 3,6 [Hz], se realiza la evaluación en las bandas 2,0 – 3,6 [Hz] y 2,8 – 4,4 [Hz], y se elimina el candidato sólo si ninguna de éstas tiene promedio de P sobre el umbral.

Eliminación de ritmos Alfa (RA): Un RA, o ritmo posterior dominante, corresponde a una actividad normal, caracterizada por ser muy rítmica (variaciones de menos de 1 [Hz]) en las frecuencias de la banda alfa (8 – 13 [Hz]), que tiene origen en las regiones posteriores del cerebro [12]. Para calificar a un candidato como RA, se evalúan secuencialmente las siguientes condiciones:

1. Al menos la mitad de los canales dominantes deben estar en el hemisferio posterior del cerebro; se impone que 9 de los 18 canales son posteriores.
2. Las bandas dominantes de estos canales deben estar en el rango de frecuencia de la banda alfa.
3. El candidato debe tener a lo más dos bandas contiguas como dominantes, dado que si tuviera más se dejaría de considerar rítmico según la definición de ritmo alfa (no pueden variar en un rango mayor a 1 [Hz]).

Cualquier candidato identificado como RA es eliminado.

La salida de este módulo corresponde a los candidatos que, según los criterios considerados, son efectivamente CE. En esta parte del sistema se debería incluir el sistema de disparo de alarma, y éste debería dar aviso cada vez que se encuentre un candidato que pase a todos los criterios de eliminación.

2.2.2.3.3 Módulo 3: Adaptación de Umbrales

Los EEG evidencian que las CE presentan una gran variedad de formas y patrones, y si bien las CE de un paciente particular generalmente muestran patrones definidos, éstos pueden diferir en relación a los de otros pacientes. Estas variaciones se pueden separar en dos tipos:

1. Diferencias asociadas a condiciones de medición distintas que afectan la toma de datos, como calibración de electrodos, pH de la piel, sudoración, etc. Éstas se ven al comparar distintos registros de EEG como diferencias de amplitud generalizadas (en todo el registro), o actividad basal diferente, y se enfrentan mediante la utilización del método de Gotman, comparando en cada instante la ventana de tiempo VO con la actividad basal AB y determinando si hay variaciones en el EEG que podrían corresponder a CE.
2. Diferencias asociadas a las características intrínsecas de cada individuo, donde se incluye la patología asociada al paciente, lugar del cerebro donde se originan las crisis, etc. Este tipo de diferencias se ven reflejadas en los EEG de distintos pacientes mediante CE con diferencias de amplitud, morfología y/o frecuencia; y para tratar con ellas se utilizan umbrales adaptativos que se adecuan a las características (ER y energía total) de las CE de cada paciente. A continuación se explica el proceso de adaptación de umbrales utilizado.

El proceso de adaptación de umbrales se realiza modificando los umbrales UER y UETM, para que éstos se ajusten a los eventos que se van detectando. La adaptación del primer umbral sirve para evitar la generación de candidatos con bajo nivel de ER en comparación a otros eventos previamente detectados en el mismo paciente; y la adaptación del segundo umbral promueve la eliminación de candidatos con muy bajo nivel de energía total.

La adaptación de ambos umbrales se realiza sobre un candidato a CE que ha pasado la etapa de eliminación de candidatos. Se comienza la detección con un umbral inicial definido empíricamente utilizando el CEN de manera que la mayor cantidad de CE esté sobre el umbral inicial. Al identificar un evento, se determina un umbral auxiliar en función de las propiedades de dicho evento, el cual será ponderado con el umbral anterior mediante un coeficiente de aprendizaje que disminuye cada vez que se realiza una adaptación de umbrales. Las propiedades del evento que provoca la adaptación de umbrales y que se utilizan para definir el umbral auxiliar, dependen del proceso de adaptación que se esté llevando a cabo (adaptación de UER o de UETM). La fórmula general de adaptación de umbrales es:

$$U_k = U_{k-1} \cdot (1 - \eta) + U_{aux} \cdot \eta, \quad 0 \leq \eta \leq 1, \quad (2.5)$$

donde U_k corresponde al umbral en el tiempo k , U_{aux} es el umbral auxiliar y η es el coeficiente de aprendizaje, el cual disminuye cuadráticamente cada vez que se adapta un umbral.

Se debe tener en cuenta que un candidato puede tener varios canales y bandas dominantes, y se obtendrá un umbral auxiliar distinto en cada par canal-banda dominante, denominado U_{aux-cb} ; sin embargo es necesario definir un único U_{aux} para cada candidato, lo que se realiza combinando los U_{aux-cb} de los distintos pares canal-banda dominante mediante la mediana:

$$U_{aux} = \text{mediana}(U_{aux-cb}), \quad (2.6)$$

obteniendo así el U_{aux} del candidato que se utiliza en la ecuación (2.5). En la Figura 18 se muestra un ejemplo de las diferencias entre una misma característica en los 4 pares canal-banda dominantes de un candidato.

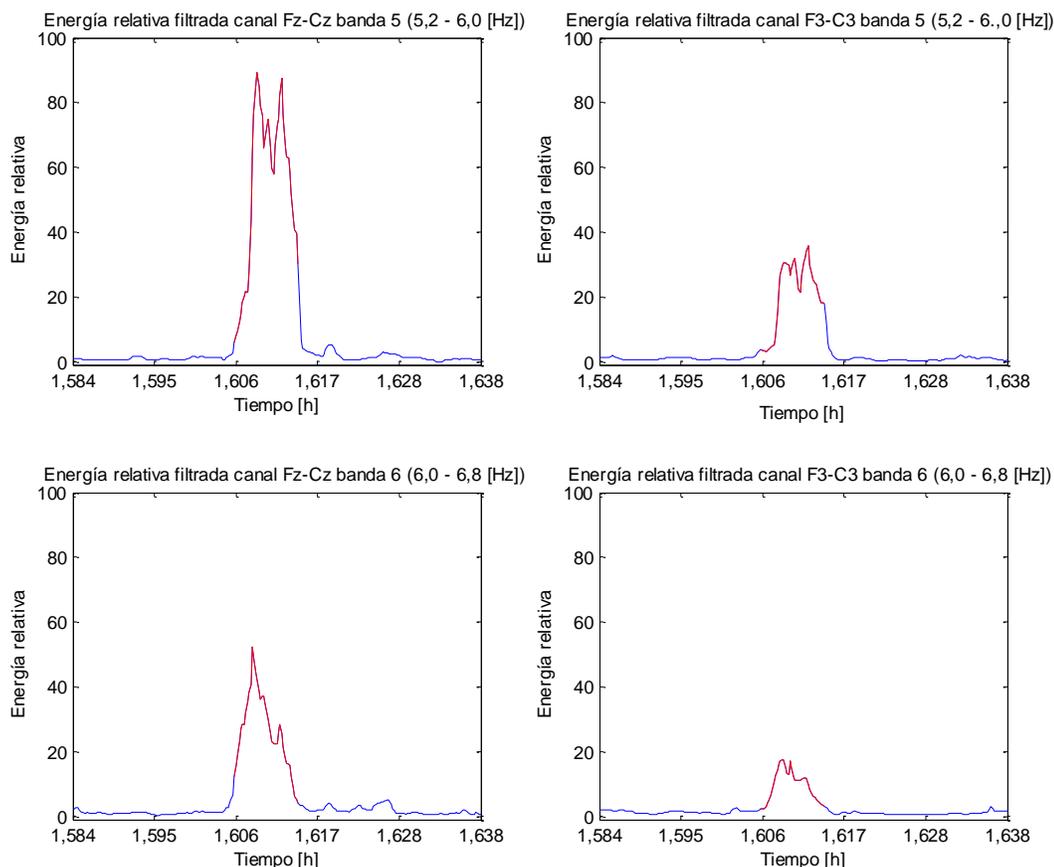


Figura 18: Gráficos de la ER en los 4 pares canal-banda dominante de un candidato en un mismo tiempo. Cada uno de los 4 gráficos expuestos en esta figura corresponde a la ER del mismo candidato (y su entorno) en sus diferentes canales y bandas dominantes, es decir, donde el candidato fue pesquisado. El candidato (marcado por los expertos en rojo), puede ser identificado en los canales Fz-Cz y F3-C3 (gráficos de la izquierda y derecha respectivamente), y en cada uno, en las bandas 5 y 6 (gráficos superiores e inferiores respectivamente). Como es posible apreciar, la ER del candidato tiene valores diferentes en cada caso, por lo tanto se obtendrá un U_{aux-cb} distinto para cada uno de los casos; pero como es necesario un único umbral que represente al candidato, éste se obtendrá mediante la mediana de los 4 U_{aux-cb} .

A continuación se explican los detalles de la adaptación de ambos umbrales:

Adaptación del UER: Existen registros donde las CE tienen ER relativamente pequeña, similares a la de ciertas actividades no epilépticas de otros registros. Utilizar un mismo umbral para generar candidatos en todos los registros implicaría incorporar también como candidatos a estas actividades no epilépticas. La adaptación del umbral a las CE de cada registro permite evitar estos errores, para casos donde la ER de las crisis sea mayor que la ER de la actividad no epiléptica.

Realizar la adaptación del umbral implica que un candidato fue aceptado como CE, por lo que tiene sentido que otros candidatos con características similares también sean considerados CE. Por lo tanto, y dado que el largo mínimo para que un candidato sea considerado CE es de 8 ventanas, el umbral ya adaptado debe ser adecuado para que al menos 8 ventanas del candidato mediante el cual se adaptó, estén sobre este umbral, permitiendo así detectar futuros candidatos con características similares.

El cálculo de U_{aux-cb} se realiza en cada par canal-banda dominante, y dependen del largo del candidato y de las características de éste en esa banda y canal. Se definen dos casos:

1. Si el candidato tiene largo entre 8 y 11 ventanas, se define el U_{aux-cb} de un par canal-banda dominante como la mínima ER del candidato en el par canal-banda dominante, manteniendo así todas las ventanas del candidato sobre el U_{aux-cb} . Se realiza esto, en vez de mantener sólo las 8 ventanas necesarias para considerar al candidato CE, para evitar la no detección de crisis en caso donde el umbral sea muy justo.
2. Si el candidato tiene largo mayor a 11 ventanas, se fija un U_{aux-cb} que excluya al 20% de estas ventanas, lo que permite tener valores de umbral más alto (y por lo tanto disminuir la cantidad de candidatos a CE que se generarán con el nuevo umbral) y mantener un número adecuado de ventanas sobre el umbral (sobre 8 ventanas). Si bien con este criterio se descartan ventanas del candidato, siempre se mantienen al menos 8 ventanas de candidato, y son las que tienen mayor energía.

Mediante este proceso se establece un U_{aux-cb} para cada par canal-banda dominante, los que son combinados en un único umbral, U_{aux} , mediante la ecuación **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..**

Finalmente, se adaptan los umbrales según la ecuación (2.5), pero el coeficiente de aprendizaje utilizado (η) para calcular U_k depende de la diferencia entre U_{aux} y U_{k-1} , de modo que si U_{aux} es dos veces mayor que U_{k-1} , se utiliza un coeficiente de aprendizaje mayor que en el caso contrario (U_{aux} menor que dos veces U_{k-1}), es decir, se le da más importancia al valor de umbral que propone el candidato (U_{aux}), que al umbral que se tenía anteriormente (U_{k-1}). Esto se realiza cada vez que se adapta el umbral. La Figura 19 muestra un ejemplo de la adaptación de umbrales UER.

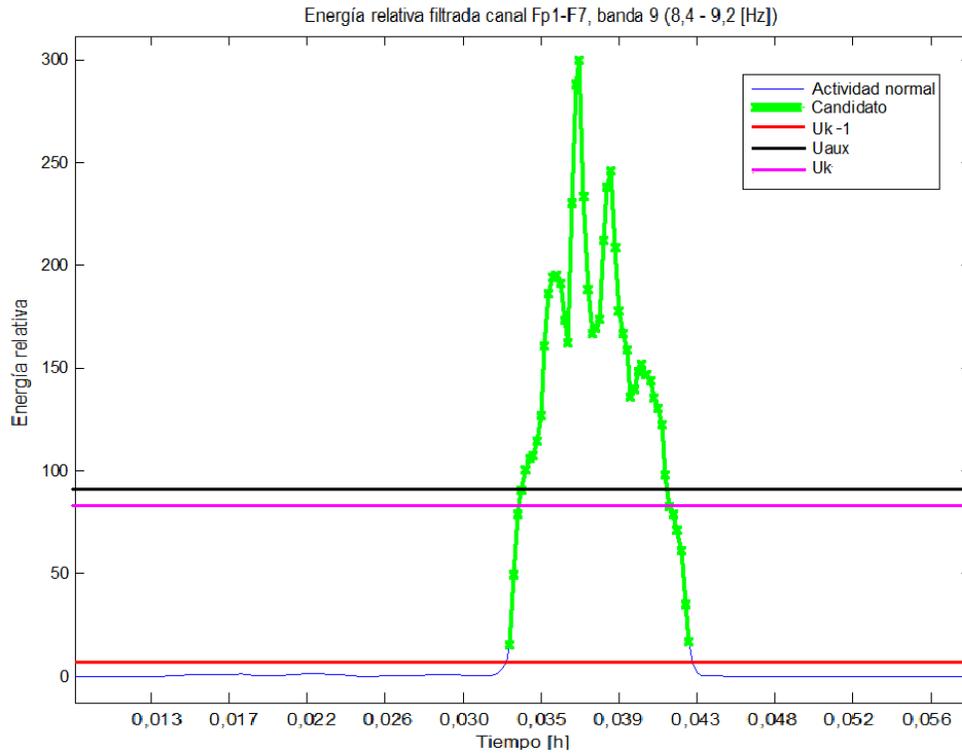


Figura 19: Ejemplo de la adaptación de UER. Este ejemplo corresponde a la primera adaptación del UER para un registro donde el candidato sólo tiene presencia en un canal y una banda (banda 9 (8,4 – 9,2 [Hz]) del canal Fp1-F7) y por lo tanto habrá sólo un U_{aux-cb} y será igual al U_{aux} . El U_{k-1} (horizontal roja) es el umbral inicial y tiene un valor de 7. El candidato (en verde) tiene 47 ventanas, por lo que se aplica el criterio para candidatos de largo mayor a 11 ventanas, estableciendo el U_{aux-cb} en un valor de 90, de modo que esté sobre el 20% de las ventanas del candidato (9 ventanas), y U_{aux} se determina mediante la ecuación (2.6) obteniendo también un valor de 90 (horizontal negra). Finalmente se determina el U_k (horizontal rosada) mediante la ecuación (2.5) con un coeficiente de aprendizaje $\eta = 0,9$, obteniendo un UER adaptado con valor 82. Concluido el proceso de adaptación para este candidato, se disminuye el η cuadráticamente, pasando a tener un valor de 0,81 para la próxima vez que se adapte un umbral.

Adaptación del UETM: La idea es que el UETM represente a la mínima energía total necesaria para considerar que un candidato sea crisis. Dado que el candidato puede estar en más de un canal, se establece un umbral auxiliar para cada canal dominante, denominado U_{aux-c} , el cual será igual al mínimo de la energía total de cada ventana del candidato; y para determinar un U_{aux} único se utiliza la mediana del conjunto de los U_{aux-c} . La ecuación (2.7), muestra la fórmula para calcular U_{aux} en la adaptación de UETM:

$$U_{aux} = \text{mediana}(U_{aux-c}) \quad (2.7)$$

Existen registros donde la energía total de las crisis es similar a la de la actividad normal, por lo que la energía total mínima no permite distinguir entre una y otra. Por lo tanto, no se realiza el ajuste de umbral en los casos donde los candidatos tengan un promedio de energía total muy baja (bajo un valor establecido utilizando el CEN), y se mantiene el UETM inicial, el cual es suficientemente pequeño para no descartar las crisis encontradas en estos casos. La Figura 20 muestra 2 ejemplos: uno donde no se realiza la adaptación, y otro donde sí se realiza.

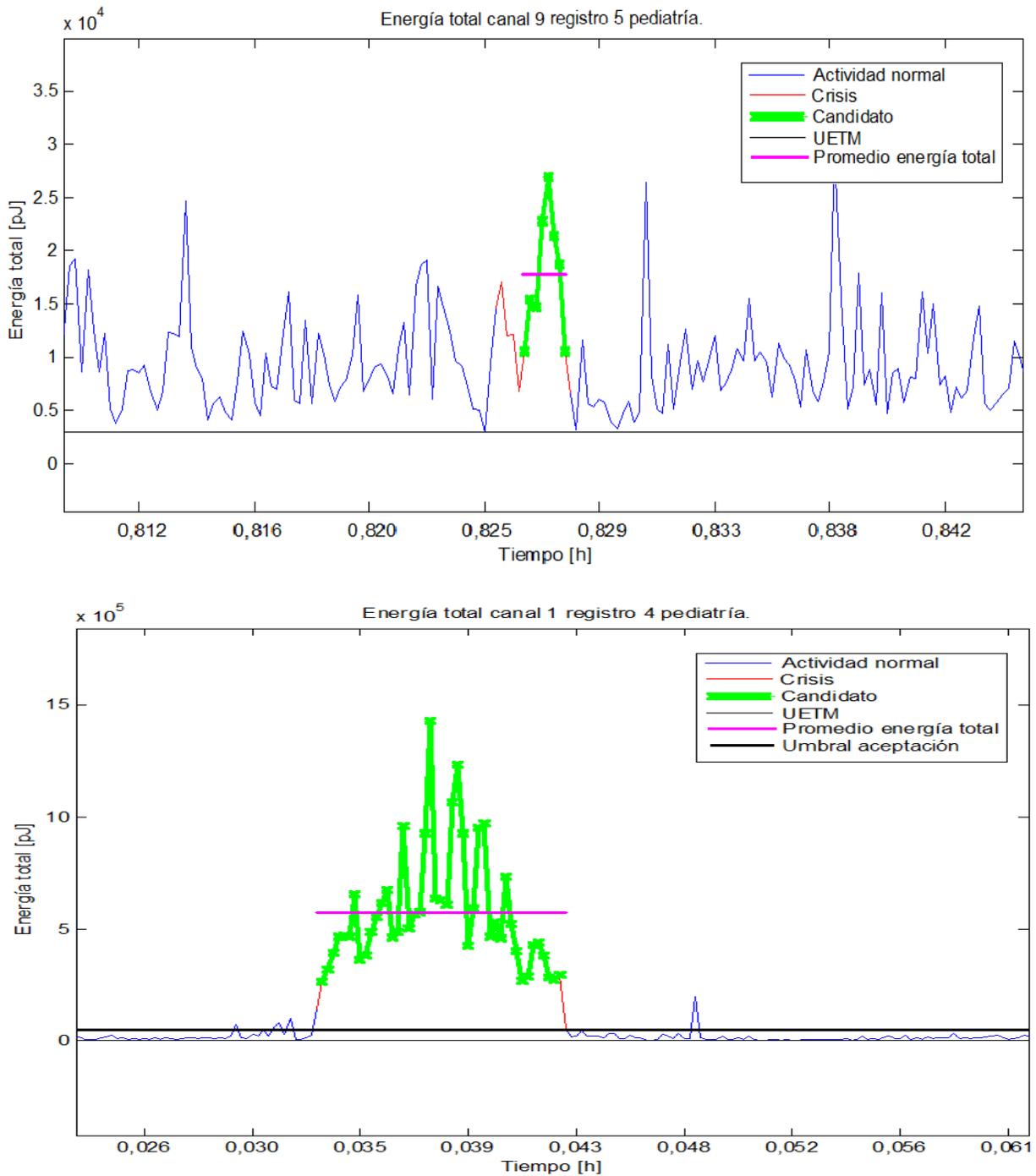


Figura 20: Ejemplo donde no se adapta el UETM (imagen superior) y ejemplo donde si se realiza la adaptación del umbral. Los gráficos en esta figura muestran la energía total de segmentos pertenecientes a 2 registros distintos. En ambos se muestra un candidato (en verde), marcado como crisis por los expertos. En el gráfico superior, el promedio de energía total (en rosado) del candidato se encuentra bajo el umbral mediante el cual se acepta la adaptación de UETM (umbral de aceptación) (que no se aprecia en la figura porque tiene un valor muy alto ($5 \cdot 10^4$ [pJ])), por lo tanto no se aplica la adaptación del UETM (horizontal negra), manteniendo el valor inicial ($0,3 \cdot 10^4$ [pJ]). En cambio, en el gráfico inferior el promedio de la energía total del candidato (horizontal rosada) supera al umbral de aceptación (horizontal negra gruesa), y se procederá a adaptar el UETM (horizontal negra fina) según el método descrito anteriormente.

3 Resultados y Análisis

3.1 Criterios Para Determinar la Concordancia Entre las Marcas Expertas y la Detección Automática del Sistema

Para evaluar el desempeño del sistema es preciso establecer los criterios que permiten cuantificar la coincidencia de la detección automática con la marca del experto. Al tratarse de un sistema de alarma, la precisión con que se detecta el comienzo y final de las CE no tiene mayor importancia, pero sí es importante identificar adecuadamente si se está o no en presencia de crisis. Entonces, la salida del sistema puede ser clasificada en una de las 3 categorías que se describen a continuación:

- Verdadero positivos (VP): corresponde a un evento que fue identificado como CE por el sistema y estaba marcado por el experto como tal. Para que un evento detectado por el sistema sea considerado VP, se impone que éste debe tener al menos 10 segundos de traslape con la marca del experto, sin importar si no coincide exactamente con el inicio, fin y/o largo.
- Falsos negativos (FN): son las CE marcadas por el experto que no fueron identificadas por el sistema.
- Falsos positivos (FP): son eventos identificados por el sistema como CE que no coinciden con marcas del experto. Aquí cabe destacar que si el sistema detecta que una crisis comienza antes (o termina después) de lo que el experto marcó, esas ventanas detectadas antes (o después) de la marca no corresponden a FP, dado que es posible que el sistema detecte actividad que corresponda a CE y que el experto no logra identificar.

3.2 Medidas Estadísticas Utilizadas

Para medir y comparar el rendimiento del sistema se utilizaron las siguientes medidas estadísticas, la cuales fueron calculadas por cantidad de eventos, y no por ventanas.

- Tasa de verdaderos positivos (TVP): mide el porcentaje de casos positivos (CE) que son correctamente identificados como tales, respecto del total de casos identificados como positivos por el experto:

$$TVP = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.1)$$

- Tasa de falsos positivos (TFP): mide la proporción de casos detectados como positivos y que han sido identificados como negativos por el experto, respecto del total de casos identificados como positivos por el sistema:

$$TFP = \frac{FP}{FP + VP} \quad (3.2)$$

- Falsos positivos por hora (FPH): es la cantidad media de FP que ocurren en una hora. Esta medida se ocupa ampliamente en la literatura y se emplea en este trabajo para realizar comparaciones:

$$FPH = \frac{\text{Total FP en un registro}}{\text{largo del registro en horas}} \quad (3.3)$$

3.3 Ajuste de Umbrales

El sistema se entrena ajustando sus parámetros por medio de un proceso iterativo usando el CEN. Este proceso se describe en los siguientes pasos:

1. Se fija arbitrariamente un conjunto inicial de parámetros, p , y se obtiene el desempeño del sistema (tasa de verdaderos positivos (TVP) y tasa de falsos positivos (TFP)), considerando la cantidad total de eventos VP, FN y FP de todos los registros del CEN.
2. Se identifica el registro r con peores resultados para ambos índices (TVP y TFP) dando mayor importancia a la TVP, y se modifican los parámetros, obteniendo p_r , de modo que se obtenga la mejor TVP posible sin que la TFP aumente considerablemente (se aceptó arbitrariamente un aumento máximo de 20%).
3. Se calcula la TVP y TFP para todo el CEN utilizando los parámetros p_r ; si los resultados para todo el conjunto mejoran, se acepta p_r como el conjunto de parámetros adecuado y se fija $p = p_r$, para luego volver al punto 2 y seguir con las iteraciones. Por otro lado, si los resultados sobre todo el CEN empeoran, se determina un nuevo p_r que mejore en menor medida el desempeño sobre r , pero que permita mejorar los resultados sobre todo el CEN. En caso de no poder mejorarse los resultados sobre todo el CEN, se vuelve al punto 2, omitiendo el desempeño sobre el registro r (actual registro con peores resultados), por lo tanto ya no se considerarán los resultados de r cuando se busque el registro con peores resultados, pero sí cuando se calcule el desempeño sobre todo el CEN. El método se detiene cuando no se puedan mejorar más los resultados generales sobre el CEN, al variar los parámetros para un registro en particular.

3.4 Desempeño del Sistema de Detección Automática de CE

A continuación se presentan los resultados obtenidos para las dos metodologías planteadas, *batch* y *online*. Debido a que se contaba con una base de datos reducida, los resultados que se presentan son sólo del CEN, no existiendo un conjunto de prueba. Además, se utilizó el conjunto final de parámetros, determinado para cada método con el proceso de ajuste descrito en la sección anterior.

Las tablas de resultados que se presentan para ambos métodos muestran: el número de eventos marcado por los expertos, el largo del registro en horas, la cantidad de eventos que fueron correctamente detectados, los errores de detección (eventos no detectados y falsos positivos) y las tres medidas estadísticas de desempeño descritas en la sección 3.2: TVP, TFP y FPH.

3.4.1 Desempeño Sistema Batch

La Tabla 4 muestra los resultados de la detección con el método *batch* propuesto para todo el CEN y para cada registro de éste por separado.

Tabla 4: Resultados de detección de CE para los registros del CEN aplicando el sistema *batch* propuesto. Se muestra el número total de CE, el largo del registro, la cantidad de eventos VP, FN y FP, además de las medidas estadísticas que permiten cuantificar el desempeño del sistema.

Registros	Características del registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
1	1	15,2	1	0	0	100	0	0,00
2	19	28,2	18	1	3	94,7	14,3	0,11
3	4	16,2	4	0	0	100	0	0,00
4	23	19,7	23	0	0	100	0	0,00
5	9	15,8	9	0	0	100	0	0,00
6	20	11,0	0	20	2	0	100	0,18
7	46	26,4	12	34	13	26,1	52,0	0,49
8	29	19,0	12	17	11	41,4	47,8	0,58
9	21	21,7	1	20	12	4,8	92,3	0,55
10	9	9,9	1	8	1	11,1	50,0	0,10
TOTAL	181	183,1	81	100	42	44,8	34,1	0,23

Las siguientes tablas presentan los resultados totales para subconjuntos específicos del CEN. En la Tabla 5 se separan dos subconjuntos, donde uno contiene los registros en que las CE se presentan con gran amplitud y de forma generalizada, ya sea en alguno de los lóbulos cerebrales (izquierdo o derecho), o en todo el cerebro; y el otro subconjunto contiene a los registros donde las CE tienen bajos valores de amplitud, y se ven en pocos canales, es decir, en una zona específica del cerebro de manera focalizada. En la Tabla 6 se separa un subconjunto con los registros de pacientes pediátricos, y otro con los registros de pacientes adultos.

Tabla 5: Resultados de detección de CE utilizando el sistema *batch* sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con gran amplitud y de forma generalizada (registros del 1 al 5), y el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con bajos valores de amplitud y de manera local (registros del 6 al 10).

Subconjunto de registros	Características registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
1 - 5	56	95,1	55	1	3	98,2	5,2	0,03
6 - 10	125	87,9	26	99	39	20,8	60,0	0,44

Tabla 6: Resultados de detección de CE aplicando el sistema *batch* sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros de pacientes pediátricos (registros 4, 5, 8, 9 y 10), y el subconjunto de los registros de pacientes adultos (registros 1, 2, 3, 6 y 7).

Subconjunto de registros	Características registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
Pediatría [4, 5, 8, 9 y 10]	91	86,1	46	45	24	50,5	34,3	0,28
Adultos [1, 2, 3, 6 y 7]	90	97,0	35	55	18	38,9	34,0	0,19

3.4.2 Desempeño Sistema Online

La Tabla 7 muestra los resultados de la detección con el método *online* propuesto, para todo el CEN y para cada registro de éste por separado.

Tabla 7: Resultados de detección de CE para los registros del CEN aplicando el sistema *online* propuesto. Se muestra el número total de CE, el largo del registro, la cantidad de VP, FN y FP, además de las medidas estadísticas que permiten cuantificar el desempeño del sistema.

Registros	Características registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
1	1	15,2	1	0	10	100	90,9	0,66
2	19	28,2	17	2	18	89,5	51,4	0,64
3	4	16,2	4	0	0	100	0	0,00
4	23	19,7	23	0	1	100	4,2	0,05
5	9	15,8	9	0	1	100	10,0	0,06
6	20	11,0	13	7	23	65,0	63,9	2,08
7	46	26,4	38	8	22	82,6	36,7	0,83
8	29	19,0	20	9	33	69,0	62,3	1,74
9	21	21,7	10	11	20	47,6	66,7	0,92
10	9	9,9	4	5	11	44,4	73,3	1,12
TOTAL	181	183,1	139	42	139	76,8	50,0	0,76

La Tabla 8 y la Tabla 9 muestran los resultados aplicando el método *online* sobre los registros del CEN, separados en los subconjuntos explicados en la sección anterior.

Tabla 8: Resultados de detección de CE aplicando el sistema *online* sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con gran amplitud y de forma generalizada (registros del 1 al 5), y el subconjunto de los registros donde las CE se presentan con bajos valores de amplitud y de manera local (registros del 6 al 10).

Subconjunto de registros	Características registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
1 - 5	56	95,1	54	2	30	96,4	35,7	0,32
6 - 10	125	87,9	85	40	109	60,8	56,2	1,24

Tabla 9: Resultados de detección de CE aplicando el sistema *online* sobre los registros del CEN divididos en dos subconjuntos: el subconjunto de los registros de pacientes pediátricos (registros 4, 5, 8, 9 y 10), y el subconjunto de los registros de pacientes adultos (registros 1, 2, 3, 6 y 7).

Subconjunto de registros	Características registro		Total de eventos			Medidas estadísticas		
	Total de CE	Largo [hrs]	VP	FN	FP	TVP [%]	TFP [%]	FPH [1/h]
Pediatría [4, 5, 8, 9 y 10]	91	86,1	66	25	66	72,5	50,0	0,77
Adultos [1, 2, 3, 6 y 7]	90	97,0	73	17	73	81,1	50,0	0,75

3.5 Análisis de Resultados del Sistema de Detección de CE

3.5.1 Análisis Resultados Aplicando el Sistema Batch

Analizando la base de datos completa, de las 181 CE marcadas por los expertos en los 10 registros del CEN, el sistema *batch* detectó 81 de éstas (VP), lo que equivale a una TVP de $44,8 \pm 44,8\%$, y generó 42 falsas detecciones (FP), equivalentes a una TFP de $34,1 \pm 38,7\%$, como se puede ver en la Tabla 4. Los valores de desviación estándar se obtuvieron al considerar cada registro como un experimento independiente, e indican que el sistema tiene un desempeño muy distinto en los diferentes registros, motivando un análisis por subconjuntos del CEN.

Se separó el CEN en dos subconjuntos donde uno de ellos contiene a los registros donde las CE se pueden distinguir con mayor claridad, es decir, se presentan con gran amplitud y se ven en varios canales a la vez, y el otro subconjunto contiene a los registros que presentan CE con moderada amplitud y en una zona muy focalizada del cerebro. La Figura 21 muestra un ejemplo de los dos tipos de CE. La Tabla 5 muestra los resultados para estos subconjuntos. En el primer subconjunto (registros del 1 al 5) el sistema batch obtiene una TVP de 98,2% y una TFP de 5,2%, lo que muestra un muy buen resultado para este tipo de registros. En cambio para subconjunto donde las CE no se ven tan claramente, se obtiene una TVP de 20,8% y una TFP de 60,0% dejando en evidencia que éste es el tipo de registros donde el sistema falla mayoritariamente.

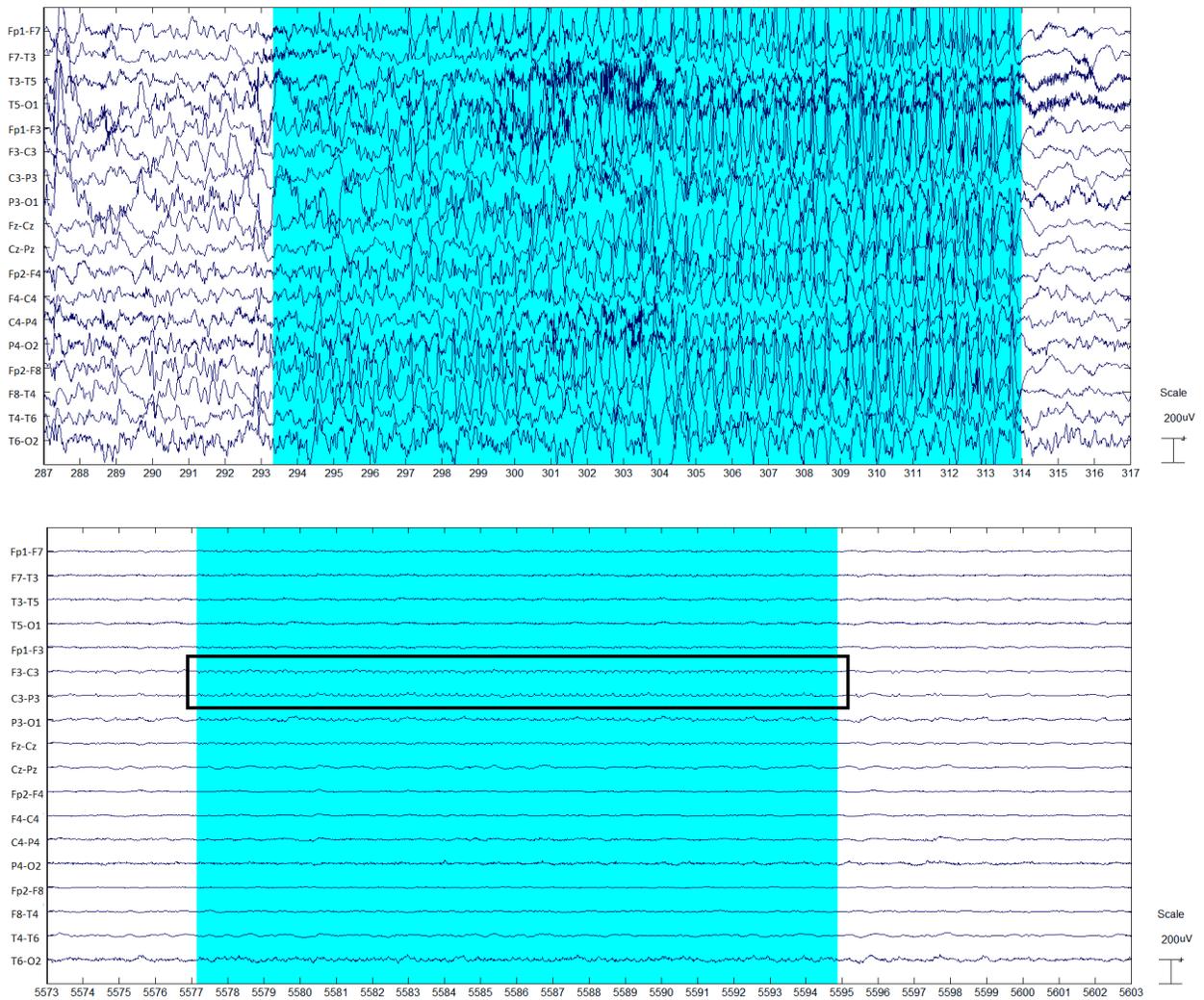


Figura 21: Ejemplo de CE con gran amplitud y en varios canales (imagen superior) y CE con moderada amplitud y en una zona focalizada del cerebro (imagen inferior). Ambas imágenes corresponden a un segmento de EEG, donde un experto marcó la presencia de CE (marcadas con fondo celeste). En la imagen inferior se marcó la zona donde la CE es apreciable (recuadro negro).

El objetivo de este proyecto es implementar la detección de CE en la UCP, pero por falta de registros, se utilizaron datos de pacientes pediátricos y adultos; por lo tanto, resulta necesario determinar si hay alguna diferencia importante en el desempeño del método sobre ambos grupos de registros. Los resultados se pueden ver en la Tabla 6. Al aplicar el sistema *batch* sobre el subconjunto de los registros de pacientes pediátricos, se obtiene una TVP de 50,5% y una TFP de 34,3%; en cambio, para el subconjunto de los registros de adultos se obtiene una TVP de 38,9% y una TFP de 34,0% lo que no es una diferencia importante entre subconjuntos. Hay que considerar que la cantidad de registros utilizados es reducida y por lo tanto no se puede concluir en función de estos resultados.

3.4.3 Análisis Resultados Aplicando el Sistema Online

Los resultados sobre todo el CEN, los que se aprecian en la Tabla 7, muestran que el sistema *online* detectó 139 de las 181 CE presentes en todos los registros de CEN, lo que equivale a una TVP de $76,8 \pm 21,9\%$, y generó 139 falsas detecciones (FP), equivalentes a una TFP de $50,0 \pm 31,7\%$. Si bien los valores de desviación estándar son menores que en el caso *batch*, aún se

consideran demasiado grande y muestran que es necesario separar entre registros para realizar el análisis.

Al aplicar el sistema *online* sobre el subconjunto de los registros cuyas CE se presentan con gran amplitud y en varios canales, se obtiene una TVP de 96,4% y una TFP de 35,7%, como se aprecia en la Tabla 8, lo que indica que el sistema detecta adecuadamente las CE de este subconjunto, pero genera muchas falsas alarmas. Por otro lado, los resultados sobre el subconjunto donde las CE no se aprecian con tanta claridad, muestran una TVP de 60,8% y una TFP de 56,2%.

Al probar el sistema de detección *online* sobre los registros de pacientes pediátricos se obtiene una TVP de 72,5% y una TFP de 50,0%; en cambio en los registros de pacientes adultos se obtiene una TVP de 81,1% y una TFP de 50,0%, como se muestra en la Tabla 9. Si bien los resultados son similares en ambos subconjuntos, la cantidad de registros utilizados para obtenerlos es muy pequeña, y por lo tanto no se puede concluir a partir de ellos.

3.5.2 Caracterización de Falsos Positivos

La principal desventaja que presenta el método *online*, en relación al método *batch*, es la alta TFP, llegando a 90,9% en el registro con peor desempeño en este sentido, lo que significa que de cada 10 eventos detectados, aproximadamente 9 corresponden a falsas alarmas y 1 es efectivamente una CE. La fuente principal de FP corresponde a artefactos que no fueron identificados como tales por el sistema debido a que éstos presentan características similares a las CE, y por lo tanto, no fueron eliminados; aproximadamente el 70% del total de FP es debido a éstos. Los artefactos más comunes son los ocasionados por músculos, seguido por los pestaños, y en menor proporción, los movimientos oculares y fallas en electrodos. La Figura 22 muestra un ejemplo de los artefactos musculares.

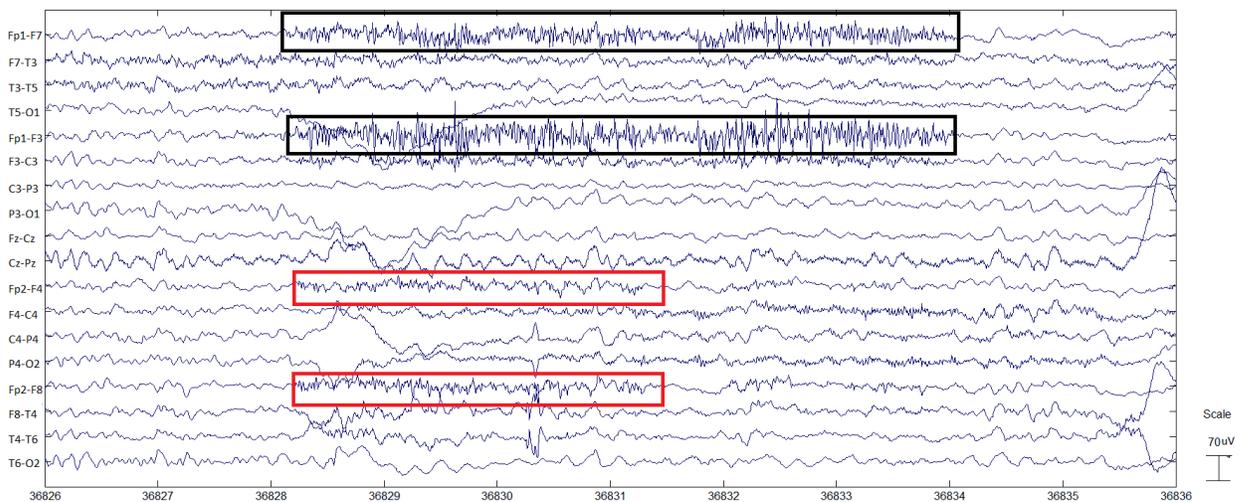


Figura 22: FP debido a artefacto muscular. La actividad de alta frecuencia que se encuentra en los canales Fp1-F7 y Fp1-F3 (rectángulos negros) corresponde a actividad muscular y por lo tanto a un artefacto que fue identificado por el sistema, sin embargo, la actividad de alta frecuencia que se observa en los canales Fp2-F4 y Fp2-F8 (rectángulos rojos) también corresponde a actividad muscular, pero ésta no fue detectada como artefacto debido a su baja amplitud. Los artefactos musculares corresponden a la principal fuente de FP de los sistemas propuestos. Para los expertos médicos este tipo de actividad es fácilmente identificada como artefacto debido a su frecuencia, morfología, y amplitud.

El 30% restante es debido a otras fuentes de FP tales como ritmos alfa no detectados, actividad rítmica de alta amplitud en la banda delta (actividad normal, típica del sueño en adultos, y de vigilia en niños [12]) (Figura 23), que no corresponden a artefacto, sino que son actividad normal

del cerebro. Además, se presentan FP propios de cada registro, por ejemplo, en el registro 6 se encuentran FP que corresponden a frecuente actividad epiléptica interictal, que no fue considerada crisis por los expertos, principalmente por presentarse de manera intermitente, o con disminuciones de voltaje cada cierto tiempo (Figura 24).

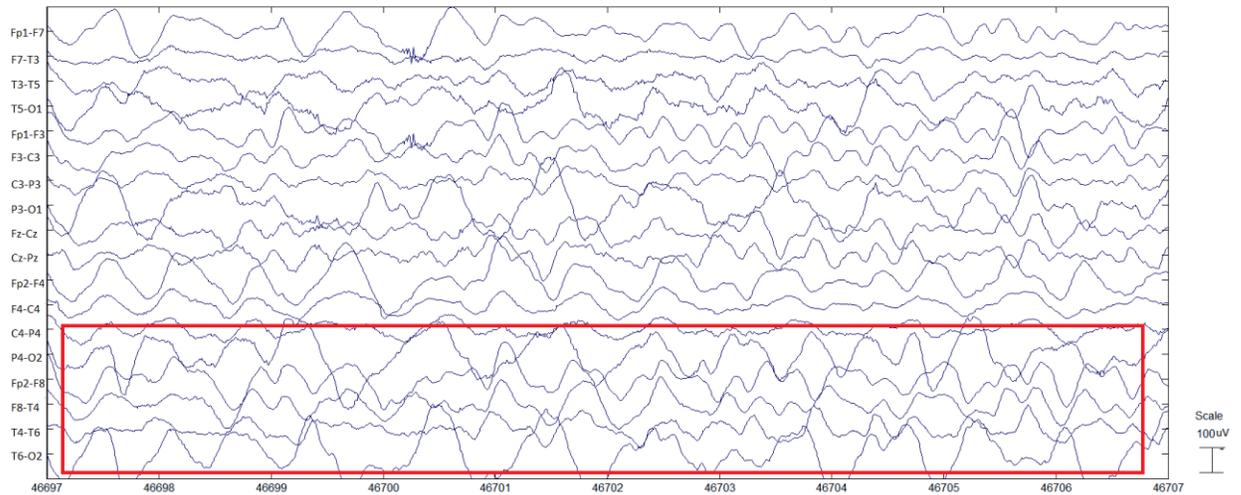


Figura 23: FP debido a actividad rítmica de alta amplitud en la banda delta. La actividad de baja frecuencia (1-2 [Hz]) que se ve con mayor amplitud en los canales P4-O2 y T6-O2 (rectángulo rojo), corresponde a una actividad normal, característica de estado de sueño, en adultos y niños, y con menor frecuencia en niños en estado de vigilia. Para los expertos es fácil notar que este tipo de actividad no corresponde a CE, debido a su morfología, en particular, no es una actividad muy rítmica y no se ve evolutividad.

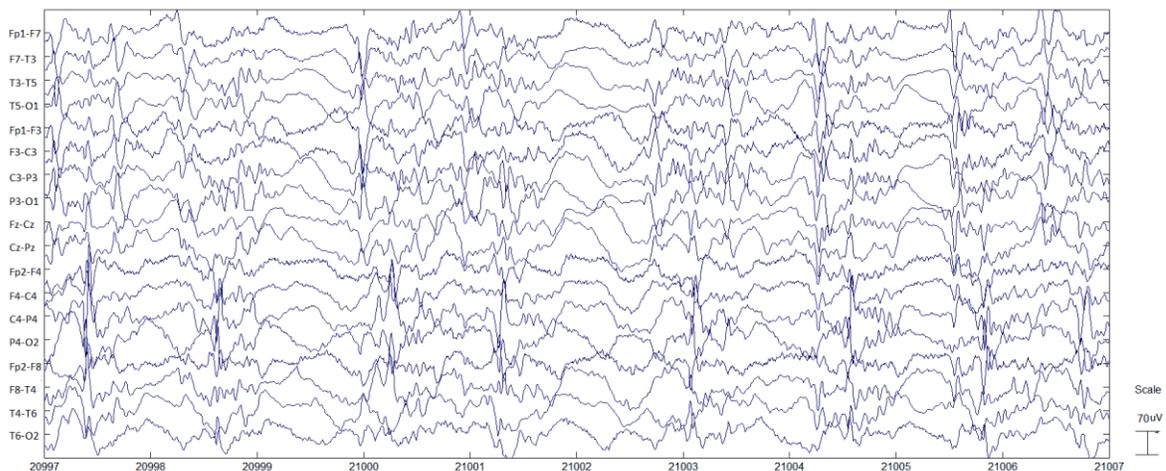


Figura 24: FP debido a actividad epiléptica interictal. La actividad de mayor frecuencia, que se aprecia en la mayoría de los canales, corresponde a actividad epiléptica interictal, es decir, que no es considerada crisis por los expertos. Ésta presenta similar morfología que las crisis de este paciente, pero está entrecortada por actividad de baja frecuencia, lo que corresponde a una interrupción de la actividad, motivo por el cual no es considerada crisis.

3.5.3 Comparación con Resultados de Otros Proyectos

Comparar los resultados de los distintos métodos propuestos en la literatura es una tarea difícil, debido a que no hay una estandarización en el protocolo para probar el desempeño de los métodos de detección de CE, y cada método ha sido probado en bases de datos diferentes, haciendo subdivisiones (por ejemplo, en pacientes sanos y enfermos), o se utilizan sólo segmentos seleccionados del registro para realizar las pruebas; además no hay una forma estándar de reportar los resultados y las métricas utilizadas varían de método en método [19]. Algunos

trabajos recientes han abordado este problema. Varsavsky *et al.* [26] proponen algunas directrices para validar los métodos de detección de CE, y describen una base de datos que se podría utilizar para realizar las pruebas. Además en el trabajo de Varsavsky aplicaron 4 algoritmos comerciales (Monitor, CNet, Reveal, y Saab) a la base de datos y evaluaron los resultados donde obtuvieron valores de TVP que varían de 71% a 76%, y valores de FPH que varían de 9,65 a 2,24 por hora [26]. De todas maneras se realizó una comparación considerando sólo los resultados reportados (y no las características de la base de dato) de los métodos que indican la TVP y/o FPH, ya que éstas son las medidas de desempeño más utilizadas. Por otra parte, el sistema propuesto por Murro *et Al* [18] fue probado en una base de datos de registros EEG intracraneales, los que tienen casi nula presencia de artefactos, por lo tanto no son comparables con los registros del método propuesto en este trabajo, ni a los otros métodos que utilizan EEG extracraneales.

La Tabla 10 muestra los resultados del sistema propuesto en este trabajo, y los reportados en los trabajos revisados en el capítulo 1. Se puede apreciar en esta tabla que el sistema propuesto no supera los resultados reportados en la mayoría de los trabajos de otros autores, obteniendo una TVP sólo similar al método propuesto por Gotman [9], y Saab & Gotman [23]; y una cantidad de FPH similar a la reportada por Gotman [9] y Khan *et Al* [15], pero bastante inferior a la reportada por Qu & Gotman [21], y Saab & Gotman [23].

Tabla 10: Comparación de resultados de detección de CE de los sistemas revisados en la bibliografía que reportan la TVP y/o FPH obtenidas con sus respectivos métodos, si no se reporta alguno de estos valores se indica como no-reportado (n/r). La primera columna muestra el número de referencia del listado que aparece en el final de este trabajo, la columna “Total de CE y número de pacientes” indica la cantidad de CE presentes en la base de datos de prueba (si es que fue reportada) y el número de pacientes a los que pertenecen los registros utilizados.

Ref.	Autor	Desempeño		Base de datos y comentarios	
		TVP [%]	FPH [1/h]	Total de CE y número de pacientes	Total de horas [h]
	Este trabajo	76,8	0,75	181 CE en 10 pacientes.	183
[9]	Gotman (1990)	73,1	0,84	179 CE en 44 pacientes.	4362
[21]	Qu & Gotman (1997)	100	0,02	47 CE en 12 pacientes. Necesita un <i>template</i> ⁶ .	32
[23]	Saab & Gotman (2004)	76,0	0,34	69 CE en 16 pacientes.	360
[25]	Tzallas <i>et al.</i> (2009)	89,0	n/r	5 pacientes	n/r
[15]	Khan <i>et al.</i> (2012)	100	1,10	55 crisis en 10 pacientes.	381

⁶ El método propuesto por Qu y Gotman [21] requiere como entrada un *template* o modelo de las CE de un paciente antes de comenzar a detectar; y éste corresponde a las características que presentan las CE de dicho paciente; siendo así un método semi-automático.

4 Discusión y Conclusiones

El trabajo realizado en esta memoria consistió en desarrollar un sistema de detección automática de CE, además de construir una base de datos marcada con CE de distintos pacientes. Es importante considerar que este trabajo es una versión preliminar del sistema de detección, y por lo tanto los resultados obtenidos no son finales, pero sirven para analizar y caracterizar las CE, además de dar directrices para un sistema más robusto.

El método *batch* propuesto es un paso intermedio para llegar al método *online*, y no puede ser considerado como una alternativa, dado que el proyecto requiere un sistema que sea capaz de alertar la presencia de CE en tiempo real, y por lo tanto, los resultados del método *batch* sólo sirven de guía para el desarrollo de métodos posteriores, pues aportan información importante, por ejemplo se observa que se puede identificar con excelente desempeño, tanto en TVP como TFP, las CE que se presenten con gran amplitud y en varios canales, por medio de escoger un canal y una banda dominante para todo el registro, como se aprecia en la Tabla 4 para los registros del 1 al 5. Además este método es una herramienta sencilla para analizar, caracterizar y probar características de los registros de EEG y de las CE.

En tanto, el método *online* corresponde al enfoque adecuado, debido que se ajusta a los requerimientos temporales del proyecto, pudiendo alertar la presencia de CE en el momento en que estas ocurren o con un retraso no considerable en comparación con el retardo actual en el HCPUC (4 horas aproximadamente en promedio). Si bien este método presenta una alta TFP y una no tan alta TVP, ambos indicadores son superiores a los determinados por Varsavsky *et al.* para 4 métodos comerciales aplicados sobre una base de datos específica (TVP entre 71% a 76%, y FPH entre 9,65 a 2,24 por hora) [26]; aunque hay que tener en cuenta que el desempeño del método propuesto en este trabajo fue obtenido para la misma base de datos con que se entrenó, y esta es de reducido tamaño. Se espera que ambos indicadores mejoren con la incorporación de una medida de la evolutividad de las CE, criterio utilizado por los expertos para la identificación de CE que no ha sido incluido en el sistema de detección.

El proceso de construcción de la base de datos marcada no está concluido, y esta debe ser ampliada incorporando nuevos registros de niños. Metodológicamente es incorrecto realizar las pruebas de detección sobre el conjunto donde el sistema fue entrenado, debido a que no se tiene una medida de generalización del sistema. Por lo tanto, una de las tareas importantes por realizar, es la construcción de una base de datos marcada, dividida en conjunto de entrenamiento, validación y prueba, y que cada uno de estos conjuntos sea representativo del mayor número posible de patrones de CE. Otro punto importante a considerar sobre la base de datos construida, es la forma en cómo se realizaron las marcas de las CE, donde los expertos validaron marcas realizadas por el autor de este trabajo, y no fueron ellos quienes marcaron directamente.

4.1. Detección de CE

La detección de crisis epilépticas por parte de un experto médico es un proceso laborioso que consume mucho tiempo y requiere de un alto nivel de expertizaje. Por otra parte, sin el apoyo de un sistema automático de detección, no es posible monitorear continuamente si un paciente presenta CE sin tener un retraso importante entre que éstas ocurren y son informadas a los médicos tratantes. Debido a esto, los sistemas de detección automatizada de CE son poderosas herramientas para reducir el tiempo de retraso con que se informa la presencia de crisis en un paciente, el que se puede reducir desde varias horas a pocos minutos, siendo esta la mayor

potencialidad del sistema desarrollado en este trabajo, dado que la oportuna detección de una CE permite a los médicos aplicar el tratamiento en un tiempo adecuado, evitando así daños neurológicos provocados por las CE.

El sistema presentado es un nuevo método *online* para detectar CE en la actividad de EEG de registros de niños, sin requerir más información que la contenida en el registro de EEG. El sistema está basado en técnicas de procesamiento de señales como la FFT, análisis espectral de potencia, y en la aplicación de umbrales adaptativos y criterios de expertos.

La FFT permite al sistema analizar las señales por bandas de frecuencia, y así tener información en el dominio temporal y frecuencial a lo largo del registro de EEG, lo que permite considerar la ritmicidad de las señales. Se utilizó esta herramienta en vez de otras, como EMD [22] o *wavelet* [17], debido a su menor costo computacional y a su simpleza al no requerir parámetros. Estas herramientas no se descartan para una posterior implementación de este método.

La aplicación de umbrales que se adaptan a los registros de EEG, permite trabajar con las grandes diferencias que existen entre los EEG de distintos pacientes, las cuales pueden llegar a casos extremos donde cierta actividad que es normal para un paciente, tiene aspecto muy similar a la actividad epiléptica de otro paciente. El sistema propuesto emula el procedimiento que realizan los expertos para identificar CE por medio de la utilización de los criterios expertos.

En relación a los resultados, se obtuvo una TVP de 76,8% y una TFP de 50,0% al aplicar el sistema *online* sobre todo el CEN. Si bien el método es perfectible, tiene un enfoque adecuado dado que permite detectar CE de manera online, y presenta buenos resultados para un conjunto seleccionado de registros, que tienen en común presentar CE de alta amplitud y que son apreciables en varios canales, obteniendo una TVP de 96,4% y una TFP de 35,7%.

Entre las limitaciones más importantes se reconocen las siguientes: i) la etapa de eliminación de candidatos es deficiente, lo que obliga a subir el umbral mediante el cual se generan candidatos, perdiendo así CE y disminuyendo la TVP ii) se utilizan algunos umbrales absolutos, determinados empíricamente utilizando el CEN, que no dependen de los datos de cada registro, y iii) las pruebas se realizaron sobre el CEN y no sobre un conjunto de prueba independiente. Se espera que se mejoren el primer y último punto mediante la implementación de una medida de evolutividad para descartar candidatos, y la adición de nuevos registros a la base de datos para aumentar su tamaño y tener conjuntos de entrenamiento, validación y prueba representativos de los distintos tipos de CE. Respecto al segundo punto, algunos umbrales, como los utilizados para descartar artefactos, tienen un valor único e independiente de los registros, lo que provoca errores de detección debido a la diferencia entre los EEG de distintos pacientes; la implementación de alguna medida que considere estas variaciones podría ayudar a corregir este problema.

Los puntos descritos y analizados anteriormente señalan que se cumplieron parcialmente los objetivos planteados en este trabajo, y se espera que todos sean satisfechos mediante la aplicación de las recomendaciones dadas a lo largo de todo este documento, donde las más importantes son: aumentar el tamaño de la base de datos, utilizar conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, mejorar el descarte de candidatos, y aumentar la robustez frente a artefactos y actividades que provocan errores en la detección de CE, como los ritmos alfa.

Se proponen las siguientes líneas de investigación para mejorar el desempeño del sistema:

1. Integrar una medida de la evolutividad de las CE, en amplitud y frecuencia, para utilizarla en la eliminación de candidatos. Se espera que al tener una mejor eliminación de candidatos el sistema mejore su desempeño tanto en TVP como TFP, ya que disminuirían los umbrales para generar candidatos. Esto no es posible actualmente, ya que provocaría una TFP aún mayor.
2. Caracterizar los artefactos no eliminados en la etapa de eliminación de artefactos permitiría incluir criterios más específicos, que posibiliten eliminar más de estos eventos, sin descartar actividad epiléptica correctamente identificada.
3. Estudiar la utilización de un patrón de CE definido adaptativamente para cada registro (canales y bandas dominantes), y no admitir candidatos que no se ajusten a dicho patrón. Esta es una opción válida que se basa en el criterio experto que propone que la mayoría de los pacientes presentan crisis con un patrón establecido y propio. La implementación de esta característica de los registros de EEG debe considerar que podrían haber registros donde esto no se satisfaga, y debería tratar estos casos de manera distinta.

En resumen, se puede señalar que la detección de CE en un registro de EEG es una tarea difícil, considerando que se busca emular un procedimiento realizado por expertos humanos, que tienen asociado algún grado de subjetividad. Sin embargo, y pese a lo anterior, fue posible desarrollar un sistema automático de detección que funciona de manera *online*, y al menos en la base de datos que se probó, muestra resultados similares a los obtenidos para métodos comerciales sobre una base de datos específica.

5 Bibliografía

- [1] Adeli, H., Ghosh-Dastidar, S., y Dadmehr, N. (2007). A wavelet-chaos methodology for analysis of EEGs and EEG subbands to detect seizure and epilepsy. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 54(2), 205-211.
- [2] Andrzejak, R. G., Lehnertz, K., Mormann, F., Rieke, C., David, P., & Elger, C. E. (2001). Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state. *Physical Review E*, 64(6), 061907.
- [3] Aurlien, H; Gjerde, I.O; Aarseth, J.H; Eldøen, G; Karlsen, B; Skeidsvoll, H; Gilhus, N.E (2004). "EEG background activity described by a large computerized database". *Clinical Neurophysiology* 115 (3): 665–673.
- [4] Cadwell Easy II Brochure. Rev. 6, (2006). Cadwell Laboratories. Kennewick, WA, USA.
- [5] PhysioNet. CHB-MIT scalp EEG database [En línea]. Disponible: <http://physionet.org/physiobank/database/chbmit/>. [Último acceso: 14 Julio 2014].
- [6] MATLAB CENTRAL. blockEdfLoad, 23 Julio 2013 (Actualizado 27 Enero 2014) [En línea]. Disponible: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/42784-blockedfload>. [Último acceso: 14 Abril 2014].
- [7] Ghosh-Dastidar, S., Adeli, H., & Dadmehr, N. (2007). Mixed-band wavelet-chaos-neural network methodology for epilepsy and epileptic seizure detection. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 54(9), 1545-1551.
- [8] Gotman, J. (1982). Automatic recognition of epileptic seizures in the EEG. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 54(5), 530-540.
- [9] Gotman, J. (1990). Automatic seizure detection: improvements and evaluation. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 76(4), 317-324.
- [10] Gotman, J. (2011). A few thoughts on “what is a seizure?”. *Epilepsy & Behavior*, 22, S2-S3.
- [11] Gotman, J., & Gloor, P. (1976). Automatic recognition and quantification of interictal epileptic activity in the human scalp EEG. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 41(5), 513-529.
- [12] Hirsch, L., & Brenner, R. (Eds.). (2011). *Atlas of EEG in critical care*. John Wiley & Sons.
- [13] JASPER, H. H. (1958). The ten twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 10, 371-375.
- [14] Kemp, B., Värri, A., Rosa, A. C., Nielsen, K. D., & Gade, J. (1992). A simple format for exchange of digitized polygraphic recordings. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 82(5), 391-393.
- [15] Khan, Y. U., Farooq, O., & Sharma, P. (2012). Automatic detection of seizure onset in pediatric EEG. *International Journal of Embedded Systems and Applications*, 2(3), 81-89.

- [16] Lawhern, V., Hairston, W. D., & Robbins, K. (2013). DETECT: A MATLAB Toolbox for Event Detection and Identification in Time Series, with Applications to Artifact Detection in EEG Signals. *PloS one*, 8(4), e62944.
- [17] Mallat, S. G. (1989). A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 11(7), 674-693.
- [18] Murro, A. M., King, D. W., Smith, J. R., Gallagher, B. B., Flanigin, H. F., & Meador, K. (1991). Computerized seizure detection of complex partial seizures. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 79(4), 330-333.
- [19] Orosco, L., Correa, A. G., & Laciari, E. (2013). Review: A Survey of Performance and Techniques for Automatic Epilepsy Detection. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 33(6), 526-537.
- [20] Rowan, A. J., & Tolunsky, E. (2003). *A primer of EEG: with a mini-atlas*. Butterworth-Heinemann Medical.
- [21] Qu, H., & Gotman, J. (1997). A patient-specific algorithm for the detection of seizure onset in long-term EEG monitoring: possible use as a warning device. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 44(2), 115-122.
- [22] Rilling, G., Flandrin, P., & Goncalves, P. (2003, June). On empirical mode decomposition and its algorithms. In *IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing* (Vol. 3, pp. 8-11). NSIP-03, Grado (I).
- [23] Saab, M. E., & Gotman, J. (2005). A system to detect the onset of epileptic seizures in scalp EEG. *Clinical Neurophysiology*, 116(2), 427-442.
- [24] Shoeb, A. H. (2009). *Application of machine learning to epileptic seizure onset detection and treatment* (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).
- [25] Tzallas, A. T., Tsipouras, M. G., & Fotiadis, D. I. (2009). Epileptic seizure detection in EEGs using time–frequency analysis. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, 13(5), 703-710.
- [26] Varsavsky, A., Mareels, I., & Cook, M. (2010). *Epileptic Seizures and the EEG: Measurement, Models, Detection and Prediction*. CRC Press.
- [27] World Health Organization. Fact sheet N°999 - Epilepsy. *WHO*. N.p, October 2012. [En línea]. Disponible: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs999/en/>. [Último acceso: 13 Agosto 2014].