

EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS FRECUENCIALES EN REGISTROS EEG A PARTIR DE LA TRANSFORMADA WAVELET

EXTRACTION OF FREQUENCY CHARACTERISTICS FROM EEG REGISTRES USING WAVELET TRANSFORM

Alexander Jaramillo García¹, Daniel F. Acosta García², John F. Ochoa Gómez³

¹. GIBIC/Laboratorio de Neurofisiología GNA-GIBIC, Bioingeniería, Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia. E-mail: alexander.jaramillo@udea.edu.co

². GIBIC/Laboratorio de Neurofisiología GNA-GIBIC, Bioingeniería, Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia. E-mail: fabian.acosta@udea.edu.co

³. GIBIC/Laboratorio de Neurofisiología GNA-GIBIC, Bioingeniería, Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia. E-mail: john.ochoa@udea.edu.co

Recibido: 3 Diciembre

Aceptado: 15 Diciembre

*Correspondencia del autor. GIBIC/Laboratorio de Neurofisiología GNA-GIBIC, Bioingeniería, Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia.

RESUMEN

La identificación de características oscilatorias en señales electroencefalográficas (EEG) ha sido ampliamente estudiada debido al bajo costo de la técnica y la utilidad de la información que provee. En el presente trabajo se introduce un esquema para el estudio de registros EEG usando Wavelet en un grupo de sujetos sanos bajo dos condiciones: reposo y memoria. Se empleó la Transformada Discreta de Wavelet (DWT) para obtener coeficientes con información frecuencial y temporal. A continuación se extrajeron las diferencias asociadas al cambio de condición entre los ritmos cerebrales en un conjunto de regiones de análisis. Mediante análisis de varianza se encontró que el mayor aporte de variabilidad está relacionado con el ritmo β y se verificó que el comportamiento de los ritmos α , β y γ concuerda con investigaciones previas sobre procesos de memoria. El esquema propuesto constituye un primer paso en la construcción de una metodología de análisis orientada al estudio de sujetos con Enfermedad de Alzheimer.

Palabras claves: transformada wavelet, electroencefalografía, medidas biomédicas, análisis estadístico, análisis espectral.

ABSTRACT

The identification of oscillatory characteristics in (EEG) electroencephalographic signals has been widely studied due to the low cost of the technique and the use of information it provides. In this work, a scheme for the study of EEG registries using Wavelet in a group of healthy subjects - under two conditions: idleness and memory - has been introduced. DWT Discrete Wavelet Transform was used in order to obtain coefficients with frequency and temporal information. Then, differences associated to condition change among cerebral rhythms in a set of analysis regions were extracted. Through the variance analysis, it was found that the largest contribution of variability is related to the β rhythm and it was verified that the behavior of α , β and γ is in agreement with prior research on memory processes. The proposed scheme constitutes the first step in the construction of an analysis methodology oriented to the study of subjects suffering from Alzheimer disease.

Keywords: Wavelet Transform, electroencephalography, biomedical measures, statistical analysis, spectral analysis.

I. INTRODUCCIÓN

El Electroencefalograma (EEG) es un registro de la actividad eléctrica cerebral obtenida a partir de electrodos ubicados en el cuero cabelludo. En los últimos años se ha apreciado un crecimiento en el estudio de EEG y los métodos para su respectivo análisis cuantitativo, dándole un enfoque de estudio desde el dominio del tiempo y frecuencia (1).

El análisis del espectro de energía representa los datos de EEG originales, que vienen expresados en series de tiempo (amplitud/tiempo), como energía contra frecuencia. Para obtener el espectro de energía de una señal EEG se puede utilizar el periodograma de Welch que se basa en la Transformada Rápida de Fourier (FFT) (2).

Se ha demostrado que la FFT no sirve para la localización simultánea de eventos en el dominio del tiempo y la frecuencia. En este sentido, la Transformada de Wavelet (WT) es una herramienta más adecuada para extraer información de señales con pocos componentes de frecuencia fundamentales, como es el caso de la mayoría de las señales de origen fisiológico (3).

El procesado de señales biomédicas tiene varios problemas relacionados con la falta de estacionariedad que impide encontrar un patrón o periodicidad identificable (4). Es por esto que el uso de métodos derivados del análisis de Fourier es menos efectivo, por lo que la WT se convierte en una alternativa que provee buena resolución temporal a altas frecuencias y buena resolución frecuencial en registros de corta duración (4).

La Transformada Discreta de Wavelet (DWT) es una implementación de la WT utilizando un conjunto discreto de escalas y translaciones y se calcula mediante la aplicación sucesiva de filtrados pasa-bajo y pasa-alto de la señal de dominio discreto (Figura 1) conocido como el algoritmo de Mallat o descomposición en árbol de Mallat. En la figura 1 la señal se representa por la secuencia $x[n]$, donde n es un número entero.

En cada nivel, el filtro pasa alto produce información detallada, $h_i[n]$, mientras que el filtro pasa bajo produce información aproximada $a_i[n]$ (5).

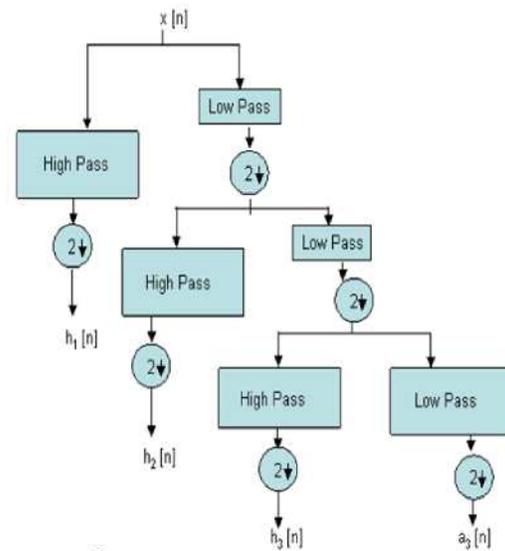


Figura. 1. Árbol de descomposición Mallat de wavelet de nivel 3 (5).

La distribución topográfica y frecuencial son fundamentales en la identificación de actividad cerebral. El primero implica que la actividad tiene una distribución específica en las distintas áreas (central, frontal, temporal, entre otras según definición) y el segundo advierte que la actividad rítmica adopta distintas bandas de frecuencia (6). El EEG se puede dividir en: Alfa (α), Beta (β), Theta (θ), Delta (δ) y Gamma (γ). El ritmo alfa se puede dividir en lenta (α_1) y rápida (α_2). Estos ritmos tienen la siguiente distribución de rangos: alfa entre 8-13 Hz (α_1 de 8-10 Hz y α_2 de 10-13 Hz), Beta entre 13-30 Hz, Theta entre 4-8 Hz, Delta menores de 4 Hz y Gamma entre 30-80 Hz (3).

La motivación principal del presente trabajo es implementar una metodología que permita distinguir, mediante análisis espectral, los cambios en la actividad eléctrica asociados a diferentes estados de procesamiento mental. El artículo está estructurado de la siguiente manera: En la sección II se presenta la metodología de registro y análisis de la señal. La sección III muestra los resultados obtenidos para la potencia en las diferentes condiciones. Se finaliza con la discusión de resultados y trabajo futuro.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Sujetos y condiciones de registro

Los registros EEG usados en este trabajo pertenecen a 15 sujetos sanos, entre ellos 7 mujeres y 8 hombres

todos mayores de 60 años. Las condiciones registradas son:

1. Registro de reposo: los sujetos con los ojos cerrados sin pensar nada en particular y monitorizados de manera continua para evitar que se duerman durante la adquisición.
2. Registro de codificación de información: Se presentan 50 imágenes, dos segundos por imagen, que los sujetos deben memorizar para una evaluación posterior.

Se registró la actividad procedente de 66 electrodos usando una frecuencia de muestreo de 1000 Hz siguiendo el sistema internacional 10-10. Todos los registros fueron realizados en un equipo SynAmps2 de NeuroScan. Los registros se efectuaron en un cuarto aislado, estando todos los sujetos sentados, despiertos, quietos y relajados. Un experto verificó que los sujetos permanecieran despiertos durante el registro y realizó una eliminación manual de segmentos de la señal afectados por artefactos.

Una vez adquirido el registro se realizó un pre-procesamiento que consistió en un filtrado pasa-banda de 0-50 Hz, una segmentación por épocas de 2 segundos, identificación y eliminación de artefactos musculares y oculares usando el método de Análisis de Componentes Independientes, y por último un submuestreo para obtener una frecuencia final de 128 Hz.

B. Descomposición wavelet

Se realizó una descomposición de 7 niveles a través de la familia de transformadas Daubechies de orden 4 ya que ha dado buenos resultados en estudios similares (7,8).

$$W_{\psi}[f](a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx$$

Para $f \in L^2(\mathbb{R})$, $a \in \mathbb{R}^+$ y $b \in \mathbb{R}$. Los parámetros a y b denotan escala y traducción / posición de la transformación

La descomposición de la señal en los siete niveles genera coeficientes con energía en los siguientes rangos: D1 entre 128 y 64 Hz; D2 entre 64 y 32 Hz; D3 entre 32 y 16 Hz; D4 entre 16 y 8 Hz; D5 entre 8 y 4 Hz; D6 entre 4 y 2 Hz; D7 entre 2 y 0 Hz. Dado que el componente D1 tiene la información fuera de la banda de paso del filtro usado en el preprocesamiento es descartado en los análisis siguientes.

C. Cuantificación de datos

Para cuantificar la información de los coeficientes wavelet, se suele calcular la potencia en cada escala de descomposición, y normalizarla respecto a la potencia total. De esta manera, para calcular la potencia en la escala j y la potencia total se aplicaría (4):

$$P[j] = \sum_{k=1}^K y_j^2[k] \quad j=1, \dots, J \quad (2)$$

$$P_{total} = \sum_{j=1}^J P[j] \quad (3)$$

Y la potencia relativa para la escala j se obtendría (3):

$$P_r[j] = \frac{P[j]}{P_{total}} \quad j = 1, \dots, J \quad (4)$$

D. Parámetros y condiciones

En relación a la distribución topográfica de los electrodos (Figura 2), se decide definir las siguientes zonas de interés, con el fin de discernir luego el aporte en varianza de las bandas de frecuencia en cada una de ellas (9): frontal, temporal, central y parieto-occipital como se especifica en la tabla I.

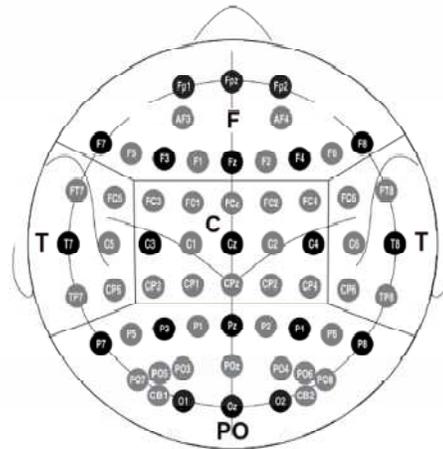


Figura 2. Sistema 10-10 de electrodos para registro EEG con regiones corticales.

Esta definición de regiones de interés permite centrar el análisis de las bandas de frecuencia en regiones que tienen un interés desde el punto de vista anatómico.

E. Análisis estadístico

Para evaluar las diferencias entre las condiciones y entre los ritmos cerebrales se recurrió a un Análisis de Varianza (ANOVA) el cual permite comparar varias medidas de manera simultánea (10-11).

Se trabajó con el ANOVA de dos factores y se propuso la hipótesis de diferenciabilidad estadística bajo

TABLA I. ZONAS CEREBRALES Y SUS RESPECTIVOS ELECTRODOS

Región	Electrodos
Frontal	1-14
Temporal	15, 16, 22-25, 31,32,34,35,41,42
Central	17-21,26-30,36-40
Parieto-occipital	44-64

una probabilidad menor a 0.0001 (0.01%). Luego, para conocer el aporte en varianza de los ritmos cerebrales en cada zona de interés se realizó un análisis multi-comparativo de los resultados del ANOVA y por último se calculó el promedio de la potencia relativa de cada banda de frecuencia definida.

III. RESULTADOS

Se calculó la potencia total teniendo en cuenta los rangos de frecuencia de los ritmos cerebrales descritos para este trabajo, es importante tener en cuenta que para una relación del contenido de los coeficientes con el rango de las bandas de frecuencias, la resolución de datos es de 0.5Hz.

TABLA II. POTENCIA TOTAL DESDE LAS BANDAS PARA UNA REGIÓN DISCRIMINANDO LA CONDICIÓN.

	Temporal		
	Actividad	Reposo	
Promedio	7,85E-05	1,30E-03	Delta
	9,14E-05	6,97E-04	Theta
	5,33E-03	6,01E-03	Alfa1
	8,85E-03	5,55E-03	Alfa2
	3,23E-02	1,85E-02	Beta
	1,81E-02	1,33E-02	Gamma

La tabla II muestra el promedio del cálculo y la normalización de las potencias de sus respectivos coeficientes en los diferentes ritmos cerebrales discriminando la condición, mientras la figura 3 muestra el promedio de potencia por ritmo a lo largo de las regiones ya descritas y diferenciando a su vez la condición.

Con los datos de todos los sujetos se procedió a hacer un análisis ANOVA de dos factores, donde el primer factor corresponde a la condición y el segundo a los ritmos cerebrales. Se obtuvo para todas las regiones cerebrales $p < 0.0001$. De esta manera, la hipótesis de diferenciabilidad estadística se cumplió ampliamente para todas las regiones definidas.

Con un análisis multi-comparativo de los resultados

se observó el aporte en varianza de los ritmos, como lo muestra la figura

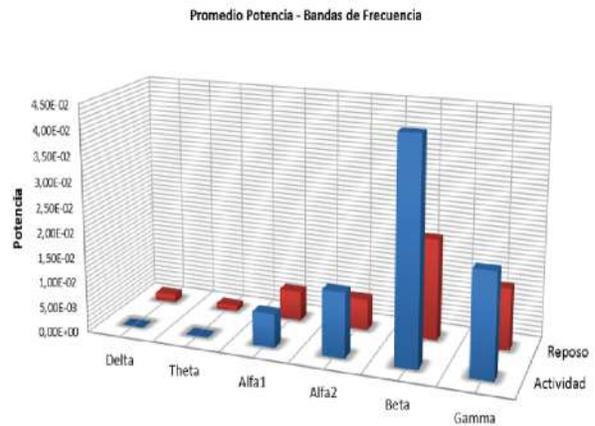


Figura. 3. Promedio de potencia para cada ritmo y condición a lo largo de las regiones.

En la figura 4 el eje horizontal corresponde a la magnitud de la varianza y el eje vertical muestra cada uno de los ritmos.

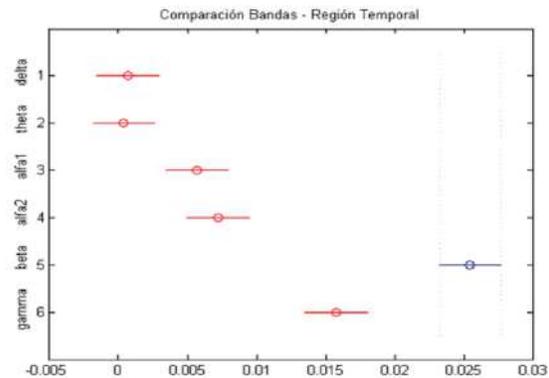


Figura. 4. Aporte de los ritmos en la región Temporal.

Para la región temporal se nota que el rango de magnitud para los ritmos δ y θ es aproximadamente el mismo, a diferencia de $\alpha 1$ y $\alpha 2$ que se desplazan un poco entre sí con un aporte mayor. Los ritmos γ y β se alejan considerablemente de los otros situando ambos rangos en valores de magnitud diferente, esto deja a β como el ritmo con mayor magnitud en varianza. Pero, a pesar de que el aporte de los ritmos cambia para cada región la relación descrita entre estos se mantiene de forma aproximada.

Los resultados anteriores muestran que existen diferencias entre las condiciones de registro. Dicho esto, se encontró que β tiene mayor aporte en la región parieto-occipital, mientras que δ y θ son las que menos

aportan con magnitudes muy cercanas a cero. Para la banda γ cuyo aporte en la región parieto-occipital es el segundo mayor mostró entrecruzamiento en las regiones frontal y central con la banda α_2 . Es posible notar que α_2 es de mayor magnitud respecto a α_1 y además, su aporte en las regiones: frontal y parieto-occipital se acerca a γ , por lo cual es posible que exista un acoplamiento entre ellas (12).

Las frecuencias δ y θ son mayores en estado de reposo en comparación con el estado de actividad (Figura 3), aun así, δ presenta mayor potencia que θ en ese estado; estos resultados están en concordancia con trabajos previos de EEG y memoria (13, 14).

Para la banda α_1 en ambos estados la diferencia es mínima, pero presenta menor potencia que α_2 sólo en estado de actividad, esto es lógico teniendo en cuenta que la banda α se atenúa al abrirse los ojos (15, 16). Se observa que la banda β posee la mayor potencia entre todos los estudios, y presenta un aumento muy significativo en el estado de actividad respecto al de reposo, lo cual corrobora los hallazgos previos donde se menciona la importancia de la banda en sujetos que realizan tareas mentales (17, 18).

Al observar la banda γ se identifica un incremento de potencia en actividad respecto al reposo, aunque no tan alto como en β , pero sigue siendo la banda con

el segundo mayor valor en potencia. Esto explica la activación de procesos de memoria y retención de información durante la captación de las señales (19, 20, 21).

IV. CONCLUSIONES

Existe una clara diferencia entre los estudios EEG obtenidos en reposo y en actividad como lo demuestra el análisis de varianza.

La metodología permite extraer características frecuenciales claves de los estudios EEG, además de poder analizar su variabilidad dentro de un mismo paciente y respecto a otros en condiciones similares. En base a los resultados obtenidos en este trabajo se propone a futuro analizar la variabilidad de pacientes sanos contra pacientes con Enfermedad de Alzheimer de manera que se puedan encontrar nuevos correlatos neurofisiológicos de la enfermedad.

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación se hizo posible gracias al apoyo del Grupo de Neurociencias de Antioquia (GNA) y al Grupo de Investigación en Bioinstrumentación e Ingeniería Clínica (GIBIC) de la Universidad de Antioquia, a UdeA-CODI por los recursos económicos en apoyo al proyecto "Identificación de marcadores preclínicos de la mutación E280A de la enfermedad de Alzheimer a partir de medidas de conectividad en EEG" identificado con el código PRG14-1-02.

BIBLIOGRAFÍA

1. Ian A. Cook, Ruth O'Hara, Sebastian H.J. Uijtdehaage, Mark Mandelkern, Andrew F. Leuchter, Assessing the accuracy of topographic EEG mapping for determining local brain function, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 107, n° 6, pp. 408-414, 1998.
2. Rodrigo Quián Quiroga, "Quantitative analysis of EEG signals: Time-frequency methods and Chaos theory". Institute of Physiology and Institute of Signal Processing Medical University Lubeck. 1998.
3. L. Espada, M. Sanjurjo, S Urréjola, E Bouzada, G. Rey y A Sánchez. "Ventajas del análisis Wavelet sobre el análisis de Fourier para la interpretación del ruido electroquímico". *Rev. Metal. Madrid Vol. Extr.* (2003). pp 72-79.
4. Rangayyan, Rangaraj M., "Biomedical Signal Analysis" IEEE press, pp. 1-4, 28-30; Feb. 2002.
5. Figliola and E. Serrano, "Analysis of Physiological Time Series Using Wavelet Transforms", *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, 16(3), pp. 74-79, May-Jun. 1997.
6. R. Polikar, F. Keinert, and M. H. Greer., "Wavelet analysis of ERPs for early diagnosis of Alzheimer's disease," in "Wavelets in Signal and Image Analysis, From Theory to Practice" (ed. A. Petrosian and F.G. Meyer), Boston, MA: Kluwer Academic Publishers, 2001, pp. 453-478.
7. R.J.E. Merry., "Wavelet Theory and Applications - A literature study." DCT 2005.53; Eindhoven University of Technology. Department of Mechanical Engineering. Control Systems Technology Group. Eindhoven, June 7, 2005.

8. A. A. Petrosian, D. V. Prokhorov, W. Lajara-Nanson, and R. B. Schiffer., “Recurrent neural network-based approach for early recognition of Alzheimer’s disease in EEG”, *Clin. Neurophysiol.*, vol. 112, pp. 1378–1387, Aug. 2001.
9. G. Jacques, J. L. Frymiare, J. Kounios, C. Clark, and R. Polikar., “Multiresolution analysis for early diagnosis of Alzheimer’s disease,” in *Proc of 24th Int. Conf. of the IEEE/EMBS*, 2004, pp. 251–254.
10. Morillo, Luis E., “Análisis Visual Del Electroencefalograma”. [Online] consultado el 15 de Febrero del 2014. pp. 145–152. Disponible en: <http://www.acnweb.org/guia/g7cap17.pdf>
11. Lars Støhle, Svante Wold. , “Analysis of variance (ANOVA).” *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. November. 1989. [Online] consultado el 10 de Febrero del 2014. Disponible en: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0169743989800954?showall=true>
12. Wolfgang Klimesch, “EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis”. *Department of Physiological Psychology, University of Salzburg, Hellbrunnerstr. Austria. Brain Research Reviews* 29 (1999). pp 169–195.
13. P. Sauseng, W. Klimesch, W. Gruber, M. Doppelmayr, W. Stadler, M. Schabus. “The interplay between theta and alpha oscillations in the human electroencefalogram reflects the transfer of information between memory systems”. *Department of Physiological Psychology, University of Salzburg, Hellbrunnerstrasse, Austria. Neuroscience Letters* 324 (2002). pp 121–124
14. Patrick H. Khader , Kerstin Jost, Charan Ranganath, Frank Rösler. ”Theta and alpha oscillations during working-memory maintenance predict successful long-term memory encoding”. *Experimental and Biological Psychology, Philipps-University Marburg, Institute of Psychology, RWTH Aachen University, Germany. Center for Neuroscience and Dept. of Psychology, University of California, USA.*
15. Joshua Jacobs, Grace Hwang, Tim Curran, and Michael J. Kahanab, “EEG oscillations and recognition memory: Theta correlates of memory retrieval and decision making”. *Neuroscience Graduate Group, University of Pennsylvania, Department of Psychology, University of Pennsylvania, Department of Psychology, University of Colorado at Boulder, USA. NeuroImage* 32 (2006). pp 978 – 987.
16. Wolfgang Klimesch, Roman Freunberger, Paul Sauseng, Walter Gruber. “A short review of slow phase synchronization and memory: Evidence for control processes in different memory systems?”. *Department of Physiological Psychology, University of Salzburg, Austria. Brain Research* 1235 (2008). pp 31–44.
17. Gerd T. Waldhauser, Mikael Johansson, and Simon Hanslmayr. “Alpha/Beta Oscillations Indicate Inhibition of Interfering Visual Memories”. *Department of Psychology, Lund University, 221 00 Lund, Sweden, and Department of Psychology and Zukunftscolleg, University of Konstanz, 78457 Konstanz, Germany. The Journal of Neuroscience*, 2012. pp 1953–1961.
18. Catherine Tallon-Baudry, Andreas Kreiter, And Olivier Bertrand. “Sustained and transient oscillatory responses in the gamma and beta bands in a visual short-term memory task in humans”. *Institute for Brain Research, University of Bremen, Germany, Mental Processes and Brain Activation Laboratory, INSERM U280, Lyon, France. Visual Neuroscience* (1999). pp 449–459.
19. Daria Osipova, Atsuko Takashima, Robert Oostenveld, Guillén Fernández, Eric Maris, and Ole Jensen. “Theta and Gamma Oscillations Predict Encoding and Retrieval of Declarative Memory”. *Donders Center for Cognitive Neuroimaging, The Netherlands, Department of Psychology, Cognitive Brain Research Unit, University of Helsinki, Finland. The Journal of Neuroscience*, 2006 (28). pp 7523–7531.
20. Uwe Friese, Moritz Köster, Uwe Hassler, Ulla Martens, Nelson Trujillo-Barreto, Thomas Gruber. “Successful memory encoding is associated with increased cross-frequency coupling between frontal theta and posterior gamma oscillations in human scalp-recorded EEG”. *University Medical Center Hamburg-Eppendorf, Department of Neurophysiology and Pathophysiology, Institute of Psychology, Institute of Cognitive Science, University of Osnabrueck, Germany. Cuban Neuroscience Center, Havana. NeuroImage* 66 (2013). pp 642–647.
21. Nikolai Axmacher, Florian Mormann, Guillen Fernández, Christian E. Elger, Juergen Fell. “Memory formation by neuronal synchronization”. *Department of Epileptology, University of Bonn, Germany. Donders Centre for Cognitive Neuroimaging, The Netherlands. Brain Research Reviews* 52 (2006). pp 170–182.