



ISSN: 1697-090X

Inicio Home

Indice del
volumen Volume
index

Comité Editorial
Editorial Board

Comité Científico
Scientific
Committee

Normas para los
autores

Instruction to
Authors

Derechos de autor
Copyright

Contacto/Contact:



PERFIL ESTADISTICO EN PACIENTES CON DEPRESION

GERARDO RAMIRO LUNA GUEVARA

Departamento de Psiquiatría y Salud Mental. Facultad de Medicina.
Universidad Nacional Autónoma de México. México

[gerlg @ unam.mx](mailto:gerlg@unam.mx)

Rev Electron Biomed / Electron J Biomed 2016;1:11-22.

[Comentario del revisor Dr. Alfredo Job.](#) Jefe de Servicio de Psiquiatría del Hospital Italiano de Buenos Aires. Argentina

[Comentario del revisor Dr. Faccioli.](#) Servicio de Psiquiatría del Hospital Italiano. Jefe de sección Consultorios Externos. Docente de la Universidad de Buenos Aires. Argentina.

RESUMEN

Existe un creciente interés en analizar señales de electroencefalograma (EEG) con el objetivo de caracterizar o determinar un perfil en pacientes con alguna sintomatología y posteriormente su aplicación con un método de clasificación.

En este estudio, se usó la señal del EEG de pacientes con depresión y definir un perfil estadístico. Se presenta el cálculo de un perfil a partir de una serie de señales de alta dimensión provenientes de 9 sujetos sanos y 14 sujetos con depresión.

Se emplea el PCA para reducir la dimensión de los datos y la complejidad estadística, con los valores del PCA obtenidos, valores singulares, se obtiene un vector característico para el grupo de individuos.

PALABRAS CLAVE: Electroencefalograma. Depresión. Análisis de componentes principales. Perfil estadística. Cuidados críticos. Sarcopenia

SUMMARY:

PROFILE STATISTICAL IN PATIENTS WITH DEPRESSION There is a growing interest in analyzing electroencephalogram (EEG) signals in order to characterise or determine a profile in patients with some symptomatology and then your application with a classification method.

In this study, the signal of the EEG of patients with depression was and to define a statistical profile. Presents the calculation of a profile from a series of high-dimensional signals from 9 healthy subjects and 14 subject to depression. The PCA is used to reduce the size of the data and statistical complexity, with values obtained PCA, values unique, a characteristic vector is obtained for the Group of individuals.

KEY WORDS: Electroencephalogram. Profile. Depression. Principal component analysis. Statistics.

INTRODUCCIÓN

Un avance importante de la minería de datos es el análisis por computadora, para caracterizar los desórdenes de la actividad cerebral a través de la información en las señales del electroencefalograma (EEG) de pacientes con depresión. Los electroencefalogramas (EEG) son el registro y la evaluación de los potenciales eléctricos producidos por el cerebro y obtenidos por medio de electrodos. El análisis de la actividad EEG se ha logrado principalmente en entornos clínicos para identificar patologías y epilepsias desde el estudio por Hans Berger de la actividad eléctrica rítmica en el cuero cabelludo humano¹.

En el pasado, la interpretación de la EEG se limitó a la inspección visual por un neurofisiólogo, un individuo entrenado para hacer una distinción cualitativa entre la actividad EEG normal y alteraciones contenidas dentro de los registros de EEG. El avance en las aplicaciones por computadoras y las tecnologías ha hecho que sea posible aplicar con éxito una serie de métodos para cuantificar cambios en el EEG².

El procesamiento de datos puede determinar las características reducidas del conjunto incluyendo sólo los datos necesarios para la cuantificación, como en estudios de respuesta evocada, o extracción de la característica y reconocimiento posterior, como en la detección de pico automatizado durante el monitoreo para la actividad de ataque epiléptico. Entre los desórdenes médicos la depresión es una de las más frecuentes, sea aisladamente o en comorbidad con otras entidades clínicas³. Es una enfermedad que, frecuentemente, pasa desapercibida tanto para los profesionales cuanto para las familias, perjudicando los resultados en la atención al paciente, siendo la segunda principal causa de incapacidad, a nivel mundial, para el año 2020, apenas superada

por las enfermedades cardiacas³⁻⁴.

Esta situación, considerada un problema grave de salud pública, es un asunto que, por las proporciones que puede asumir, está llevando a los especialistas, a encontrar nuevas estrategias para enfrentarla y una forma de esta es un hacer un diagnóstico preciso.

La señal del EEG contiene información importante, sin embargo es muy difícil obtener esta información debido a la naturaleza propia de la señal que es no lineal y no estacionaria. Importantes características pueden ser extraídas para el diagnóstico o manejo de diferentes sintomatologías usando técnicas de procesamiento.

El área de procesamiento digital de señales trabaja con señales biomédicas, en el dominio del tiempo o la frecuencia, algunas aplicaciones que usan estas técnicas son: cancelación de ruido, análisis espectral, detección, correlación, filtrado digital, graficas por computadora, procesamiento de imágenes, compresión de datos, visión de máquina, inteligencia artificial, etc. De las técnicas con mayor uso están: transformada de Fourier, wavelets, mediciones estadísticas y estadística de orden superior, en esta última área cae el análisis multivariante con un amplio uso en el campo de imágenes y señales biomédicas.

Una interesante aplicación de la tecnología es la identificación de patrones y su potencial uso en dispositivos o protocolos que conllevan la intervención para un tratamiento adecuado y en tiempo. Análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés) es un método estadístico dentro del área de análisis multivariado y es apropiado para reducción de dimensión y para propósitos exploratorios, permitiendo la extracción de características mediante la maximización de la varianza, el PCA busca una proyección en donde los datos se vean mejor representados en términos del criterio de mínimos cuadrados, manteniendo aquellos atributos del conjunto de datos que contribuyen más a su varianza y por tanto las características elegidas son las que presentan mayor separabilidad de acuerdo a el criterio de mínimos cuadrados.

Descomposición en valores singulares (SVD, por sus siglas en inglés) es el algoritmo de trabajo básico del PCA y los datos del EEG son muy adecuados para análisis usando SVD y PCA⁵⁻⁷. SVD es una técnica basada en la coherencia que proporciona una mejora en la señal y supresión de ruido. Es un método de expansión ortogonal basado en la descomposición de la matriz de autocorrelación, de los datos de entrada, para realizar una reconstrucción de la señal separándola del espacio de ruido.

El objetivo de este trabajo es aplicar el análisis conjunto SVD y PCA a un estudio de EEG para determinar un patrón o perfil estadístico. Con la hipótesis de que no existen diferencias entre los componentes principales de los sujetos sano y con depresión

MATERIAL Y MÉTODOS

2.1 Sujetos y Base de datos

El registro de las señales EEG por sujeto se realizó con 19 canales a partir de electrodos adheridos con pasta conductora a la superficie de la cabeza.

La diferencia de potencial se midió con respecto a una referencia monopolar.

La señal se digitalizó con una frecuencia de muestreo de 200 Hz y conversión A/D de 16 bits, filtrada digitalmente entre 0,5 Hz y 30 Hz.

De acuerdo al sistema 10-20⁸⁻⁹ (Fp1, F3, C3, P3, O1, F7, T3, T6, Fp2, F4, C4, P4, O2, F8, T4, T7, Fz, Cz, Pz).

Para el análisis, se realizaron registros de 30 minutos de tiempo de actividad en reposo, Para el análisis, se realizaron registros de 30 minutos de tiempo de actividad en reposo, la población está compuesta por 23 personas de los cuales 9 son sujetos sanos y 14 pacientes con algún tipo de depresión de acuerdo al diagnóstico como sigue: 3 sujetos con episodio depresivo mayor, 6 sujetos con episodio depresivo moderado, 3 sujetos con sintomatología mixta y 1 sujeto con episodio leve.

La edad de la población tiene una media de $20.3 \pm .78$. Las mujeres representan el 69.56% y los hombres el 30.43%. El grupo de sujetos sanos presentan un 66.66% de mujeres y un 33.33% de hombres, para los sujetos con algún tipo de depresión la distribución es de 81.81% mujeres y 18.18% hombres.

Los pacientes fueron diagnosticados de acuerdo a criterios del DSM-IV¹⁰, y criterios del CIE-10¹¹ para un diagnóstico de trastornos del humor Los registros de EEG se realizaron en la Facultad de Medicina de la UNAM ciudad de México.

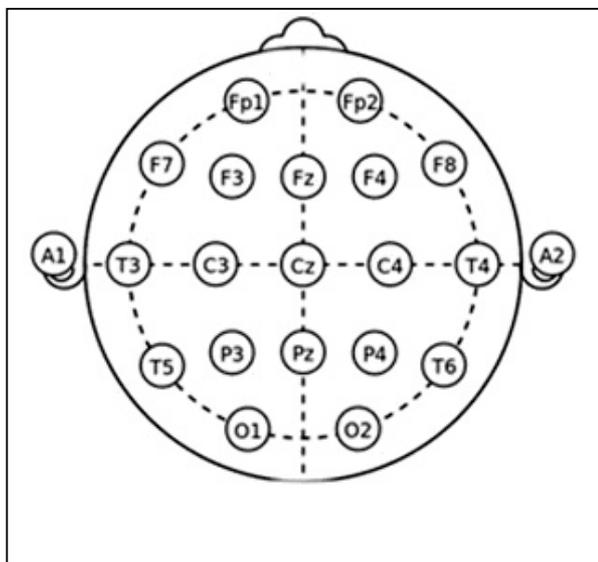


Figura 1. Distribución de electrodos.

2.2 Análisis: Extracción de características usando análisis de componentes principales (PCA)

Análisis de componentes principales (PCA) es una técnica que busca representar los datos de un espacio con dimensión d en un espacio de dimensiones inferiores. Esto reducirá los grados de libertad y reducirá la complejidad de espacio y tiempo.

El enfoque básico en PCA es el siguiente. Primero, el vector promedio μ de dimensión d y la matriz de covarianza Σ con dimensión $d \times d$ son calculados para el conjunto completo de datos. A continuación los vectores propios y valores propios

son calculados y posteriormente los valores propios son ordenados en orden decreciente. Sean los vectores propios e_1 con valor propio k_1 , vector propio e_2 con valor propio k_2 y así sucesivamente. Subsecuentemente el valor k más grande de los vectores propios es elegido. En la práctica, esto se hace al observar el espectro de vectores propios¹². A menudo la dimensión inherente es la del subespacio de la "señal". Las otras dimensiones son ruido. Forman una matriz de $k \times k$ cuyas columnas consisten los k vectores propios. Preprocesar los datos según: $x^t = A^t(x - \mu)$ (1)

Esta representación minimiza el criterio de error cuadrático¹³.

Tabla de datos		Componentes
$\begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & \dots & X_{np} \end{bmatrix}$	→	$\begin{bmatrix} C_{11} & \dots & C_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{np} \end{bmatrix}$
100% de la información		80% 0.002%

Figura 2. Transformación de datos en componentes principales.

Los coeficientes del PCA son calculados de manera que el primer componente contiene la máxima varianza, el segundo componente principal es calculado de manera que contiene la segunda mayor varianza y está descorrelacionado con respecto al primer componente. En general los componentes, exhiben una varianza decreciente y están des correlacionados unos de otros. Una síntesis del procedimiento es el siguiente; 1) Organizar datos en un a matriz de $m \times n$, con m como el número de tipos de mediciones, electrodos, y n el número de ensayos. 2) Sustraer la media de cada medición, normalización. 3) Calcular la descomposición de valores singulares (SVD) de la covarianza.

2.3 Análisis estadístico para la selección efectiva de características

El número simplificado de características simplifica la representación tanto del patrón como del clasificador. Se plantea la prueba de hipótesis que permite comparar las clases desde el punto de vista de los promedios de cada una de los componentes del espacio de características.

Se analizan las siguientes hipótesis:

H_0 : la correlación es nula entre las clases.

H_1 : la correlación es diferente de cero entre las clases

Para probar la hipótesis se aplicara la prueba de Pearson a los componentes principales.

RESULTADOS

En el estudio se tomaron 23 sujetos para realizar un análisis estadístico. Se registraron 19 variables clasificadoras, correspondientes a los 19 canales del EEG, existen dos

grupos a discriminar (sano y con algún tipo de depresión: episodio depresivo mayor, episodio depresivo moderado, sintomatología mixta y episodio leve) se tomaron segmentos para el análisis de 512 puntos (2.56 segundos).

3.1 Extracción de características: PCA

Se realizó el análisis de componentes de cada uno de los sujetos para con todas las variables, esto es una matriz de datos de 23 sujetos con 21 variables.

Las pruebas estadísticas de adecuación muestral que se ejecutaron son; (Kaiser-Meyer-Olkin KMO, Bartlett, resultaron significativas con una adecuación de los datos al modelo de análisis factorial. La matriz de correlaciones y la matriz anti-imagen, indican valores en el rango de 0.1 a 0.5, por lo que la información que comparten entre si las variables no es significativa.

Por lo que nuevamente podemos afirmar que el análisis de componentes principales es adecuado para las variables objeto de estudio

Las pruebas para el número de factores a extraer; las comunalidades presentaron valores en el rango de 0.6 a 0.9 y Varianza total explicada indico 4 componentes con una varianza del 75% o superior.

Se usó con el método de extracción PCA la técnica de rotación normalización varimax Kaiser afino la ponderación de las variables, electrodos, que influyen en los componentes.

Nota aclarativa: no se ponen todas las tablas porque el análisis es por sujeto y cada sujeto implica 7 tablas o gráficas y el total serian 7x23 tablas, por lo tanto se pone el resumen que es el objetivo de los compontes para la población.

En la tabla 1 siguiente se indica el resumen de los componentes para la varianza total explicada para cada sujeto de la población.

n	Comp1	Comp2	Comp3	Comop4	% acc.	Tx
1	9.288	2.053	1.565	1.039	74.16	1
2	8.634	5.148	1.403	1.063	73.40	2
3	10.496	3.839	1.557	0.777	83.86	2
4	8.191	3.841	1.702	1.398	79.64	2
5	8.326	2.729	1.842	1.274	78.58	1
6	9.67	3.594	1.951	1.119	80.70	1
7	10.316	3.093	1.455	1.07	84.46	1
8	13.471	2.4	0.949	0.545	95.73	1
9	9.913	4.296	1.767	0.752	80.56	2
10	9.505	3.667	1.845	0.843	74.58	2
11	13.455	2.783	0.645	0.499	79.02	1
12	9.956	3.972	1.406	0.775	84.08	2
13	9.29	1.891	1.791	1.082	85.51	1
14	11.337	2.786	1.537	1.039	73.96	1
15	9.724	3.679	2.052	0.949	78.72	2
16	7.315	5.849	1.851	0.714	83.63	2
17	7.067	4.556	2.129	1.206	87.89	2
18	9.458	3.007	1.453	1.012	77.13	2
19	9.571	3.58	1.505	0.986	81.33	2
20	10.979	3.046	2.024	0.884	79.03	2
21	8.362	4.439	1.291	0.991	79.54	2
22	9.093	2.474	1.558	1.179	85.46	2
23	13.004	2.623	1.467	1.096	85.96	1

*Nomenclatura: Comp n = componente enésimo.
 % acc. = Porcentaje acumulado de la suma de las saturaciones al cuadrado de la extracción
 Tx = Diagnostico, 1= sano y 2=depresión*

Tabla 1. Resumen de los sujetos con sus componentes principales y diagnóstico.

Prueba de Pearson. Correlación entre los componentes.

Componente 1	Componente 2	Componente 3	Componente 4
$r_p = 0.238$	$r_p = -0.061$	$r_p = 0.238$	$r_p = 0.291$
$p = 0.537$	$p = 0.875$	$p = 0.537$	$p = 0.447$

Tabla 2. Correlación entre sujetos con depresión y sujetos sanos.

Por lo que la conclusión es que no hay asociación lineal, entre el perfil del paciente con depresión y el perfil del sujeto sano para cada componente, y estos estadísticos pueden servir para crear una agrupación.

A continuación se indican las gráficas de tipo radial, donde se aprecia las regiones, que forman los componentes, y que no se superponen identificados con el análisis estadístico las diferencias entre los componentes para los sujetos sanos y con depresión.

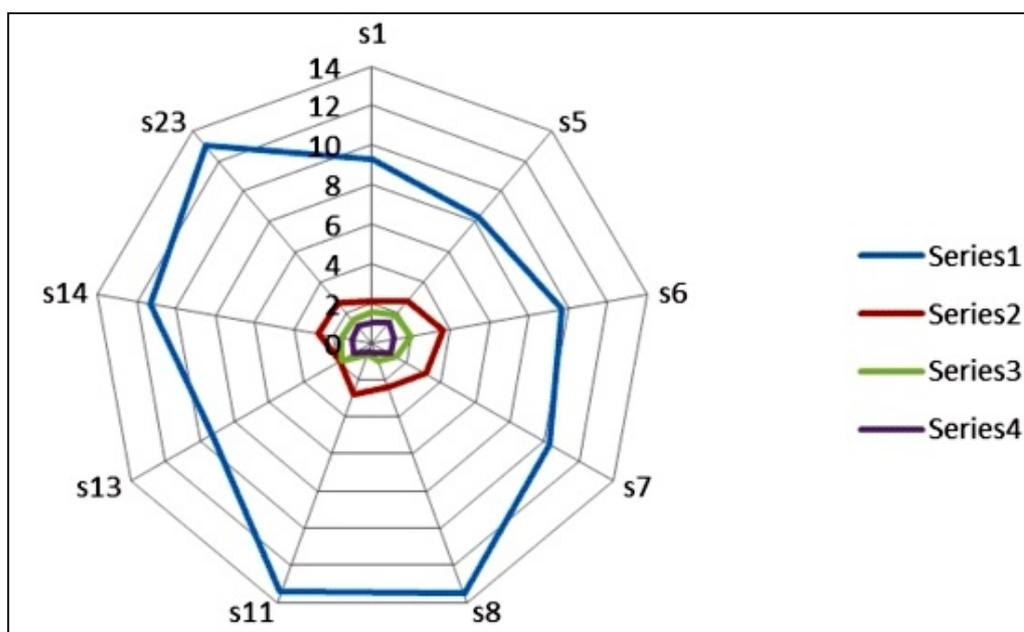


Figura 3. Visualización radial de las distribuciones de componentes sujetos con depresión

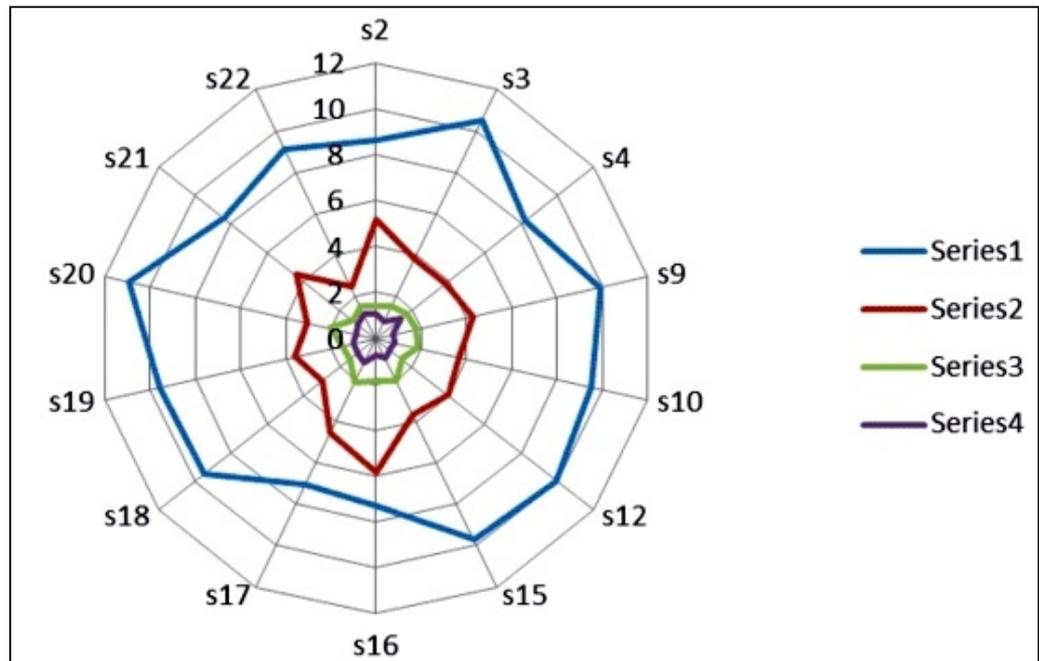


Figura 4. Visualización radial de las distribuciones de componentes sujetos sin depresión

DISCUSIÓN

En este trabajo, para las señales de EEG se extraen características estadísticas por medio de PCA-SVD, se obtuvieron características estadísticamente fundamentales, lo que son los valores singulares, que fueron usados para definir el patrón de un paciente lo que define claramente las regiones definidas por cada componente.

El objetivo de identificar diferencias estadísticas entre sujetos sanos y con depresión se alcanzó y se puede concluir que el EEG para el estudio de algún tipo de sintomatología es una herramienta de utilidad, y que con técnicas de ingeniería de procesamiento de datos puede aportar información relevante para el manejo y diagnóstico.

Nuestra siguiente etapa es poder diferenciar entre los tipos de depresión estudiados, episodio depresivo mayor, episodio leve, episodio moderado y sintomatología mixta que fueron los casos presentados. Una vez que se tienen los vectores estadísticos que los caracterizan.

Una limitación del trabajo presentado es que la población para el estudio es pequeña y para aumentar la confiabilidad y precisión es necesario incrementar la población. Este trabajo es parte de un proyecto en curso por lo que se espera a futuro solventar el problema incrementando la población de estudio.

Es conocida la relación de potencias en frecuencia inter-hemisféricas, frecuencias medias y medidas de coherencia inter-hemisféricas, para pacientes con depresión. Por lo que un trabajo a futuro es llevar a cabo un análisis por medio de wavelets, para realizar un análisis en el tiempo y la frecuencia, obtener estadísticos en frecuencia por bandas delta, theta, alfa y beta, y así aplicar PCA sobre los coeficientes y mediante un clasificador automatizado generar un pronóstico para los diferentes tipos de depresión¹⁴⁻¹⁶.

El resultado de la clasificación del EEG es prometedor y una aplicación alterna es un sistema de diagnóstico automático que sería una herramienta más para el médico en su tarea de un diagnóstico eficiente.

AGRADECIMIENTOS: Dr. Moisés Álvarez Rueda con especialidad en psiquiatría. Dr. David Herrera Sánchez Herrera especialista en electroencefalografía.

CONFLICTOS DE INTERES: Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses

RESPONSABILIDADES ÉTICAS. PROTECCIÓN DE PERSONAS:

Los autores declaran que los procedimientos seguidos se conformaron a las normas éticas del comité de experimentación humana responsable y de acuerdo con la Asociación Médica Mundial y la Declaración de Helsinki.

CONFIDENCIALIDAD DE LOS DATOS: Los autores declaran que han seguido los protocolos de su centro de trabajo sobre la publicación de datos de pacientes y que todos los pacientes incluidos en el estudio han recibido información suficiente y han dado su consentimiento informado por escrito para participar en dicho estudio.

DERECHO A LA PRIVACIDAD Y CONSENTIMIENTO INFORMADO: Los autores han obtenido el consentimiento informado de los pacientes y/o sujetos referidos en el artículo. Este documento obra en poder del autor de correspondencia.

REFERENCIAS

- 1.- Berger H. Über das Elektroenkephalogram des Menschen. Arch. f. Psychiat. 1929; 87: 527-570.
- 2.- Bronzino J.D. Principles of electroencephalography. J.D. Bronzino (Ed.), The biomedical engineering handbook (2nd ed.) CRC Press LLC, Boca Raton (2000)
- 3.- Kaye, J., Morton, J., Bowcutt, M., & Maupin, D. Depression: The forgotten diagnosis among hospitalized adults. Journal of Neuroscience Nursing. 2000; 32(1): p. 9-16.
- 4.- Organização Pan-Americana da Saúde. Organização Mundial da Saúde. Relatório Sobre A Saúde No Mundo 2001: Saúde Mental: Nova Conceção, Nova Esperança. Genebra; 2001
- 5.- Subasi A. Automatic detection of epileptic seizure using dynamic fuzzy neural networks. Expert Systems with Applications. 2006; 31: p. 320-328.
- 6.- Cao LJ, Chua KS, Chong WK, Lee HP, Gu QM. A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine. Neurocomputing. 2003; 55: pp. 321-336.
- 7.- Subsi A, Gursoy MI. EEG signal classification using PCA, ICA, LDA and

- support vector machines. *Expert Systems with Applications*. 2010; 37, 12: p. 8659-8666.
- 8.- AEEGS. American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature. *J Clin Neurophysiol*. 1991; 8:200-202.
- 9.- Towle VLV, Bolaños J, Suarez D, Tan K, Grzeszczuk R, Levin N D. et al. The spatial location of EEG electrodes: locating the best-fitting sphere relative to cortical anatomy. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 1993; 86, 1: p. 1-6.
- 10.- American Psychiatric Association [APA]. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders*. 4th. ed. Washington DC: APA. 1994.
- 11.- Organización Mundial de la Salud. *Clasificación estadística internacional de enfermedades y problemas relacionados con la salud*. Rev. v.3. Washington, D.C. OPS. 1995.
- 12.- Lotte F, Congedo M, Lécuyer A, Lamarche F, Arnaldi B. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *J. Neural Eng*. 2007; 4, 2: R1-R13.
- 13.- Parra LC, Spence CD, Gerson AD, Sajda P. Recipes for the linear analysis of EEG. *NeuroImage*. 2005; 28: p. 326 - 341.
- 14.- Acharya UR, Sree SV, Chuan-Alvina AP, Suri JS. Use of principal component analysis for automatic classification of epileptic EEG activities in wavelet framework. *Expert Systems with Applications*. 2012; 39, 10: p. 9072-9078.
- 15.- Sabeti M, Katebi SD, Boostani R, Price GW. A new approach for EEG signal classification of schizophrenic and control participants. *Expert Systems with Applications*. 2011; 38, 3: p. 2063-2071.
- 16.- Lehmann C, Koenig T, Jelic V, Prichep L, John RE., Wahlund LO et al. Application and comparison of classification algorithms for recognition of Alzheimer's disease in electrical brain activity (EEG). *J Neurosc Methods*. 2007; 161, 2: p. 342-350.

CORRESPONDENCIA:

Gerardo Ramiro Luna-Guevara
Departamento de Psiquiatría y Salud Mental. Facultad de Medicina.
Edificio "F", Avenida Universidad
Universidad Nacional Autónoma de México,
C.U., Delegación Coyoacán
04510 Ciudad de México.
email: [gerlg @ unam.mx](mailto:gerlg@unam.mx)

Comentario del revisor Dr. Alfredo Job. Jefe de Servicio de Psiquiatría del Hospital Italiano de Buenos Aires. Argentina

La depresión es una entidad clínica con múltiples formas de presentación: depresión mayor, distimia, trastorno bipolar, etc. Por otra parte puede estar múltiplemente determinada: causa psicosocial o psicógena, de origen genético, como expresión fisiológica de una enfermedad somática, como síntoma de otra enfermedad psiquiátrica, como consecuencia del consumo de sustancias, o bien ser una combinación de factores. Se agrega a ello que su expresión sintomática puede confundirse con: un trastorno de ansiedad, con una demencia, con síntomas somáticos, con trastornos de la alimentación o del sueño, entre otras manifestaciones posibles. Finalmente, la depresión presenta características distintivas según el género o el grupo etario de quienes la padecen.

De acuerdo a ello, salta a la vista que el diagnóstico puede basarse, en primer lugar como condición ineludible pero no suficiente, en la clínica psiquiátrica (historia clínica, semiología, antecedentes, evolución), los diagnósticos de comorbilidad clínica si existieran, el diagnóstico psicológico individual (personalidad previa, patología) y familiar-social.

Otras técnicas coadyuvantes son: el mapeo cerebral computarizado, las neuroimágenes (PET, resonancia nuclear magnética). El laboratorio neuroendócrino (dosaje de neurotransmisores o derivados, de TSH, T3, T4, cortisol). Los test psicométricos (Escala de Hamilton para la depresión, Escala de Zug, Test de Beck, Minimental).

Comentario del revisor Dr. Faccioli. Servicio de Psiquiatría del Hospital Italiano. Jefe de sección Consultorios Externos. Docente de la Universidad de Buenos Aires. Argentina.

Numerosos trabajos epidemiológicos de prevalencia de Depresión utilizan escalas de autollenado en su metodología. Sin embargo, en las enfermedades somáticas crónicas, es muy alta la presencia de alexitimia, lo que modifica la expresión del padecimiento de estos pacientes.

Por esta razón recomendamos la realización de entrevistas diagnósticas y de escalas administradas por profesionales entrenados en las mismas para optimizar el resultado de las conclusiones.
