

Análisis Multicanal de un Sensor no Obstrutivo para la Detección del Síndrome de Apnea-Hipopnea del Sueño

G. Guerrero-Mora*
E. Palacios-Hernández*
J.M. Kortelainen**
A.M. Bianchi***
M.O. Méndez*

*Universidad Autónoma de
San Luis Potosí (UASLP).

**VTT Centro de
Investigación Técnica de
Finlandia.

***Politecnico Di Milano,
Milán, Italia

RESUMEN

Este artículo presenta un método no obstructivo para la detección del síndrome de apnea-hipopnea del sueño (SAHS). El flujo respiratorio es medido indirectamente a través de un colchón sensorizado (PBS - *Pressure Bed Sensor*) que incluye 8 transductores de presión. Mediante la transformada de Hilbert se obtiene la amplitud instantánea de las señales respiratorias y se reduce la información a través del análisis de componentes principales (ACP). Los eventos respiratorios (ERs - apneas/hipopneas) se localizan como una reducción en la amplitud instantánea resultante y se contabilizan en el índice de eventos respiratorios (IER), un índice de severidad similar al oficial *apnea-hypopnea index* (AHI). El PBS se analiza agrupando primero la información de pares de canales y después utilizando los 8 canales. Los IER se evalúan comparándolos con el AHI en diferentes niveles de severidad. En el diagnóstico de pacientes sanos y patológicos se obtuvo una sensibilidad, especificidad y exactitud de 92%, 100% y 96% respectivamente, utilizando la información de dos u ocho canales. Con estos resultados podemos proponer el uso del PBS como una alternativa para el diagnóstico del SAHS en ambientes fuera del hospital, ya que no requiere la presencia de un clínico especialista para su uso.

Palabras clave: Síndrome de apnea-hipopnea del sueño (SAHS), detección automática, colchón sensorizado (PBS), análisis de componentes principales (ACP), eventos respiratorios.

Correspondencia:
Guillermina Guerrero Mora
Correo electrónico:
Guille.guerrerom@gmail.com

Fecha de recepción:
6 de Enero de 2014
Fecha de aceptación:
24 de Marzo de 2014

ABSTRACT

This manuscript presents an unobtrusive method for sleep apnea-hypopnea syndrome (SAHS) detection. The airflow is indirectly measured through a sensitive mattress (Pressure Bed sensor, PBS) that incorporates multiple pressure sensors into a bed mattress. The instantaneous amplitude of each sensor signal is calculated through Hilbert transform, and then, the information is reduced via principal component analysis. The respiratory events (ERs -apneas/hypopneas) are detected as a reduction in the resulting instantaneous amplitude and accounted in the respiratory event index (IER), which is a severity indicator similar to the official apnea-hypopnea index (AHI). The respiratory signals extracted from PBS are analyzed first by clustering the information coming from channel pairs, and then using the eight channels. The IER performance is compared with the AHI for different severity categories. For the diagnosis of healthy and pathological patients we obtain a sensitivity, specificity and accuracy of 92%, 100% and 96%, respectively using two or eight PBS channels. These results suggest the possibility to propose PBS as an alternative tool for SAHS diagnosis in home environment.

Keywords: Sleep apnea-hypopnea syndrome (SAHS), sensitive mattress (PBS), automatic detection, principal component analysis (PCA), respiratory events.

INTRODUCCIÓN

En los últimos años el síndrome de apnea-hipopnea (SAHS) ha despertado un gran interés público debido a su elevada prevalencia -2% de las mujeres y 4% de los hombres [1]- y los diversos daños que ocasiona a la salud. El SAHS es un trastorno caracterizado por el cese (apneas) o reducción (hipopneas) repetitiva del flujo de aire en las vías aéreas superiores, lo cual provoca una disminución de la saturación de oxígeno en la sangre y la fragmentación del sueño. Por definición, la duración mínima de un evento respiratorio, apnea/hipopnea, es de 10 segundos -aunque la mayoría tienen una duración promedio de entre 20 y 30 segundos- y sólo en ocasiones pueden prolongarse por más de un minuto [2]. El SAHS se asocia a factores como obesidad, sexo, edad, alteraciones endocrino-metabólicas, y anormalidades craneofaciales. La manifestación inmediata es la somnolencia excesiva diurna, derivada de la fragmentación del sueño, de la hipoxemia e hipercapnia durante los

episodios de apnea-hipopnea [3]. Ésta tiene un impacto laboral, familiar y social, relacionado con un menor rendimiento en el trabajo o en las actividades académicas y el riesgo de accidentes de tráfico y laborales, etc. Por otra parte, el SAHS se ha relacionado con enfermedades de salud pública como la diabetes, la hipertensión y enfermedades cardiovasculares, entre otras [4]. La coexistencia del SAHS y la obesidad pueden tener implicaciones más amplias y contribuir a la agrupación de anomalías definidas como síndrome metabólico [5][6]. Por lo anterior, el SAHS se considera como un problema de salud pública.

Actualmente, la polisomnografía (PSG) nocturna es el método clínico considerado como el estándar de referencia para el diagnóstico del SAHS y el análisis del sueño. La PSG consiste en la grabación continua de diferentes variables fisiológicas. Para esto, un técnico especializado coloca electrodos y otros sensores al paciente para obtener los registros de: electroencefalografía (EEG), electromiografía

(EMG) de mentón, electrooculografía (EOG), micrófono para ronquido, bandas en tórax y abdomen para registrar esfuerzo respiratorio (pletismografía inductiva respiratoria, RIP), pulsioximetría, sensores de flujo oronasal, entre otros. Para el diagnóstico del SAHS, el experto analiza las señales para detectar los episodios y obtener el índice de apnea-hipopnea (AHI, por sus siglas en inglés), el cual indica el grado de severidad del SAHS en el paciente. El AHI se obtiene contabilizando el número de eventos, apneas más hipopneas por hora de sueño. El criterio actualmente aceptado define las categorías leve, moderado y severo con $5 \leq \text{AHI} < 15$, $15 \leq \text{AHI} < 30$, $\text{AHI} \geq 30$, respectivamente.

Uno de los principales inconvenientes de la PSG es la modificación de los patrones normales del sueño, debido a la cantidad de sensores colocados en el cuerpo del paciente. Además de ser un estudio relativamente costoso, laborioso y técnicamente complejo; la PSG no está al alcance de todos los centros clínicos y debido a la gran demanda existen grandes listas de espera [7]. Esto ha generado la necesidad de encontrar métodos simples y económicos que permitan la evaluación fuera del ambiente clínico. Se han desarrollado estrategias y equipos portátiles basándose en el análisis de un número reducido de señales, como: respiración, saturación de oxígeno en la sangre, frecuencia cardíaca y ronquido, entre otras [8][9][10]. Aunque estos equipos han logrado reducir el número de sensores requeridos, no han llegado a superar la necesidad de colocarlos sobre el paciente, e interferir con el parámetro medido en algunos casos. Diferentes trabajos han intentado resolver esta problemática, uno de los más interesantes es el desarrollo de un colchón sensorizado capaz de adquirir señales que permitan la evaluación del sueño y sus patologías de manera no obstructiva, no invasiva y sin necesidad de colocar sensores directamente al paciente. Uno de los primeros intentos surgió en 1981 con el SCSB (*static charge sensitive bed*), compuesto de dos placas metálicas colocadas en un colchón de hule espuma. El SCSB fue utilizado en años posteriores en la evaluación de la calidad del sueño, la obstrucción

parcial de la vía aérea superior, síndrome de piernas inquietas y en la detección de apnea del sueño [11-16]. Las limitaciones de este sensor fueron varias, relacionadas con la instrumentación requerida y el análisis de las señales obtenidas. Recientemente la idea se ha retomado, surgiendo dispositivos con sensores capacitivos o piezoeléctricos e incluso utilizando un tubo neumático como sensor en un colchón de aire [17][18]. Estos dispositivos mejoran la precisión y robustez de la extracción de las señales fisiológicas. El centro de investigación técnica de Finlandia (VTT) desarrolló el *pressure bed sensor* (PBS), el cual consta de ocho sensores de presión de fluoruro de polivinilideno (PVDF). Este sistema permite obtener ocho señales relacionadas a movimientos mecánicos del cuerpo, como los provocados por los ciclos respiratorio y cardíaco, sin imponer restricción sobre la postura en la que el paciente duerme.

El presente trabajo describe el análisis multicanal aplicado a las señales respiratorias obtenidas a través del PBS para la detección del SAHS. Se realiza una búsqueda de la posición de los sensores donde los eventos respiratorios (apneas/hipopneas) son detectados de forma más confiable. Esto se lleva a cabo analizando grupos de canales y después utilizando la información de todo el conjunto de sensores. Para extraer la información útil relacionada a los eventos del SAHS se aplica el análisis de componentes principales (ACP) a los grupos de amplitud instantánea provenientes de las señales respiratorias extraídas del colchón. Finalmente, un algoritmo automático detecta los eventos respiratorios y calcula el índice de eventos respiratorios (IER), definido como el número de eventos por hora de sueño. El IER se evalúa comparándolo con el AHI en la detección de pacientes sanos y patológicos, y también en la identificación de diferentes niveles de severidad.

MATERIALES Y MÉTODOS

Colchón sensorizado

El PBS fue desarrollado por el VTT en cooperación con la manufacturera de sensores Emfit Ltd. El dispositivo integra ocho sensores

de presión piezoeléctricos que miden los movimientos del cuerpo, los movimientos respiratorios y los mecánicos del corazón (balistocardiograma, BCG) [18]. Los sensores fueron colocados entre dos sábanas de hule espuma formando una matriz de 4×2 , cubriendo un área total de $64 \text{ cm} \times 64 \text{ cm}$. Con esta distribución de los sensores el dispositivo logra obtener una medición de ambos lados de la espina dorsal y a lo largo del torso del paciente. Las dimensiones finales del PBS son de $100 \text{ cm} \times 72 \text{ cm}$ y 2 cm de espesor (cuando no está comprimido). Se obtienen ocho señales de presión a 50 Hz , las cuales fueron filtradas y procesadas con algoritmos implementados por el VTT para extraer respiración, variabilidad de la frecuencia cardiaca (HRV) y movimiento o actividad [18].

Para la extracción de la respiración (o movimientos respiratorios) se aplicó a cada señal del PBS un filtro de media móvil usando una ventana Hanning de dos segundos de longitud, equivalente a un filtrado pasa-bajas con una frecuencia de corte aproximada de 0.5 Hz -considerando que la frecuencia respiratoria normal se encuentra alrededor de 0.25 Hz . En el caso de la señal de movimiento o actividad, ésta se obtuvo promediando las desviaciones estándar de cada canal (o sensor), usando una ventana móvil de 4 segundos de longitud. Por su parte, la señal HRV se extrae mediante algoritmos más complejos, utilizando la transformada de Fourier mediante el método Cepstrum que se describe con mayor detalle en [19].

Protocolo

La base de datos utilizada se compone de los registros de 28 pacientes (entre 48 y 68 años) analizados en el laboratorio del sueño del hospital universitario de Tampere (TUT), Finlandia. Todos los participantes se sometieron a una polisomnografía completa, y simultáneamente al registro con el PBS. Tres pacientes usaban un dispositivo CPAP (*Continuous Positive Airway Pressure*) durante el análisis por lo cual fueron descartados del mismo, dejando un total de 25 pacientes;

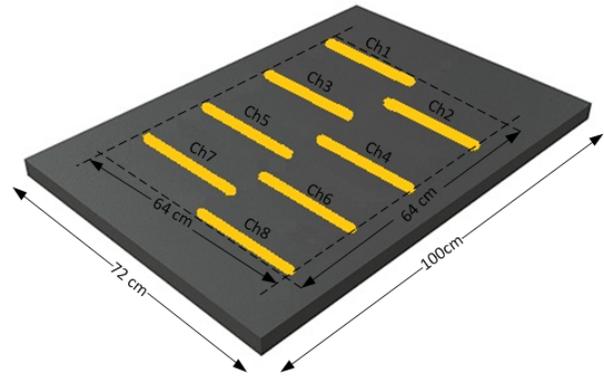


Figura 1. PBS con ocho sensores de presión (PVDF).

12 mujeres y 13 hombres. Las señales de la polisomnografía fueron automáticamente analizadas por el software RemLogic (Embla Systems LLC) para la detección de eventos respiratorios (apnea/hipopnea). Posteriormente, los resultados fueron verificados manualmente por un experto, realizando correcciones cuando fue necesario. Finalmente, contabilizando los eventos se obtuvo para cada paciente el AHI, indicando el nivel de severidad del SAHS.

Herramientas matemáticas

A. Transformada de Hilbert

La transformada de Hilbert es una herramienta que facilita la construcción de una señal analítica. La cual, es una señal compleja, útil para calcular atributos instantáneos de una señal, como la amplitud y la fase en cualquier instante de tiempo. Considerando que $x(t)$ es una señal real, entonces la señal analítica $x_a(t)$ se define como:

$$x_a(t) = x(t) + i\hat{x}(t) \quad (1)$$

donde la parte imaginaria contiene la transformada de Hilbert ($\hat{x}(t)$) de $x(t)$, y es una versión de la señal original desfasada 90° . Esta señal analítica tiene la misma amplitud y contenido de frecuencia que la señal original [20]. Expresando en coordenadas polares:

$$x_a(t) = A(t)e^{i\theta t} \quad (2)$$

de donde se puede obtener la amplitud instantánea $A(t)$ y la fase $\theta(t)$ como se indica en (3) y (4).

$$A(t) = \sqrt{x^2 + \hat{x}^2} \quad (3)$$

$$\theta(t) = \arctan\left(\frac{\hat{x}}{x}\right) \quad (4)$$

B. Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales es una técnica de análisis multivariable introducida por Pearson en 1901 [21]. El ACP se aplica principalmente para reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos interrelacionados. Basado en la información común entre los datos (matriz de covarianza), el ACP proyecta los datos del espacio multidimensional original en un nuevo conjunto de ejes ortogonales, donde las propiedades estadísticas de los datos son preservadas. Los nuevos ejes -llamados componentes principales- son los eigenvectores asociados con los eigenvalores de la matriz de covarianza, y se ordenan de acuerdo a la variabilidad de los datos que representan [22].

Los nuevos datos (*scores*) son combinaciones lineales de los datos originales. Matemáticamente el ACP es una transformación lineal que puede describirse como:

$$Y = WX \quad (5)$$

donde X es el conjunto original de datos y W contiene los componentes principales.

Detección de eventos respiratorios

Para la detección de los eventos respiratorios (ERs) se implementó un algoritmo que automáticamente detecta las reducciones o ausencias provocadas por los eventos del SAHS sobre la amplitud instantánea de la señal respiratoria. El proceso inicia con el cálculo de la amplitud instantánea de cada uno de los canales del PBS ($Amp_ch_i(t); i = 1, 2, \dots, 8$) por medio de la transformada de Hilbert. En la Figura 2 se muestra un segmento de la señal respiratoria obtenida de cada canal, la amplitud instantánea correspondiente y la señal de movimiento. En esta figura podemos observar

las diversas situaciones posibles, inicialmente un periodo donde la respiración se mantiene de manera regular, después un movimiento (un cambio en la postura del paciente) que provoca una saturación en los sensores, seguido de una serie de eventos de apnea. La figura también permite ilustrar el comportamiento de la señal de movimiento que se mantiene prácticamente constante antes y después del pico identificando el cambio de posición; por último, encontramos un pequeño lóbulo indicando un movimiento de menor intensidad. Así, la señal de movimiento es utilizada para identificar y remover de las señales de amplitud los segmentos con movimientos que sobrepasan un determinado nivel. Para esto, se establece un umbral calculado a través de un filtro de media móvil con una ventana de 20 segundos de longitud, y se localizan segmentos con valores sobrepasando 1/3 del umbral.

Con el objetivo de determinar la ubicación de los sensores que proveen una medición más clara de los eventos respiratorios, se realiza una exploración sobre la información proveniente de diferentes grupos de canales del PBS. Para esto, las amplitudes instantáneas $Amp_ch_i(t)$ obtenidas se conjuntan para formar 5 grupos. Los primeros cuatro grupos se obtienen asociando las señales $Amp_ch_i(t)$ seleccionando pares de canales -considerando renglones de la matriz formada por los sensores (ch1-ch2, ..., ch7-ch8)- y el último se construye con la información de todos los canales. El proceso continua aplicando el método de componentes principales a los diferentes grupos. Con los *scores* asociados al primer componente principal -el cual conserva la mayor cantidad de la varianza presente en los datos- se obtiene de cada conjunto una nueva señal de amplitud que denominamos: $Amp_{ij}(t)$ para los grupos provenientes de pares de canales (donde $i = 1, 3, 5, 7$ y $j = 2, 4, 6, 8$), y $Amp_T(t)$ para el conjunto de 8 canales.

A continuación, se elimina la tendencia de cada señal de amplitud - $Amp_{ij}(t)$ y $Amp_T(t)$ - y utilizando cero como línea de base, los posibles ER se identifican como aquellos segmentos de amplitud debajo de la línea de base. Los ER representan una reducción $\geq 50\%$ (para incluir apneas e hipopneas) con una duración ≥ 10 segundos. Después de verificar la duración de los

eventos potenciales, la reducción en la amplitud se valida mediante

$$Amp_{red} = (A_{max} - A_{min})/A_{max} \times 100\% \quad (6)$$

donde A_{max} es el 90 percentil de la amplitud durante los 15 segundos previos al inicio del evento, y A_{min} es el valor mínimo encontrado entre el inicio y el término del evento, los cuales se identifican a través de los cruces por cero de la amplitud. Los ER son agrupados en el índice de eventos respiratorios, IER, que indica el número de eventos respiratorios por hora de sueño, de manera similar al AHI.

Pruebas de diagnóstico

A. Coeficiente de correlación (r)

El coeficiente de correlación de Pearson (r) es un índice de fácil ejecución e interpretación que cuantifica la relación lineal entre dos variables (x y y). Como en (7), r se define como la covarianza (S_{xy}) de las dos variables dividida

por el producto de sus desviaciones estándar individuales.

$$r_{xy} = S_{xy}/(\sigma_x\sigma_y) \quad (7)$$

B. Sensibilidad, Especificidad, Exactitud

La sensibilidad y la especificidad son medidas estadísticas para cuantificar el desempeño de un test o prueba (binaria, ej.: sano o enfermo). La sensibilidad mide la habilidad de la prueba para identificar o clasificar correctamente un paciente patológico, contabilizando la proporción de verdaderos positivos (VP) correctamente identificados, como se expresa en (8). La especificidad, definida en (9), mide la proporción de verdaderos negativos (VN), los pacientes sanos correctamente identificados. En las ecuaciones siguientes FP y FN indican el número de positivos y negativos incorrectamente identificados -el número de pacientes sanos identificados como patológicos y número de pacientes patológicos no identificados, respectivamente-

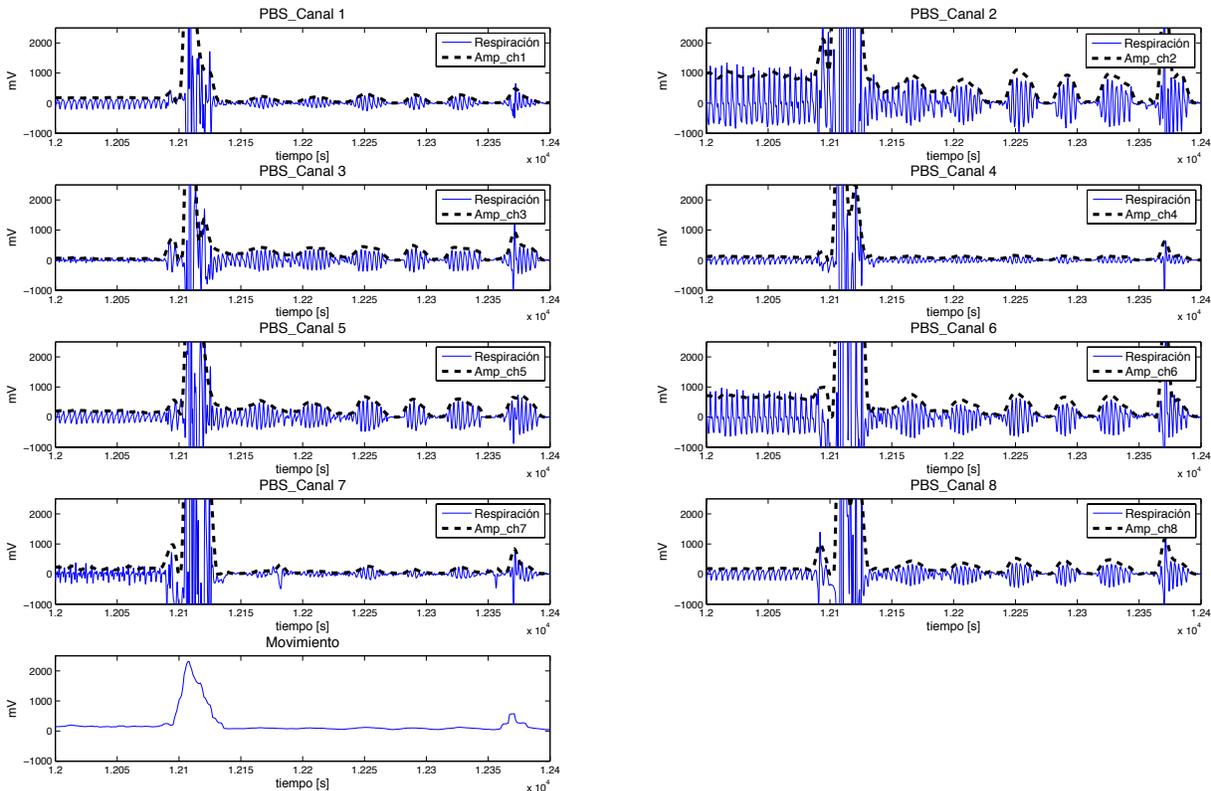


Figura 2. Un segmento de la señal respiratoria derivada de cada canal del PBS, la amplitud instantánea (Amp_{ch}) correspondiente y la señal de movimiento.

$$Sen = \frac{VP}{VP + FN} \quad (8)$$

$$Esp = \frac{VN}{VN + FP} \quad (9)$$

Definida en (10), la exactitud de la prueba mide que tan cercano es el resultado de la prueba del valor verdadero o referencia.

$$Exact = \frac{\#VN + \#VP}{\#VN + \#VP + \#FN + \#FP} \quad (10)$$

C. Matriz de Confusión

La matriz de confusión es una herramienta de visualización para evaluar la precisión de una clasificación. En esta matriz los resultados de la clasificación se comparan con la información de referencia o reales. Cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real. La fortaleza de una matriz de confusión es que identifica la naturaleza de los errores de clasificación, así como sus cantidades, facilitando visualizar si el sistema está confundiendo dos o más clases.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El IER_k (donde $k = 1,2,3,4$) e IER_T determinados por el algoritmo automático -para cada señal Amp_{ij} y Amp_T , respectivamente- se compara con el AHI mediante diversos métodos como se describe a continuación. La relación lineal entre cada IER y AHI se encuentra a través de r , esto se muestra en la Figura 3. La correlación encontrada oscila entre 0.87 y 0.93 para los diferentes grupos de sensores analizados.

Los 25 pacientes en la base de datos se etiquetan de acuerdo a su severidad, mediante el AHI en las categorías: sanos, leve-moderado y severo. Para evaluar el desempeño de cada IER para diagnosticar los pacientes en las diferentes categorías, se establecen límites de severidad adecuados -considerando que se utilizan señales indirectas- la Tabla I muestra los resultados en la matriz de confusión para cada grupo de canales.

Tabla I. Matriz de confusión obtenida para los diferentes IER_k e IER_T en la separación en tres categorías: sano, leve-moderado y severo

IER_1				
	Sano IER≤11	Leve-M 11<IER≤30	Severo IER>30	Total
Sano	11	0	0	11
Leve-M	2	6	0	8
Severo	0	1	4	5
IER_2				
	Sano IER≤11	Leve-M 11<IER≤30	Severo IER>30	Total
Sano	11	0	0	11
Leve-M	2	6	0	8
Severo	0	3	2	5
IER_3				
	Sano IER≤12	Leve-M 12<IER≤30	Severo IER>30	Total
Sano	9	2	0	11
Leve-M	2	6	0	8
Severo	0	3	2	5
IER_4				
	Sano IER≤9	Leve-M 9<IER≤30	Severo IER>30	Total
Sano	10	1	0	11
Leve-M	2	6	0	8
Severo	0	2	3	5
IER_T				
	Sano IER≤13	Leve-M 13<IER≤30	Severo IER>30	Total
Sano	11	0	0	11
Leve-M	1	7	0	8
Severo	0	1	4	5

Tabla II. Sensibilidad, especificidad y exactitud para los diferentes IER_k e IER_T en la detección de pacientes sanos y patológicos

Sano/Patológico			
	Sensibilidad [%]	Especificidad [%]	Exactitud [%]
IER_1	85	100	92
IER_2	85	100	92
IER_3	85	82	85
IER_4	85	91	88
IER_T	92	100	96

La Figura 4 muestra gráficamente como se distribuyen los pacientes en las diferentes categorías. Se observa que las señales Amp_{12} y Amp_{34} provenientes de los pares ch1-ch2 y ch3-ch4 proporcionan mejores resultados ya que son los sensores localizados a la altura del tórax del paciente, facilitando una medición más clara de la señal respiratoria que la obtenida por los sensores situados a la altura de la espalda baja. Aunado a esto, pacientes con SAHS severo presentan un mayor número tanto de apneas

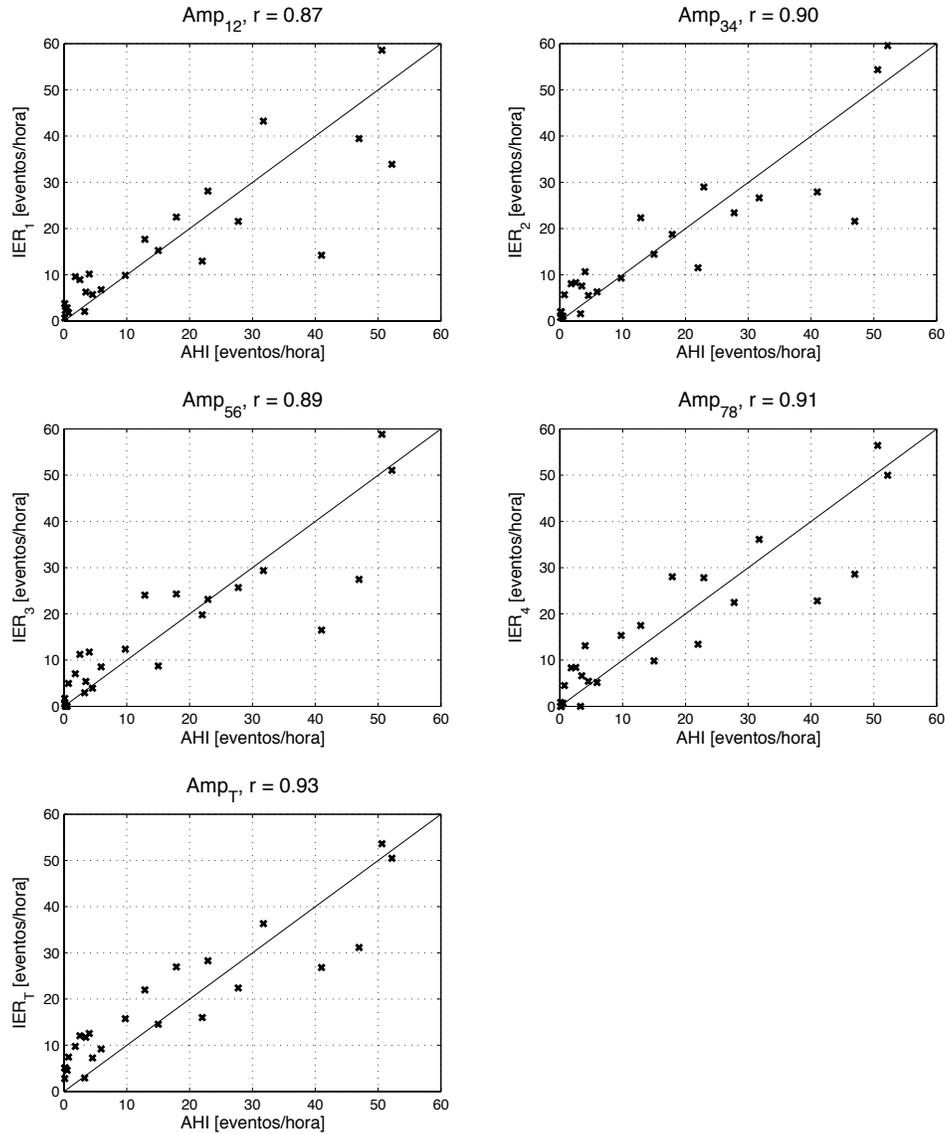


Figura 3. Relación lineal y coeficiente de correlación entre el AHI y el índice de eventos respiratorios (IER_T e IER_k , donde $k = 1, 2, 3, 4$) para los diferentes grupos de canales analizados.

como hipopneas. Estos últimos eventos provocan una menor reducción en la amplitud de la señal respiratoria por lo cual su detección es más difícil, esto podría explicar la mayor dispersión de los pacientes presentada por algunos grupos de canales para esta categoría.

Evaluando el desempeño de los IER para identificar pacientes sanos y patológicos, se calcula sensibilidad, especificidad y exactitud,

cuyos resultados se muestran en la Tabla II. Se confirma que los pares ch1-ch2 y ch3-ch4 proporcionan mejores resultados que el resto de pares analizados. Cabe mencionar que dada la disposición de los sensores, otras combinaciones posibles como ch1-ch3 o ch2-ch4 no son analizadas considerando que proporcionan mediciones de un solo lado del torso del paciente.

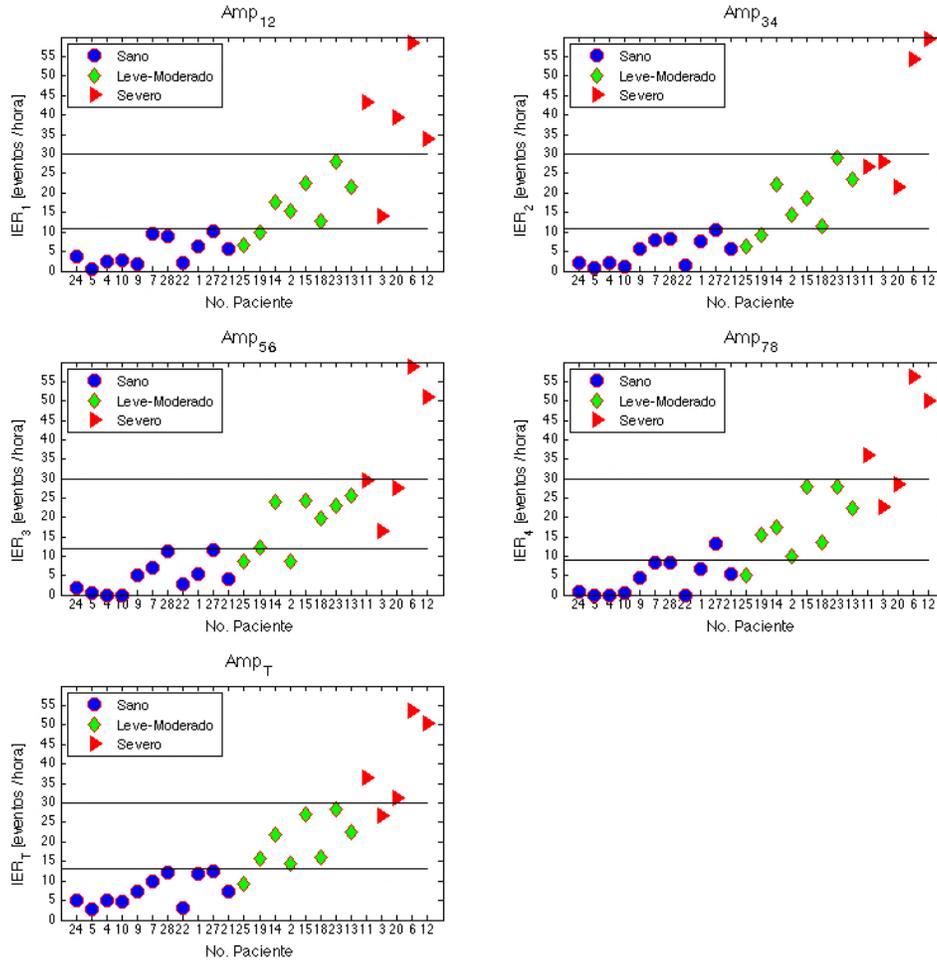


Figura 4. Distribución de los pacientes en las categorías: sano, leve-moderado y severo a través del índice de eventos respiratorios (IER) para los diferentes grupos de canales analizados.

CONCLUSIONES

Durante un sueño relajado las principales fuentes de movimientos corporales son debidas a los ciclos respiratorio y cardiaco. Este es el principio del PBS, diseñado para monitoreo del sueño y sus patologías asociadas. Con ocho sensores de presión el PBS proporciona la medición de estas señales fisiológicas en diferentes puntos bajo el torso del paciente. El análisis aquí realizado evalúa la capacidad de estas señales para diagnosticar el SAHS, y también los posibles grupos de sensores que mejor reflejan el efecto provocado por los eventos sobre la señal respiratoria. Aunque la señal que agrupa la información de todo el conjunto de sensores muestra mejores resultados en las diferentes categorías analizadas, se puede observar que

con sólo dos canales (ch1-ch2) se pueden obtener resultados similares. Estos resultados son comparables con los obtenidos por varios trabajos encontrados en la literatura donde se utiliza la medición directa del flujo de aire, el cual es medido a través de dispositivos como la cánula nasal o termistores [23][24][25]. Métodos basados en señales obtenidas de manera no invasiva como la oximetría y el ECG, han mostrado buenos resultados en la detección de la apnea obstructiva. Para la oximetría se ha calculado un índice basado en el número de desaturaciones por hora (ODI, por sus siglas en inglés), algunos trabajos han reportado un amplio rango de valores de sensibilidad y especificidad dependientes del nivel de AHI. Por ejemplo, para pacientes con un AHI ≥ 25 eventos por hora, Cooper [26] en su estudio

(a un grupo de 41 pacientes) reporta una sensibilidad de 100% con una especificidad de 95%, estos valores disminuyen a 75% y 86% para pacientes con $AHI \geq 15$ eventos por hora. En un estudio a 246 pacientes, para un $AHI \geq 15$ eventos por hora Vázquez [27] reporta una sensibilidad de 98% con una especificidad de 88%. La oximetría también se ha utilizado en combinación con otros parámetros como el ECG, Henegan [8] y Zamarrón [28] reportan una sensibilidad de 100% y 90.1% con una especificidad de 95.8% y 84% respectivamente. En la detección basada en ECG Khandoker [29] reporta una sensibilidad de 94.72% y una especificidad de 79.77%. De manera similar, Henegan [30] obtuvo una sensibilidad de 92% y especificidad de 69%, mientras que Méndez [31] reporta una sensibilidad y especificidad alrededor de 85% y 90%, respectivamente, en una evaluación minuto a minuto que incluye varias técnicas de procesamiento de señales.

Cada uno de estos métodos presenta sus propias limitaciones, para los métodos basados en el ECG enfermedades propias del corazón (altamente relacionadas con el SAHS y la obesidad) pueden afectar la detección. Por otro lado, la oximetría presenta limitaciones resultado de problemas con el flujo de sangre, hemoglobina, o la falta de cambio en la saturación de oxígeno. La oximetría se basa en el flujo sanguíneo pulsátil para sus mediciones y es vulnerable a los efectos de la mala circulación de la sangre arterial periférica. Por lo tanto, los movimientos del cuerpo, la vasoconstricción y la hipotensión pueden causar artefactos a través de una interrupción de la señal de pulso.

Con una sensibilidad de 92% y una especificidad de 100%, el PBS presenta un mejor o similar desempeño que dichas alternativas. Adicionalmente, algunos de estos trabajos se enfocan sólo en la detección de la apnea sin considerar que las hipopneas provocan las mismas consecuencias clínicas.

Algunas limitaciones del presente trabajo son el número reducido de pacientes en la base de datos. Se calcula el IER como un índice global, pero se requiere una mayor investigación para determinar los diferentes tipos de eventos, apneas e hipopneas, y entre apneas: obstructiva,

central o mixta. El PBS permite extraer además de la respiración, las mediciones del ritmo cardiaco y del movimiento que podrían ser útiles para este propósito.

Sin embargo, de acuerdo con los resultados obtenidos, particularmente en el mejor desempeño de ciertas áreas específicas del colchón en la detección de ERs, se puede sugerir el PBS como un método alternativo -no invasivo y no obstructivo- para la detección del SAHS, con la ventaja de no requerir mayor instrumentación para el paciente.

REFERENCIAS

1. Young T, Peppard PE, Gottlieb DJ. Epidemiology of obstructive sleep apnea: a population health perspective. *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, 2002; 165(9): 1217-1239.
2. The report of an American Academy of Sleep Medicine task force. Sleep-Related Breathing Disorders in adults: Recommendations for Syndrome Definition and Measurement Techniques in Clinical Research. *Sleep*, 1999; 22(5): 667-689.
3. Patil SP, Schneider H, Schwartz AR, Smith PL. Adult Obstructive Sleep Apnea Pathophysiology and Diagnosis. *Chest*, 2007; 132(1): 325-337.
4. Douglas T, Floras JS. Sleep Apnea and Heart Failure, Part I: Obstructive Sleep Apnea. *Circulation*, 2003; 107:1671-1678
5. Calvin AD, et al. Obstructive sleep apnea, inflammation, and the metabolic syndrome. *Metabolic Syndrome and Related Disorders*, 2009; 7(4): 271-277.
6. Gruber A, Horwood F, Sithole J, Ali NJ, Idris I. Obstructive sleep apnoea is independently associated with the metabolic syndrome but not insulin resistance state. *Cardiovascular Diabetology*. 2006; 5: 22
7. Flemons WW, Littner MR, Rowley JA, Gay P, Anderson WM, Hudgel DW, Loubé

- DI. Home Diagnosis of Sleep Apnea: A Systematic Review of the Literature: An Evidence Review Cosponsored by the American Academy of Sleep Medicine, the American College of Chest Physicians, and the American Thoracic Society. *Chest*, 2003; 124(4): 1543-1579.
8. Heneghan C, Chua CP, Garvey JF, de Chazal P, Shouldice R, Boyle P, et al. A portable automated assessment tool for sleep apnea using a combined Holter-oximeter. *Sleep*, 2008; 31(10): 1432-1439.
 9. Park S, Jayaran S, Enhancing the quality of life through wearable technology. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2003; 22(3): 41-48
 10. Anliker U, Ward JA, Lokowicz P, Troster G, Dolveck F, Baer M, Keita F, et al. AMON: A wearable multiparameter medical monitoring and alert system. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2004; 8(4): 415-427
 11. Alihanka J, Vaahtoranta K, Saarikivi I. A new method for long-term monitoring of the ballistocardiogram, heart rate, and respiration. *American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 1981; 240(5): R384-R392.
 12. Polo O, Brissaud L, Sales B, Besset A, Billiard M. The validity of the static charge sensitive bed in detecting obstructive sleep apnoeas. *European Respiratory Journal*, 1988; 1(4): 330-336.
 13. Salmi T, Partinen M, Hyyppä M, Kronholm E. Automatic analysis of static charge sensitive bed (SCSB) recordings in the evaluation of sleep-related apneas. *Acta Neurologica Scandinavica*, 1986; 74(5): 360-364.
 14. Salmi T, Telakivi T, Partinen M. Evaluation of automatic analysis of SCSB, airflow and oxygen saturation signals in patients with sleep related apneas. *Chest*, 1989; 96(2): 255-261
 15. Polo O. Partial upper airway obstruction during sleep. Studies with the static charge-sensitive bed (SCSB). *Acta Physiologica Scandinavica. Supplementum*, 1992; 606:1
 16. Rauhala E, Erkinjuntti M, Polo O. Detection of periodic leg movements with a static charge sensitive bed. *Journal of Sleep Research*, 1996; 5(4): 246-250.
 17. Shin JH, Chee YJ, Jeong DU, Park KS. Nonconstrained sleep monitoring system and algorithms using air-mattress with balancing tube method. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010; 14(1): 147-156.
 18. Kortelainen JM, van Gils M, Pärkkä J. Multichannel Bed Pressure Sensor for Sleep monitoring. *Computing in Cardiology*, 2012, Krakow, Poland.
 19. Kortelainen JM, Mendez MO, Bianchi AM, Matteucci M, Cerutti S. Sleep staging based on signals acquired through bed sensor. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010; 14(3): 776-785.
 20. Oppenheim A, Schafer R, Buck J. *Discrete-Time Signal Processing*. Prentice Hall, Tercera edición, 2009; 942-955
 21. Pearson K. Principal components analysis. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 1901; 6(2): 559.
 22. Martinez WL, Martinez AR. *Exploratory data analysis with MATLAB*. CRC Press, 2005; 33-38.
 23. Nakano H, Tanigawa T, Furukawa T, Nishima S. Automatic detection of sleep-disordered breathing from a single-channel airflow record. *European Respiratory Journal*, 2007; 29(4): 728-736.
 24. Grover, Sukhdev S, Stephen D, Pittman. Automated detection of sleep disordered breathing using a nasal pressure

- monitoring device. *Sleep and Breathing*, 2008; 12(4): 339-345
25. Han J, Shin HB, Jeong DU, Park KS. Detection of apneic events from single channel nasal airflow using 2nd derivative method. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2008; 91(3): 199-207
26. Cooper B, Veale D, Griffiths C, Gibson G. Value of nocturnal oxygen saturation as a screening test for sleep apnoea. *Thorax*, 1991; 46(8): 586-588.
27. Vázquez J, Tsai W, Flemons W, Masuda A, Brant R, Hajduk E, Remmers J. Automated analysis of digital oximetry in the diagnosis of obstructive sleep apnoea. *Thorax*, 2000; 55(4): 302-307.
28. Zamarrón C, Gude F, Barcala J, Rodriguez JR, Romero PV. Utility Of Oxygen Saturation And Heart Rate Spectral Analysis Obtained From Pulse Oximetric Recordings In The Diagnosis Of Sleep Apnea Syndrome. *Chest*, 2003; 123(5): 1567-1576.
29. Khandoker AH, Gubbi J, Palaniswami M. Automated scoring of obstructive sleep apnea and hypopnea events using short-term electrocardiogram recordings. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2009; 13(6): 1057-1067.
30. Heneghan C, de Chazal P, Ryan S, Chua CP, Doherty L, Boyle P, McNicholas WT. Electrocardiogram recording as a screening tool for sleep disordered breathing. *Journal of clinical sleep medicine: JCSM: official publication of the American Academy of Sleep Medicine*, 2008; 4(3): 223-228.
31. Mendez M.O, Bianchi AM, Matteucci M, Cerutti S, Penzel T. Sleep apnea screening by autoregressive models from a single ECG lead. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009; 56(12): 2838-2850.