



Clasificación automática de las etapas del sueño mediante redes neuronales difusas

Antonio Muñoz Vela, Edson Francisco Estrada Meneses, José David Díaz Román

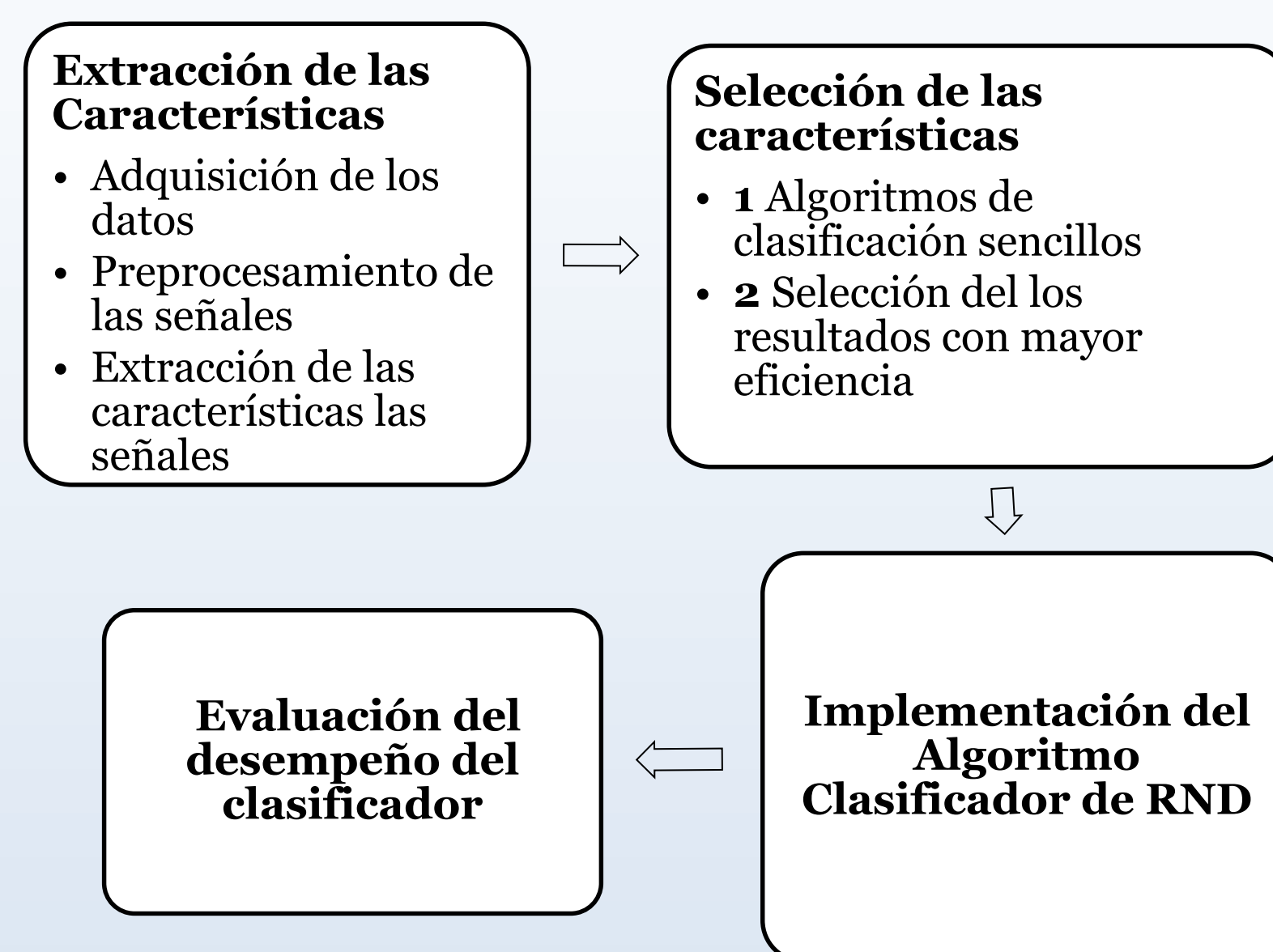
Resumen Este trabajo expone el desarrollo y los resultados de un algoritmo basado en el uso de ANFIS, una hibridación de redes neuronales y lógica difusa. Este algoritmo tiene como objetivo general clasificar automáticamente las etapas del sueño. El algoritmo fue entrenado y evaluado con señales tomadas de Physionet, una base de datos médica. Se emplearon las características propuestas por E. Estrada de las señales EEG, EOG y EMG [1]. Así fueron definidas originalmente 37 características para 19,953 muestras de 30 segundos. Se empleó una técnica de selección secuencial automática de características para reducir la dimensión de las entradas del sistema, lo cual derivó en el uso de 4 conjuntos distintos de datos, para comparar la precisión en cada conjunto. Finalmente se ajustaron los parámetros necesarios en el código clasificador y se evaluó el desempeño de cada uno de los grupos de datos para conocer cual opción presentó una mayor precisión respecto a los demás, los resultados fueron comparados y presentados para hacer un análisis de la funcionalidad de este algoritmo.

Introducción: El sueño es clasificado en 5 etapas de acuerdo con su comportamiento eléctrico. Gracias a estas características es posible detectar anomalías en el sueño de una paciente mediante estudios del sueño [1]. Existen muchos estudios para llevar a cabo una clasificación del sueño. En este trabajo se propone la implementación de un algoritmo clasificador neuro difuso para evaluar su desempeño como clasificador para este tipo de datos [2].

Objetivo general: Desarrollar un clasificador automático de las etapas del sueño mediante RND, utilizando características extraídas de la EEG, la EOG y la EMG.

- Seleccionar características de las señales de EEG, EOG y EMG, tomadas de la base de datos de Physionet, dirigidas a la clasificación de las etapas del sueño.
- Desarrollar un algoritmo de redes neuronales difusas en Matlab, que efectué una discriminación automática de las señales, bajo los parámetros de las etapas del sueño propuestos por la AASM en el 2007.
- Evaluar el desempeño del algoritmo de RND, comparando los resultados de las RND, con la clasificación propuesta por la base de datos Physionet

Metodología



Resultados: Se seleccionaron dos grupos de 11, y 15 características. Como se observa a continuación.

Tabla 1. Resultados del seleccionador secuencial

Conjunto	Clasificadores	Características	Error promedio	Vector con las columnas propuestas
1	linear	24 columnas	0.3063	1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 13 15 16 19 20 23 24 25 26
2	diaglinear	8 columnas	0.3651	28 30 32 34 35
3	quadratic	15 columnas	0.2925	3 4 5 22 27 28 30 34
4	diagquadratic	10 columnas	0.3514	1 2 4 9 17 24 30 32 35 37
5	Mahalanobis	11 columnas	0.2860	1 4 5 6 9 26 28 30 32 34 35

Con estos resultados se realizó un análisis de histograma para observar el comportamiento de los datos.

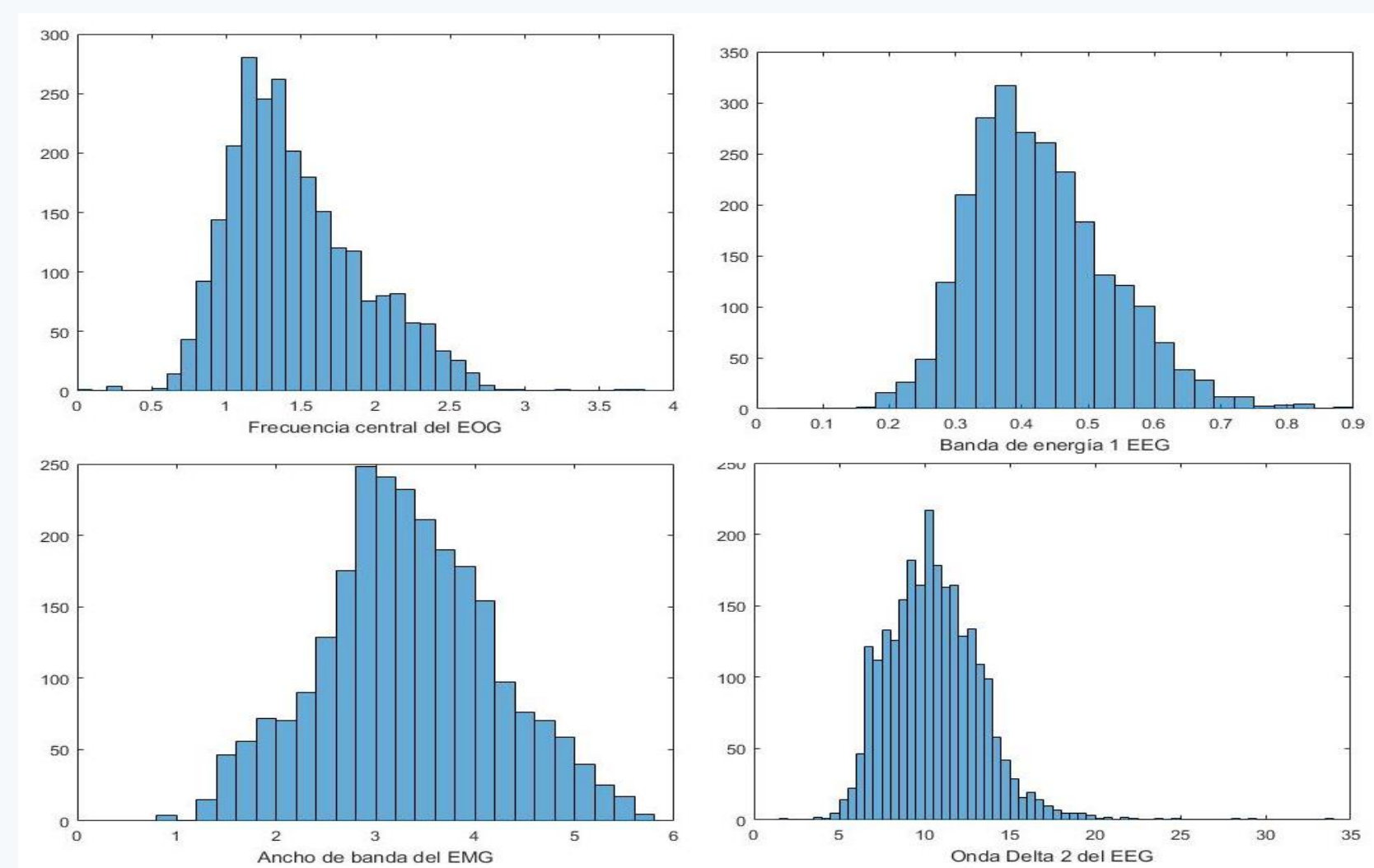


Figura 1. Histograma de 4 de las características seleccionadas

Después de realizar la experimentación se obtuvieron los siguientes resultados para las 4 pruebas en el entrenamiento.

Tabla 2. Resultados de entrenamiento para cada experimento.

Pruebas	Muestras de entrenamiento	Muestras acertadas	Exactitud
11 características 19948 muestras	15967	7720	48%
11 características 19948 muestras + PCA	15967	2978	18.7%
11 características 2500 muestras	2000	1362	68%
15 características 2500 muestras	2000	1415	71%

Mediante una matriz de confusión se hizo un análisis de la eficiencia y se obtuvo la especificidad y la sensibilidad para cada prueba.

Tabla 3. Matriz de confusión de la validación para el primer conjunto

	Clasificación predicha					Total	
	0	1	2	3	4		
Clasificación esperada	0	305	451	97	16	0	869
	1	11	196	317	72	2	598
	2	32	294	269	74	0	669
	3	10	89	391	938	47	1475
	4	2	0	20	170	178	370
Total	360	1030	1094	1270	227		

Segundo conjunto

Tabla 5. Matriz de confusión de la validación para el segundo conjunto

	Clasificación predicha					Total	
	0	1	2	3	4		
Clasificación esperada	0	34	60	777	2	1	874
	1	10	35	553	1	0	599
	2	0	8	660	0	0	668
	3	3	9	1463	0	0	1475
	4	0	5	366	0	0	371
Total	47	117	3819	3	1		

Tabla 4. Análisis del desempeño de la validación del primer experimento.

	Resultados para cada etapa				
	0	1	2	3	4
Sensibilidad	35.1%	32.8%	40.2%	63.6%	48.1%
Especificidad	98.2%	75.3%	75.1%	86.8%	98.6%
VPP	84.7%	19.0%	24.6%	73.9%	78.4%
VPN	84.4%	86.4%	86.1%	80.2%	94.9%

Tabla 6. Análisis del desempeño de la validación para el segundo conjunto.

	Resultados para cada etapa				
	0	1	2	3	4
Sensibilidad	3.9%	5.8%	98.8%	0.0%	0.0%
Especificidad	99.6%	97.6%	4.8%	99.9%	100.0%
VPP	72.3%	29.9%	17.3%	0.0%	0.0%
VPN	78.7%	85.4%	95.2%	63.0%	90.7%

Tercer conjunto.

Tabla 7. Matriz de confusión de la validación del tercer conjunto.

	Clasificación predicha					Total	
	0	1	2	3	4		
Clasificación esperada	0	50	31	15	4	0	100
	1	3	61	32	4	0	100
	2	7	40	43	11	0	101
	3	4	3	30	53	11	101
	4	0	1	7	15	75	98
Total	64	136	127	87	86		

Tabla 8. Análisis del desempeño de la validación del tercer conjunto.

	Resultados para cada etapa				
	0	1	2	3	4
Sensibilidad	50.0%	61.0%	42.6%	52.5%	76.5%
Especificidad	96.5%	81.3%	78.9%	91.5%	97.3%
VPP	78.1%	44.9%	33.9%	60.9%	87.2%
VPN	88.5%	89.3%	84.5%	88.4%	94.4%

Cuarto conjunto.

Tabla 8. Matriz de confusión de la validación del cuarto conjunto.

	Clasificación predicha					Total	
	0	1	2	3	4		
Clasificación esperada	0	50	23	22	4	0	99
	1	6	57	31	3	1	98
	2	10	31	40	14	3	98
	3	5	6	28	51	12	102
	4	1	2	9	13	78	103
Total	72	119	130	85	94		

Tabla 10. Análisis del desempeño de la validación del cuarto conjunto.

	Resultados para cada etapa				
	0	1	2	3	4
Sensibilidad	50.5%	58.2%	40.8%	50.0%	75.7%
Especificidad	94.5%	84.6%	77.6%	91.5%	96.0%
VPP	69.4%	47.9%	30.8%	60.0%	83.0%
VPN	88.6%	89.2%	84.3%	87.7%	93.8%

Precisión de la validación en cada prueba.

Tabla 11. Resultados de precisión para validación en cada experimento.

Pruebas	Muestras de Validación	Muestras acertadas	Exactitud
11 características 19948 muestras	3981	1886	47%
11 características 19948 muestras + PCA	3981	729	18%
11 características 2500 muestras	500	282	56%
15 características 2500 muestras	500	276	55%

Conclusión: De acuerdo con los resultados obtenidos y el comportamiento observado del clasificador se infiere que este tipo de algoritmo pretende emular el razonamiento humano al momento de clasificar, tomando de las redes neuronales la forma en que se procesa la información mediante neuronas con distintos pesos, y de la lógica difusa la forma en que el código toma decisiones partiendo de los resultados.

En la evaluación del sistema se llegó a la conclusión de que el sistema es altamente específico.

El porcentaje de especificidad para cada clase en cada una de las pruebas superó el 75% a excepción de la prueba con PCA en donde el código clasificó la mayoría de los datos como pertenecientes a la etapa del sueño 2.

En general la prueba con mayor precisión fue de 56 % y pese a esto, el clasificador no presenta propiedades aptas para ser funcional debido a que el método convencional (polisomnografía) oscila en un promedio de 90% [3].

Referencias

- [1] E. Estrada, H. Nazeran, P. Nava, K. Behbehani, J. Burk, and E. Lucas, "EEG feature extraction for classification of sleep stages," *26th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 3, no. February 2004, pp. 196–199, 2004.
- [2] C. González Morcillo, "Lógica Difusa, una introducción práctica," *Técnicas de Softcomputing*, p. 29, 2011.
- [3] C. M. Held *et al.*, "Extracting Fuzzy Rules From Polysomnographic Recordings for Infant Sleep Classification," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 10, pp. 1954–1962, 2006.