

CAEPIA 2026

ESTYLF

CONGRESO ESPAÑOL • SOFT COMPUTING & FUZZY LOGIC

11•13 NOV 2026 UNIVERSIDAD DE JAEN



Libro de resúmenes del XXIV Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy – ESTYLF 2026

Trabajos en curso. Jaén, 11–13 de noviembre de 2026

Universidad de Jaén

AEPIA
ASOCIACIÓN ESPAÑOLA PARA LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL



Libro de resúmenes del XXIV Congreso Español sobre Tecnologías y Lógica Fuzzy – ESTYLF 2026

Antigua Escuela de Magisterio de Jaén. Universidad de Jaén

Jaén, España

11-13 de noviembre de 2026

Publicador por:
Universidad de Jaén
http:https://simidat.ujaen.es/caepia26/conferencias/estylf

ISBN: 978-84-09-92828-6

Credits:
Portada: Luis Jiménez Jiménez & Juan Moreno García
LaTeX editores: Macarena Espinilla Estévez, Luis Jiménez Linares, Luis Magdalena Layos y Juan Moreno García
Actas generadas con LaTeX's 'confproc' package, version 0.8 (optional: by V. Verfaille)

PROGRAMA

Trabajos en proceso. 1

2 *Raluca Iulia Cozma Mircescu, Gabriel Viscarret Atienza, Humberto Bustince, Francisco Javier Fernández, Cédric Marco-Detchart*
Detección temprana de anomalías en redes de distribución deagua mediante Matrix Profile: comparación entre enfoquesmultivariantes y estrategias bivariantes basadas en órdenesadmisibles

6 *José Luis López Ruiz, Macarena Espinilla Estévez, Christopher Nugent*
From sensor-based mobility to quality-of-life assessment: alinguistic fuzzy approach

10 *José Luis López Ruiz, Carlos Montoya Peña, Juan F. Gaitán-Guerrero, Antonio P. Albín-Rodríguez, Macarena Espinilla Estévez, Carlos Fernández-Basso*
Selección difusa de clientes para detección federada delestrés en dispositivos IoMT

14 *Juan F. Gaitán-Guerrero, Carmen Martínez-Cruz, José Luis López Ruiz, Macarena Espinilla Estévez, Antonio P. Albín-Rodríguez, Mihail Popescu, James Keller*
Hacia una alineación multilingüística de bioseñalesmediante operadores difusos

18 *Joaquin Arellano*
De la capacidad al riesgo: un modelo difuso basado enCP-SAT para reservas y asignación de mesas

22 *Boris Pérez-Cañedo, Eduardo René Concepción-Morales, José Luis Verdegay*
Propuesta de una metodología de decisión a posteriori paraproblemas de optimización de naturaleza difusa

26 *Maria Eugenia Cornejo Piñero, Jesús Medina, Francisco José Ocaña Alcázar*
Bases de implicaciones de atributos en enfoques basados enconexiones de Galois

30 *Mikel Ferrero-Jaurrieta, Juan Baz, Noelia Rico, Humberto Bustince*
Combinación entre funciones de overlap y operadores OWA

34 *Humberto Bustince, Diego García-Zamora, Susana Montes, Javier Montero, Graçaliz Dimuro, Laura De Miguel, Francisco Javier Fernández, Regivan Santiago, Antonio Francisco Roldán López de Hierro*
The Functional Choquet Integral

38 *Alba Lirón-León, Inmaculada Gutiérrez, J. Tinguaro Rodríguez, Daniel Gómez*
Medidas de capacidad y análisis topológico de datos

42 *Pablo Flores-Vidal, Daniel Gómez, Luis Magdalena*
Pre-procesamiento de imágenes con suavizados discretostruncados

46 *David Muñoz-Valero, Juan Moreno-García, Eusebio Angulo Sánchez-Herrera, Alejandro López-Hernández*
Prior Espacial-Temporal Difuso (PETD) para la correcciónde Seguimiento Articular en Natación

50 *Roberto G. Aragón, Celia Cordovilla-Sánchez, Pascual Jara, Jesús Medina*
Implicaciones difusas a través de suma ordinal de operadores

54 *Jesús González Gironda, Clara Simón De Blas, DanielGómez González*
Fuzzy-Transformer Fusion for Sentiment Analysis

57 *Estrella Garcia Pelluz*
Modelización de la polarización con conjuntos difusosopuestos

61 *Manuel González-Hidalgo, Arnau Mir, Alejandro Mus, Juan Vicente Riera*
Efficient Ranking and Unranking of Discrete Fuzzy Numbers

65 *Juan Moreno-García, David Muñoz-Valero, Enrique Adrian Villarrubia-Martin, Julio Alberto López-Gómez, Luis Jimenez-Linares*
WIFE, un entorno para crear modelos difusos

69 *Francisco J. Márquez-Saldaña, Francisco A. Márquez, Gonzalo A. Aranda-Corral, Joaquín Borrego-Díaz*
Intervalos semánticos difusos para la transferencia deconocimiento entre sistemas de bicicletas compartida

Hacia una alineación multilingüística de bioseñales mediante operadores difusos

Juan F. Gaitán-Guerrero[1], Carmen Martínez-Cruz[2], José L. López[1], Macarena Espinilla[1], Antonio P. Albín-Rodríguez[1], Mihail Popescu[3], and James Keller[4]

[1] Universidad de Jaén, Jaén, España
{jgaitan,llopez,mestevez,aalbin}@ujaen.es
[2] Universidad de Granada, Granada, España
cmcruz@ugr.es
[3] School of Medicine, University of Missouri, Columbia, MO, EE.UU.
popescum@health.missouri.edu
[4] University of Missouri, Columbia, MO, EE.UU.
kellerj@missouri.edu

Resumen Las bioseñales modeladas por expertos suelen interpretarse como secuencias de observaciones lingüísticas, no como flujos numéricos en bruto. Esta representación es especialmente útil en contextos clínicos, donde las etiquetas lingüísticas facilitan una caracterización próxima al razonamiento profesional. Además, el significado de cada observación depende del momento en que aparece y de la combinación de varios descriptores. Este trabajo presenta un operador de similitud difusa para actuar como coste local en algoritmos de comparación de series temporales, tomando *Dynamic Time Warping* (DTW) como caso de uso. Cada evento se representa mediante varios descriptores lingüísticos, incluido el contexto temporal, y la coincidencia se calcula en el espacio cualitativo de cada descriptor. Un umbral por variable actúa como compuerta de admisibilidad: una discrepancia en un eje crítico impide la alineación aunque los demás descriptores sean similares. El operador devuelve un grado de similitud interpretable en $[0, 1]$ o una marca de no comparabilidad, que en DTW se traduce en celdas prohibidas y dirige el camino óptimo hacia regiones cualitativamente coherentes.

Keywords: Modelado experto de datos · Series temporales · Similitud difusa · Computación por palabras · Dynamic Time Warping.

1. Introducción y motivación

En numerosos dominios científicos e industriales, y de forma muy particular en el análisis de bioseñales, las series temporales (ST) se interpretan como secuencias de observaciones que un experto reconoce y etiqueta cualitativamente, más que como flujos numéricos en bruto. Su significado no suele depender de una única magnitud, sino de la lectura conjunta de descriptores. Esta idea sustenta las descripciones y resúmenes lingüísticos difusos de ST [1], que transforman medidas en enunciados próximos al lenguaje experto. En señales biomédicas, esta

capa lingüística ayuda además a expresar rangos, tendencias y cambios relevantes en términos que pueden ser discutidos, validados y reutilizados por profesionales clínicos.

Una vez representados lingüísticamente, los eventos deben poder *compararse* de forma numérica para tareas como monitorización, detección de anomalías, recuperación o agrupamiento por prototipos. Existen distancias y medidas de similitud definidas sobre resúmenes lingüísticos [2,3], pero dos aspectos del razonamiento experto siguen poco representados, sobre todo cuando las etiquetas pretenden conservar significado clínico. Primero, la *multiplicidad de descriptores*: las distancias clásicas reducen la observación a un escalar y muchas aproximaciones lingüísticas conservan solo una etiqueta dominante. Segundo, el *contexto temporal*: un mismo evento puede cambiar de significado según cuándo ocurra, aunque a menudo el tiempo se trata solo como índice y no como eje semántico.

La comparación de secuencias completas suele abordarse mediante DTW [5], que alinea dos series a partir de una matriz de coste local. La elección de ese coste determina la semántica del alineamiento: una distancia euclídea ignora la estructura cualitativa del evento, mientras que un operador lingüístico multietiqueta convierte cada celda en una comparación interpretable. El operador propuesto se diseña como coste local para DTW y transforma las marcas de no comparabilidad en celdas prohibidas, de modo que el camino de warping preserve una alineación coherente con el razonamiento experto.

2. Operador propuesto

2.1. Representación multietiqueta de un evento

Sea un evento caracterizado por K descriptores lingüísticos definidos por el experto, cada uno sobre su propio universo de discurso U_k y equipado con una familia ordenada de etiquetas $\mathcal{L}^{(k)} = \{L_1^{(k)}, \ldots, L_{R_k}^{(k)}\}$ con funciones de pertenencia $\mu_{L_r^{(k)}} : U_k \to [0,1]$. En bioseñales, estos descriptores pueden codificar no solo magnitudes, sino también estados clínicamente comprensibles como intensidad, estabilidad o tendencia. Para un evento x_i con componentes $(x_i^{(1)}, \ldots, x_i^{(K)})$, su huella lingüística difusa es la tupla

$$\Phi^{(k)}(x_i) = \big(\mu_{L_1^{(k)}}(x_i^{(k)}), \ldots, \mu_{L_{R_k}^{(k)}}(x_i^{(k)})\big). \tag{1}$$

2.2. Coincidencia por descriptor

Para cada descriptor k, la etiqueta lingüística dominante de un evento z se define como

$$\ell^{(k)}(z) \;=\; \arg \max_{r \in \{1,\ldots,R_k\}} \mu_{L_r^{(k)}}(z^{(k)}), \tag{2}$$

es decir, el índice de la etiqueta que mejor resume z a lo largo del descriptor k. La coincidencia entre dos eventos x_i y y_j en ese descriptor se define como el complemento de la distancia posicional normalizada entre sus etiquetas dominantes

en $\mathcal{L}^{(k)}$:

$$\mathcal{S}^{(k)}(x_i, y_j) \;=\; 1 \;-\; \frac{\left|\ell^{(k)}(x_i) - \ell^{(k)}(y_j)\right|}{R_k - 1}. \tag{3}$$

La puntuación $\mathcal{S}^{(k)} \in [0,1]$ es simétrica y reflexiva: vale 1 cuando ambos eventos comparten etiqueta dominante y decrece linealmente con la separación entre dominantes. Esta elección mantiene el operador cercano a la verbalización experta —"*mañana, alto, en ascenso*"— y facilita que la comparación conserve una lectura clínica o funcional, sin exigir la comparación de distribuciones difusas completas.

2.3. Compuerta específica por variable

Cada descriptor tiene un umbral de admisibilidad $\tau_k \in [0,1]$ que fija la mínima coincidencia lingüística exigida en ese eje. Sea $\mathcal{K}_{\text{req}} \subseteq \{1, \ldots, K\}$ el subconjunto de descriptores obligatorios, y sea $\{\omega_k\}_{k=1}^{K}$ una ponderación convexa ($\sum_k \omega_k = 1$, $\omega_k \geq 0$). El operador devuelve un valor cuando todos los descriptores obligatorios satisfacen su umbral, y una marca de no comparabilidad en caso contrario:

$$\mathcal{F}(x_i, y_j) \;=\; \begin{cases} \displaystyle\sum_{k=1}^{K} \omega_k \, \mathcal{S}^{(k)}(x_i, y_j), & \text{si } \mathcal{S}^{(k)}(x_i, y_j) \geq \tau_k \;\; \forall k \in \mathcal{K}_{\text{req}}, \\ \perp, & \text{en otro caso.} \end{cases} \tag{4}$$

El símbolo $\perp$ marca el par como no lingüísticamente comparable. El operador es simétrico, reflexivo sobre pares admisibles y acotado en $[0,1]$ siempre que se devuelva un valor.

2.4. Integración en DTW

El operador $\mathcal{F}$ se incorpora como coste local en DTW usando $1 - \mathcal{F}(x_i, y_j)$ para los pares admisibles y $+\infty$ para las celdas marcadas con $\perp$. Así, las restricciones lingüísticas de los umbrales τ_k se propagan al alineamiento global: el camino óptimo no solo minimiza coste, sino que debe pasar por pares cualitativamente comparables. Esto resulta relevante cuando una diferencia local, por ejemplo entre dos estados fisiológicos, no debe quedar compensada por coincidencias menos críticas en otros ejes. La Figura 1 muestra cómo las regiones prohibidas redirigen el alineamiento hacia zonas de coherencia lingüística.

3. Conclusiones

El operador presentado compara cada descriptor en su propio espacio cualitativo, incorpora el contexto temporal como un descriptor más y usa umbrales específicos para decidir la admisibilidad de cada par. La formulación permite mantener la semántica de etiquetas relevantes en la caracterización de bioseñales, evitando que diferencias cualitativas importantes se diluyan en una distancia

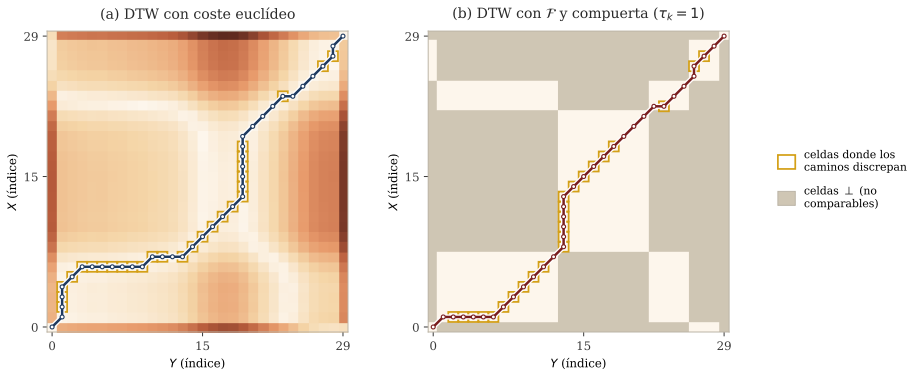


Figura 1. Matrices de alineamiento DTW para dos series con ambos costes.

puramente numérica. Al emplearse como coste local en DTW, las marcas $\perp$ se convierten en celdas prohibidas que reconducen el camino de warping y producen alineamientos coherentes con el razonamiento experto sobre patrones temporales.

Acknowledgments. Este trabajo ha sido respaldado por el proyecto PID2021-127275 OB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por "FEDER, una manera de hacer Europa"; por el proyecto PID2024-156412OB-I00, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por "FEDER/UE"; y por el proyecto M.2 PDC_00 0756, financiado por la Consejería de Universidad, Investigación e Innovación y por el Programa FEDER Andalucía 2021-2027.

Disclosure of Interests. Los autores declaran no tener intereses en conflicto.

Referencias

1. Marín, N., Sánchez, D.: On generating linguistic descriptions of time series. Fuzzy Sets and Systems **285**, 6–30 (2016)
2. Wilbik, A., Keller, J.M.: A fuzzy measure similarity between sets of linguistic summaries. IEEE Transactions on Fuzzy Systems **21**(1), 183–189 (2012)
3. Wilbik, A., Keller, J.M., Bezdek, J.C.: Linguistic prototypes for data from eldercare residents. IEEE Transactions on Fuzzy Systems **22**(1), 110–123 (2013)
4. Kaczmarek-Majer, K., Baczyński, M., Hryniewicz, O., Miś, K., Mucha, W., Wichrowski, F.: Fuzzy linguistic summaries for hidden Markov models. In: IPMU 2024. LNNS, vol. 1176, pp. 266–276. Springer (2024)
5. Sakoe, H., Chiba, S.: Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process. **26**(1), 43–49 (1978)