

Metodología basada en protoformas lingüísticas para la detección de actividades en pacientes con diabetes tipo 2

David Díaz Jiménez¹, José L. López Ruiz¹, Jesús González Lama² y Macarena Espinilla Estévez¹

Resumen—

En la actualidad, los sistemas de reconocimiento de actividades constituyen un tema de gran relevancia con una elevada aplicabilidad en prácticamente cualquier campo. Estos sistemas tienen la capacidad de detectar las actividades humanas mediante dispositivos de Internet de las Cosas que incorporan un conjunto de sensores, permitiéndonos recopilar eventos asociados con dichas actividades. Este trabajo presenta una metodología general basada en protoformas lingüísticas para la detección de actividades humanas. Dicha metodología aborda uno de los principales desafíos de este tipo de sistemas, la multiocupación, y con este propósito incorpora un sistema de localización en interiores. Además, esta metodología se aplica en un entorno real en pacientes afectados por la Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) con el objetivo de permitir a los profesionales de la salud verificar el grado de cumplimiento del contrato terapéutico. Por último, se realiza un análisis de alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

Palabras clave— Protoformas lingüísticas difusas, Detección de actividades, Diabetes, Objetivos de Desarrollo Sostenible

I. INTRODUCCIÓN

EN diversas áreas, la tecnología ha experimentado un crecimiento sin precedentes, con notables avances que han tenido un impacto directo en la mejora de la calidad de vida de las personas. En la actualidad, se encuentran disponibles numerosos dispositivos inteligentes que analizan y ofrecen información al usuario. Un ejemplo de esto son las pulseras de actividad ([1], [2]), que incorporan sensores para recopilar datos y transformarlos en conocimiento, como el conteo de pasos diarios, calorías quemadas o las horas de sueño. En definitiva, estos dispositivos son utilizados para analizarnos en nuestra rutina diaria y mejorar nuestra salud ([3]).

En la literatura, se han desarrollado sistemas avanzados para detectar actividades y comportamientos humanos, especialmente enfocados en el monitoreo y análisis del estado de salud de los usuarios ([4], [5], [6]). Estos sistemas, utilizados en diversos dominios como vigilancia, salud, hogares inteligentes y detección de caídas, presentan desafíos, destacando el problema de la multiocupación al estar mayormente orientados hacia una sola persona.

El Internet de las Cosas (IoT) y la Inteligencia Artificial (IA) han surgido como soluciones para abor-

dar estos desafíos en la detección de la actividad humana. La IoT ha revolucionado la asistencia sanitaria al permitir la monitorización en tiempo real a través de una red interconectada de dispositivos físicos, sensores y software. Dispositivos wearables, como smartwatches y pulseras de actividad, se han vuelto omnipresentes, brindando a las personas información detallada sobre su salud. Por otro lado, la IA, mediante algoritmos de aprendizaje automático y capacidad de procesamiento de datos a gran escala, ha mejorado el diagnóstico precoz, la identificación de riesgos y la personalización de tratamientos en el ámbito de la salud.

En ciertos ámbitos de la IA se utiliza una lógica matemática denominada lógica difusa, la cual se aplica en diversos campos. Esta lógica se basa en la idea de que las variables pueden tener valores intermedios entre verdadero y falso, permitiendo abordar problemas complejos y ambiguos. En conjunto, IoT y IA están transformando la forma en que se abordan los desafíos en la detección de actividades humanas, especialmente en entornos de multiocupación.

Hoy en día, la diabetes se ha convertido en una enfermedad común que afecta a millones de personas en el ámbito de la salud [7], [8]. Dada su naturaleza crónica, el manejo cuidadoso y el seguimiento constante de actividades diarias, como la alimentación, el ejercicio y la administración de medicamentos, son fundamentales ¹. Para mejorar la calidad de vida de los pacientes diabéticos, se establecen contratos terapéuticos que requieren cumplimiento para lograr mejoras en su salud. Sin embargo, la verificación de dicho cumplimiento a menudo implica un seguimiento manual por parte de profesionales de la salud y asistencia social a través de entrevistas y encuestas, un proceso costoso, tedioso y propenso a errores.

Este trabajo aborda estas limitaciones proponiendo una metodología general aplicable en interiores y multiocupación. La innovación radica en la utilización de lógica difusa, liberando al sistema de dependencias contextuales y entrenamientos previos. Adicionalmente, se presenta un sistema diseñado para detectar actividades diarias en personas con diabetes, facilitando a los profesionales de la salud y asistencia social la verificación de los hábitos saludables. Este enfoque no solo busca mejorar la gestión de la enfermedad, sino que también contribuye a los Objetivos de Desarrollo Sostenible al ofrecer un servicio

¹Dpto. de Ingeniería Informática, Universidad de Jaén, e-mail: {ddjimene, llopez, mestevez}@ujaen.es

²Hospital Universitario Reina Sofía, e-mail: jengola@telefonica.net

¹<https://www.idf.org/aboutdiabetes/type-2-diabetes.html>

valioso al sistema sanitario.

Para la realización del trabajo se han definido las siguientes secciones. En la Sección II se realiza una revisión de la literatura sobre los trabajos relacionados con esta investigación. A continuación, en la Sección III se establece la metodología general donde se especifica el marco, la arquitectura, los dispositivos y la definición de las protoformas lingüísticas generales. A continuación, en la Sección IV se establece un caso de estudio para definir un modelo lógico difuso aplicando la metodología general para reconocer actividades humanas en pacientes afectados por diabetes mellitus tipo 2. Posteriormente, en la Sección V se presenta un análisis de la alineación de esta investigación con los ODS. Por último, en la sección VI se analiza el trabajo futuro y las conclusiones extraídas.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

Se realizará una breve revisión bibliográfica de trabajos relacionados con la investigación establecida en este documento. Los sistemas de Reconocimiento de Actividad Humana (HAR) generalmente constan de cuatro etapas: adquisición de datos, preprocesamiento de datos, modelos de inferencia y detección de actividad humana ([5]). Dichas etapas abarcan la recopilación de datos de sensores y dispositivos, el preprocesamiento de datos para obtener información de calidad, la inferencia de modelos para la detección de actividades y la identificación de ocupantes en entornos con múltiples personas.

En la adquisición de datos, se distinguen cuatro grupos([4], [9]): los basados en dispositivos wearables ([1], [2]), los basados en object-tagged ([10]), los device-free ([11], [12]) y los híbridos ([13], [14]). El enfoque basado en dispositivos libres destaca por su invisibilidad y liberación del usuario de interacciones con el sistema, siendo el más utilizado en entornos reales. Para discernir las actividades en entornos con múltiples ocupantes, se integran Sistemas de Localización en Interiores (ILS), como se ejemplifica en el trabajo de [15].

La etapa de preprocesamiento de datos busca limpiar y procesar la información para alimentar modelos de inferencia. Entre las técnicas más comunes encontramos el time windowing para datos procedentes de sensores ([16]) y la segmentación de imágenes en sistemas basados en cámaras ([17]).

La tercera etapa establece modelos de inferencia, siendo los más utilizados los basados en machine learning (ML), deep learning (DL) y lógica difusa. Los sistemas basados en ML utilizan clasificadores ligeros y eficientes para detección en tiempo real ([2], [6], [18]). Los modelos DL son más complejos, con tiempos de entrenamiento y respuesta mayores ([19], [3]). En cuanto a la lógica difusa, se destaca por su simplicidad, rápida respuesta y prescindencia de entrenamiento previo ([13], [20]).

La cuarta etapa en los sistemas de Reconocimiento de Actividad Humana (HAR) se refiere a la salida generada por los modelos de inferencia. Se identifican dos grupos principales en la literatura. El primero se centra en la detección de actividades realizadas por

una sola persona, abordando comportamientos, gestos, Activities of Daily Living (ADL) y Ambient Assistive Living (AAL). El segundo grupo se enfoca en la detección de actividades realizadas por múltiples personas, considerando su interacción y el número de personas involucradas ([5]).

Los sistemas HAR tienen una aplicabilidad amplia y se utilizan en diversos campos como la asistencia sanitaria, comportamiento anormal y caídas, hogar inteligente, deporte y ejercicio, así como la vigilancia de multitudes ([6], [5]). Este trabajo destaca al abordar la detección de actividades cotidianas en contextos de ocupación múltiple mediante lógica difusa, evitando la necesidad de modelos complejos entrenados con grandes conjuntos de datos, lo que puede ser limitante en entornos de tiempo real.

Además, se diferencia al enfocarse en la monitorización de la enfermedad de la diabetes a través del seguimiento de actividades de la vida diaria, a diferencia de otras investigaciones que se centran en sensores intrusivos para medir directamente la glucosa intersticial, sin considerar los hábitos de vida ([21]). Finalmente, se resalta la necesidad de realizar un análisis de la alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), reconociendo la importancia de evaluar el impacto positivo en la sociedad desde una perspectiva sostenible, aspecto que a menudo se pasa por alto en este tipo de investigaciones ([22], [23]).

III. METODOLOGÍA BASADA EN PROTOFORMAS LINGÜÍSTICAS PARA EL RECONOCIMIENTO DE ACTIVIDADES

A continuación se define la metodología general propuesta para la detección de actividades en pacientes con diabetes mellitus tipo 2.

A. Marco de trabajo de HAR

En primer lugar, se definen las características especiales del sistema HAR presentado en el estudio:

- Se define un espacio interior S en el que se detectan las actividades. Este espacio interior está delimitado por una Axis-Aligned minimum Bounding Box (AABB) B_{main} definida por dos puntos $B_{main} = [p_1, p_2]$. Los puntos de la AABB se encuentran en el espacio euclidiano bidimensional \mathbb{R}^2 de tal manera que cada punto está definido por dos coordenadas $(x, y) \in \mathbb{R}^2$. El punto p_1 coincide con el origen de coordenadas cartesianas O .
- Dentro de este espacio, se define un conjunto de localizaciones relevantes $\{L_1, \dots, L_j, \dots, L_J\}$ en S que se utilizan para determinar quién realiza la actividad detectada.
- Cada ubicación relevante L_j se define mediante una AABB $B_j \in B_{main}$.
- También se establece y supervisa un conjunto de habitantes $\{P_1, \dots, P_k, \dots, P_K\} \in S$.
- Cada habitante P_k tiene asociado un contrato terapéutico C_k único e intransferible. Además, en función del contrato C_k , se define un conjun-

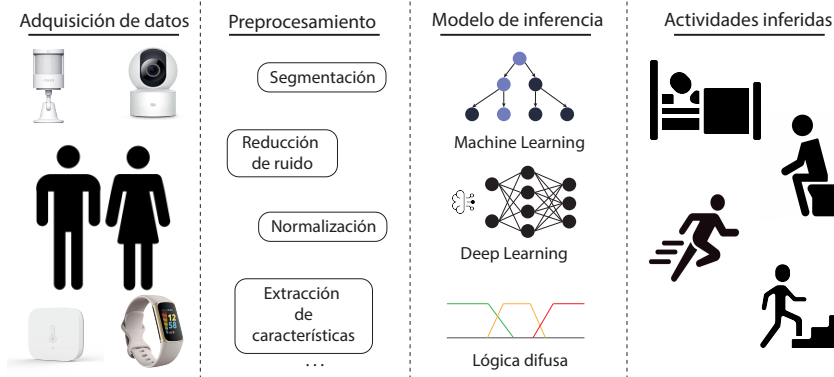


Fig. 1: Fases generales de los sistemas HAR.

to de actividades inferidas $\{A_1, \dots, A_k, \dots, A_K\} \in C$.

B. Arquitectura

En esta sección, se proponen los elementos del sistema y la comunicación establecida para generar los flujos de datos necesarios para calcular las protoformas lingüísticas.

En primer lugar, se definen los elementos relacionados con la localización en interiores:

- Cada localización relevante L_j tiene asociado un conjunto de dispositivos ancla $\{W_1^1, \dots, W_u^j, \dots, W_U^j\} \in L_j$. Cada dispositivo sólo está asociado a una ubicación $L_i \cap L_j = \emptyset$.
- Cada habitante P_k tiene asociado un dispositivo de etiqueta T_k que sirve para localizarlo dentro de un espacio cerrado S .

A continuación, se establecen los dispositivos relacionados con el reconocimiento de las actividades humanas. Todos estos elementos se asocian a una única área relevante L_j :

- Se despliega un conjunto de sensores de apertura y cierre en el espacio vigilado $\{soc_1^1, \dots, soc_i^r, \dots, soc_L^R\} \in S$.
- Además, un conjunto de sensores de movimiento se despliegan en el espacio supervisado $\{sm_1^1, \dots, sm_i^v, \dots, sm_L^V\} \in S$.
- Se incluye un sensor de temperatura y humedad sth_u para cada ducha.

Por último, se define un elemento principal denominado fog node sbc . Este elemento es el encargado de establecer el broker para la comunicación a través del protocolo MQTT. Además, incluye toda la lógica asociada al modelo y finalmente envía la inferencia obtenida a un servidor en la nube.

Todos los sensores, así como uno de los dispositivos ancla del sistema de localización, envían las muestras generadas a través del protocolo MQTT.

Para la comunicación con los sensores, se propone el protocolo Zigbee debido a sus características específicas. Zigbee es un estándar de comunicación inalámbrica de bajo consumo y corto alcance diseñado especialmente para aplicaciones IoT. Su capacidad para formar redes malladas permite una mayor flexibilidad a la hora de conectar múltiples dispositi-

vos, lo que resulta especialmente útil en entornos en los que se requiere la interacción con numerosos sensores distribuidos en un área extensa. Para permitir la comunicación entre el fog node y los dispositivos Zigbee, es necesario integrar un adaptador. En este contexto, el adaptador Conbee II se presenta como una opción conveniente, ya que actúa como puente entre el fog node y los dispositivos Zigbee.

La arquitectura completa puede observarse en la Figura 2.

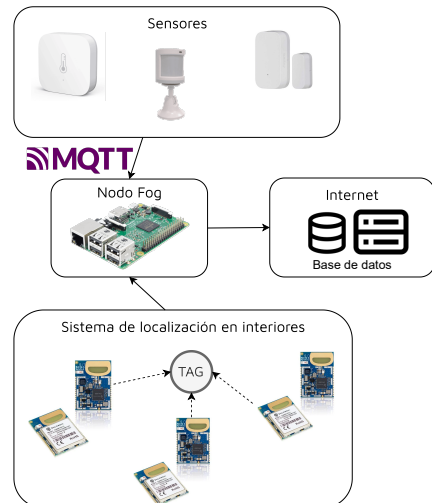


Fig. 2: Arquitectura del sistema HAR propuesto.

C. Dispositivos

A continuación se describen cada uno de los dispositivos utilizados, su utilidad y el tipo de datos enviados.

Anclas UWB

Para el sistema de localización en interiores se utilizan dispositivos, denominados anclas, basados en la tecnología Ultra-WideBand (UWB). Este sistema se basa en la multilateración para localizar a un habitante mediante la diferencia de tiempo de llegada (TDoA). Para ello, se despliega un conjunto de dispositivos por todo el espacio y se asocia un elemento de etiqueta a cada habitante. Uno de los dispositivos se encarga de transformar todos estos datos en un punto 2D $(x, y) \in \mathbb{R}^2$. Las coordenadas de este punto se expresan en metros respecto al punto origen O del espacio monitorizado.

Sensores binarios

Se emplea un conjunto de sensores binarios, como sensores de movimiento y sensores de apertura/cierre, para capturar eventos que ayudan a identificar las actividades del usuario. Los sensores de movimiento detectan el movimiento en un área específica y envían un valor de 1 cuando se detecta movimiento y 0 en caso contrario. Los sensores de apertura/cierre utilizan magnetismo para determinar si una puerta está abierta (enviando un valor de 1) o cerrada (enviando un valor de 0). Estos sensores permiten seguir las acciones del usuario, como la presencia en áreas específicas o la apertura de elementos como cajones de medicamentos.

Sensores de temperatura y humedad

Se utilizan sensores ambientales que miden la temperatura y la humedad relativa del entorno. En este caso, el sensor seleccionado es capaz de realizar ambas mediciones. La temperatura se expresa en grados Celsius ($^{\circ}C$) y es sensible a valores entre $-20^{\circ}C$ y $50^{\circ}C$. En cuanto a la humedad relativa, se pueden medir valores en el rango de $[0, 100]\%$. Este tipo de sensor resulta útil para distinguir si el usuario está tomando una ducha debido a cambios significativos en la temperatura y humedad.

Single-board computer

Por último, se emplean los dispositivos Single-Board Computer (SBC) para llevar a cabo tareas computacionales en nuestro sistema. Estos dispositivos son utilizados para alojar toda la lógica del fog node, siendo sus principales funciones establecer un broker para la comunicación a través de MQTT, recopilar y preprocesar los datos, implementar el modelo lógico difuso y, finalmente, enviar las actividades detectadas para su almacenamiento persistente en la nube.

D. Protoformas lingüísticas generales

Las protoformas lingüísticas difusas son una herramienta teórica desarrollada por Zadeh ([24]) para tratar la incertidumbre y la imprecisión en los lenguajes naturales. Estas protoformas permiten representar grados difusos de pertenencia a categorías o conceptos, a diferencia de las formas lingüísticas convencionales que asignan etiquetas binarias. Las protoformas lingüísticas difusas integran variables difusas para representar la imprecisión, ventanas temporales difusas para modelar la evolución en el tiempo y cuantificadores difusos para expresar cantidades lingüísticas. Además, se utilizan operadores difusos para combinar y manipular grados de pertenencia difusos.

Tras las reuniones con los profesionales sociosanitarios, se establece un conjunto de actividades que deben detectarse para comprobar si el paciente cumple el contrato terapéutico.

Las actividades establecidas son las siguientes:

- Actividad de comer.

- Actividad de tomar medicamentos.
- Actividad de dormir.
- Actividad de cepillarse los dientes.
- Actividad de ducharse.
- Actividad de hacer ejercicio.

Esta definición de actividades sirve de base para proponer un conjunto de protoformas generales para las diferentes actividades definidas anteriormente:

- **Actividad de comer.** Elevado movimiento durante las comidas y presencia del usuario la mayor parte del tiempo en la zona habitual para comer.
- **Actividad de tomar medicamentos.** Sensor de medicamentos ahora activo y usuario detectado en el lugar correspondiente donde se encuentra el sensor.
- **Actividad de dormir** Alto movimiento durante las horas de sueño y presencia del usuario la mayor parte del tiempo en el dormitorio.
- **Actividad de cepillarse los dientes.** Alto movimiento en la zona del lavabo y presencia del usuario la mayor parte del tiempo en el inodoro.
- **Actividad de ducharse.** Alto movimiento en la zona de la ducha, presencia del usuario la mayor parte del tiempo en el baño y alto cambio de humedad.
- **Actividad de hacer ejercicio.** Sin presencia del usuario.

IV. CASO DE ESTUDIO

En esta sección, se establece un caso de estudio a través del cual aplicamos el sistema HAR basado en IoT y lógica difusa para determinar el grado de cumplimiento del contrato terapéutico en pacientes afectados de diabetes mellitus tipo 2.

El caso de estudio se divide en dos partes: la contextualización de la vivienda, y el planteamiento de las protoformas lingüísticas para el espacio de monitorización.

A. Contextualización

El entorno de monitorización es una vivienda de aproximadamente $46,72 m^2$ ($7,3 \times 6,4 m$). Este espacio cuenta con cuatro estancias: dormitorio, cuarto de baño, cocina y sala de estar, y vestíbulo. En este espacio viven dos usuarios, uno de ellos afectado de diabetes.

El paciente con diabetes tiene el siguiente contrato terapéutico:

- Dormir un mínimo de 7 horas.
- Comer 3 comidas al día.
- Cepillarse los dientes después de cada comida.
- Tomar la medicina una vez al día.
- Ducharse una vez al día.
- Salir de casa para hacer ejercicio durante al menos media hora.

Por lo tanto, se implementan los siguientes dispositivos:

- Sensores de movimiento:

- Un sensor orientado al área de la ducha para detectar la actividad de ducharse.
- Un sensor orientado al área del lavabo para detectar la actividad de cepillarse los dientes.
- 2 sensores de movimiento para el área de la cama (uno para cada habitante).
- Un sensor de apertura/ cierre colocado en el cajón de la medicina.
- Un sensor de temperatura y humedad orientado hacia la ducha para detectar la actividad de ducharse.
- Sistema ILS:
 - 7 dispositivos ancla UWB para identificar la ubicación del usuario.
 - 2 dispositivos de etiqueta asociados con cada habitante.
- 1 nodo de niebla ubicado en un área en el centro de la vivienda.

El despliegue completo de los dispositivos, así como el plano de la casa, se ilustra en la Figura 3.



Fig. 3: Plano de la vivienda con cada una de las zonas pertinentes establecidas y los dispositivos desplegados.

Para cada una de las áreas relevantes detectadas, se han definido un conjunto de AABB (Cajas delimitadoras alineadas) y son las siguientes:

- AABB asociada a la vivienda: $[(0, 0), (7,3, 6,4)]$.
- AABB asociada al baño: $[(0, 0), (2,36, 1,75)]$.
- AABB asociada al dormitorio: $[(2,36, 0), (7,3, 3)]$.
- AABB asociada a la cocina: $[(0, 3), (2,36, 6,4)]$.
- AABB asociada a la sala de estar: $[(2,36, 3), (7,3, 6,4)]$.

Estas AABB son una versión simplificada del área relevante, ya que pueden estar compuestas por elementos arquitectónicos como una columna. Un ejemplo de una caja AABB aplicada al área del comedor se ilustra en la Figura 4.

B. Protoformas lingüísticas

Los valores de las funciones de pertenencia se han definido mediante pruebas y conocimientos de expertos. Además, se han empleado contratos terapéuticos proporcionados por el personal sanitario en la definición de determinadas actividades, como el sueño.

En cuanto a la localización, la pertenencia en tiempo real se calcula para cada habitación. En este sen-

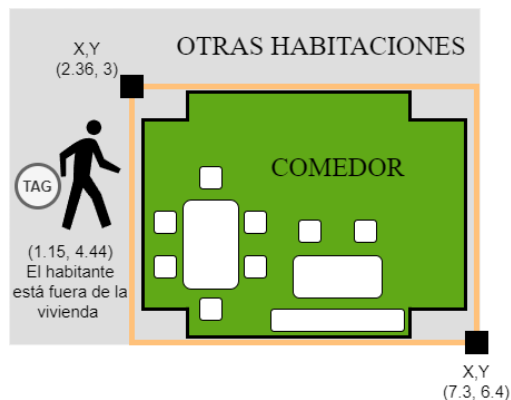


Fig. 4: Ejemplo de una AABB aplicada al área del comedor.

tido, las entradas (x) para las funciones de pertenencia de las distintas habitaciones se establecen como la suma del porcentaje de separación en los ejes x e y de la posición de anclaje con respecto a las caras AABB.

Esta aplicación se limita únicamente a las paredes adyacentes a otras habitaciones, ya que son éstas las que pueden presentar dificultades a la hora de determinar si se encuentran dentro o en los límites de dicha zona.

Una vez establecidas las entradas, se definen los conjuntos difusos dentro y fuera, Tabla I.

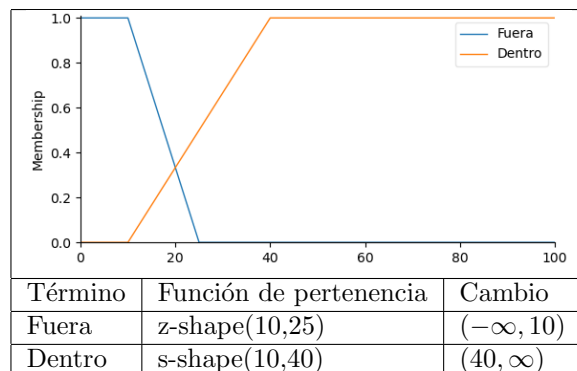


Tabla I: Conjuntos difusos para la localización.

En el contexto de los sensores de presencia, se ha seguido un enfoque diferente en el análisis. Se realizan cálculos basados en ventanas de datos de 5 minutos para determinar el tiempo total que el sensor ha estado activado dentro de ese intervalo de tiempo. A partir del tiempo total (x), se definen una serie de conjuntos difusos para modelar la incertidumbre asociada al movimiento Tabla II. En este caso, se proponen los conjuntos difusos bajo, moderado y alto:

Para la actividad de dormir, se utiliza una ventana de tiempo "durante las horas de sueño" definida por el siguiente conjunto difuso, Tabla III, teniendo en cuenta que t_0 corresponde a 10 am del día actual y $t - 12$ a 10 pm del día anterior. Donde t es la hora:

Para la actividad de comer, se definen las siguientes ventanas de tiempo difusas, Tabla IV, teniendo en cuenta que $t - 1$ corresponde a las 11 pm y $t - 13$ a las 11 am, donde t es la hora:

La metodología utilizada para el análisis de la humedad consiste en considerar la diferencia de hume-

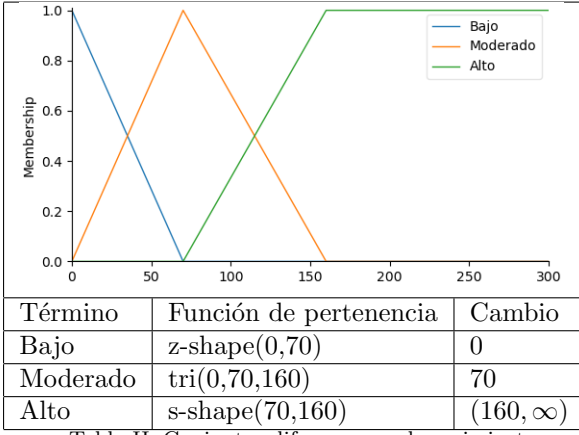


Tabla II: Conjuntos difusos para el movimiento.

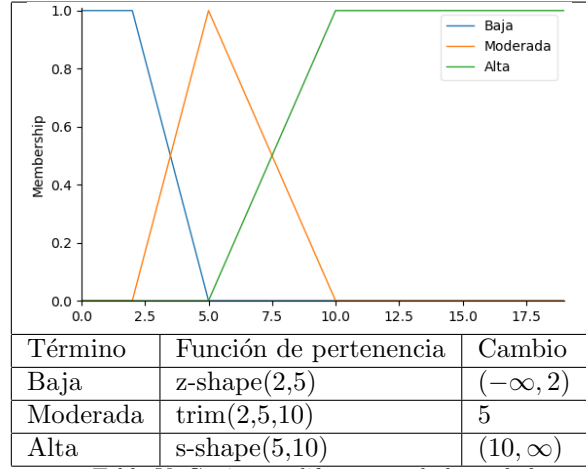


Tabla V: Conjuntos difusos para la humedad

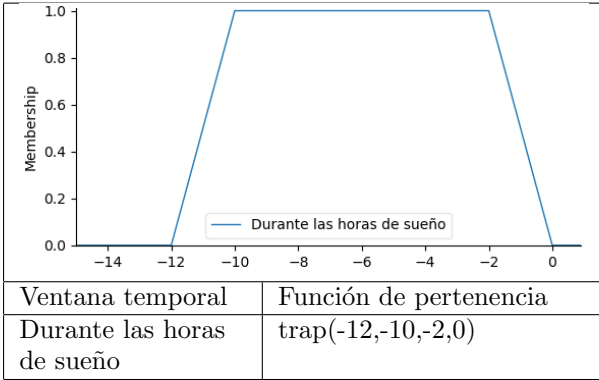


Tabla III: Ventana temporal para la actividad dormir.

difusa. Se propone utilizar ahora, Tabla VI, quedando definida por los siguientes valores, expresados en segundos:

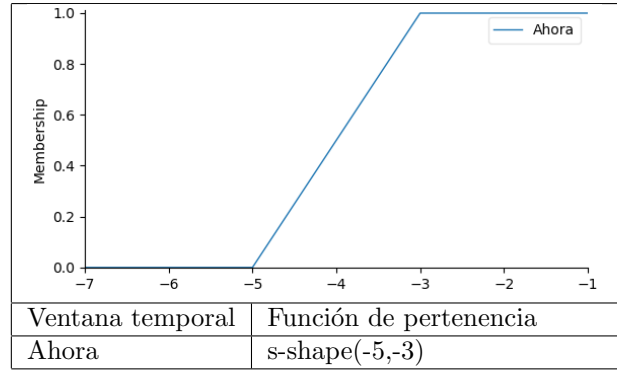


Tabla VI: Ventana temporal para la actividad tomar medicamentos.

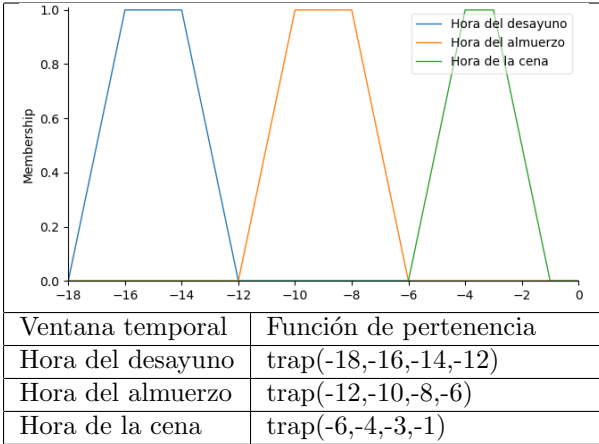


Tabla IV: Ventana temporal para la actividad comer.

dad entre dos valores separados por un intervalo de 5 minutos. Es importante destacar que el funcionamiento de este sensor no permite definir un intervalo de medida específico. En su lugar, el sensor envía datos cuando detecta cambios significativos en la humedad. Por lo tanto, en los casos en los que no se dispone de valores precisos para calcular esta diferencia de humedad en el intervalo de 5 minutos, se intenta encontrar el valor más cercano fuera de este intervalo de tiempo. Para la incertidumbre que representa la diferencia de humedad, se proponen los siguientes conjuntos difusos, Tabla V: baja, moderada y alta, donde x es la diferencia de humedad:

Debido a que el sensor binario correspondiente a los medicamentos sólo indica si está abierto o cerrado, es necesario utilizar una ventana de tiempo

Por último, para la actividad de ejercicio, se propone una aproximación. Dado que no hay sensor de apertura y cierre en la puerta principal, el ejercicio vendrá determinado por la ausencia del usuario en cualquiera de los lugares definidos durante un periodo superior a media hora.

V. ALINEACIÓN CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Las Naciones Unidas (ONU) establecieron la Agenda 2030 en 2015 ([25]) como un llamado a la acción global. Esta investigación contribuye a varios Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS):

1. ODS 3: Garantizar una vida sana y promover el bienestar
 - Mejora el estilo de vida de personas con diabetes, alineándose con el ODS 3.4 y los indicadores 3.4.1 y 3.4.2.
 - Establece un servicio de seguimiento del paciente, contribuyendo al ODS 3.8 y el indicador 3.8.1.
2. ODS 7: Garantizar acceso a energía asequible y sostenible
 - Despliega dispositivos energéticamente eficientes, contribuyendo a la meta 7.1.
3. Mejoras para alinear con Otros ODS:

- Alimentar el sistema con energía limpia para alinearse con el ODS 7.
- Incorporar formación para profesionales especializados para alinearse con el ODS 8.
- Promover la innovación en agencias e instituciones que utilizan el sistema para alinearse con el ODS 9.
- Implantar la plataforma en territorios rurales o desfavorecidos para alinearse con el ODS 11.

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El objetivo de esta investigación ha sido proponer una metodología basada en protoformas lingüísticas para la detección de actividades en el contexto de pacientes con diabetes, utilizando lógica difusa y dispositivos IoT comerciales.

Se ha aplicado esta metodología en un caso de estudio en un hogar real para monitorizar pacientes con diabetes mellitus tipo 2, enfocándose en actividades como comer, tomar medicación, ducharse, lavarse los dientes, dormir y hacer ejercicio. Sin embargo, el sistema presenta áreas de mejora, como la inclusión de otras actividades específicas de ejercicio y la adaptación de la posición de sensores según las características del espacio vital.

Para trabajos futuros, se propone una experimentación para evaluar la eficacia del sistema mediante métricas tradicionales. También se busca definir protoformas más complejas relacionadas con el contrato terapéutico, ampliar las actividades detectadas y mejorar la alineación con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) para impulsar la sostenibilidad del sistema en el ámbito sociosanitario.

AGRADECIMIENTOS

Ayuda PID2021-127275OB-I00 financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por “FEDER Una manera de hacer Europa”

REFERENCIAS

- [1] Ganapati Bhat, Nicholas Tran, Holly Shill, and Umit Y. Ogras, “w-HAR: An Activity Recognition Dataset and Framework Using Low-Power Wearable Devices,” *Sensors*, vol. 20, no. 18, pp. 1–26, 9 2020.
- [2] Gábor Csizmadia, Krisztina Liszakai-Peres, Bence Ferdinandy, Ádám Miklósi, and Veronika Konok, “Human activity recognition of children with wearable devices using LightGBM machine learning,” *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, 12 2022.
- [3] D ; Bhattacharya, D ; Sharma, W ; Kim, M F ; Ijaz, P K Singh, Debarshi Bhattacharya, Deepak Sharma, Wonjoon Kim, Muhammad Fazal Ijaz, and Pawan Kumar Singh, “Ensem-HAR: An Ensemble Deep Learning Model for Smartphone Sensor-Based Human Activity Recognition for Measurement of Elderly Health Monitoring,” *Biosensors*, vol. 12, no. 6, pp. 393, 6 2022.
- [4] Z. Hussain, Quan Z. Sheng, and W. Zhang, “Different Approaches for Human Activity Recognition: A Survey,” *ArXiv*, 2019.
- [5] Neha Gupta, Suneet K. Gupta, Rajesh K. Pathak, Vanita Jain, Parisa Rashidi, and Jasjit S. Suri, “Human activity recognition in artificial intelligence framework: a narrative review,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 55, no. 6, pp. 4755–4808, 8 2022.
- [6] Farzana Kulsoom, Sanam Narejo, Zahid Mehmood, Hassan Nazeer Chaudhry, Ayesha Butt, and Ali Kashif Bashir, “A review of machine learning-based human activity recognition for diverse applications,” *Neural Computing and Applications*, vol. 34, no. 21, pp. 18289–18324, 8 2022.
- [7] Hong Sun, Pouya Saedi, Suvi Karuranga, Moritz Pinkepank, Katherine Ogurtsova, Bruce B Duncan, Caroline Stein, Abdul Basit, Juliana CN Chan, Jean Claude Mbanya, et al., “Idf diabetes atlas: Global, regional and country-level diabetes prevalence estimates for 2021 and projections for 2045,” *Diabetes research and clinical practice*, vol. 183, pp. 109119, 2022.
- [8] IDF Diabetes Atlas, “Global estimates of diabetes prevalence for 2013 and projections for 2035,” *Diabetes Res Clin Pract*, vol. 103, no. 2, pp. 137–49, 2014.
- [9] Hossein Raeis, Mohammad Kazemi, and Shervin Shirmohammadi, “Human Activity Recognition with Device-Free Sensors for Well-Being Assessment in Smart Homes,” *IEEE Instrumentation and Measurement Magazine*, vol. 24, no. 6, pp. 46–57, 9 2021.
- [10] Yegang Du, Yuto Lim, and Yasuo Tan, “Rf-Arp: Rfid-based activity recognition and prediction in smart home,” *Proceedings of the International Conference on Parallel and Distributed Systems - ICPADS*, vol. 2019-December, pp. 618–624, 12 2019.
- [11] Neena Damodaran, Elis Haruni, Muyassar Kokhkharaova, and Jörg Schäfer, “Device free human activity and fall recognition using WiFi channel state information (CSI),” *CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction*, vol. 2, no. 1, pp. 1–17, 3 2020.
- [12] Zhenguo Shi, J. Andrew Zhang, Richard Yida Xu, and Qingqing Cheng, “Environment-Robust Device-Free Human Activity Recognition with Channel-State-Information Enhancement and One-Shot Learning,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 21, no. 2, pp. 540–554, 2 2022.
- [13] M. A. López-Medina, M. Espinilla, I. Cleland, C. Nugent, and J. Medina, “Fuzzy cloud-fog computing approach application for human activity recognition in smart homes,” *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 38, no. 1, pp. 709–721, 1 2020.
- [14] José L López, Macarena Espinilla, and Ángeles Verdejo, “Evaluation of the Impact of the Sustainable Development Goals on an Activity Recognition Platform for Healthcare Systems,” *Sensors*, vol. 23, no. 7, pp. 3563, 3 2023.
- [15] José L. López Ruiz, Ángeles Verdejo Espinosa, Alicia Montoro Lendínez, and Macarena Espinilla Estévez, “OBLEA: A New Methodology to Optimise Bluetooth Low Energy Anchors in Multi-occupancy Location Systems,” *JUCS - Journal of Universal Computer Science*, vol. 29, no. 6, pp. 627–646, 6 2023.
- [16] Macarena Espinilla, Javier Medina, Josef Hallberg, and Chris Nugent, “A new approach based on temporal sub-windows for online sensor-based activity recognition,” *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pp. 1–13, 3 2018.
- [17] Vijeta Sharma, Manjari Gupta, Anil Kumar Pandey, Deepti Mishra, and Ajai Kumar, “A Review of Deep Learning-based Human Activity Recognition on Benchmark Video Datasets,” vol. 36, no. 1, 2022.
- [18] Ajaykumar Manivannan, Elias J. Willemse, Balamurali B. T, Wei Chien Benny Chin, Yuren Zhou, Bige Tuncer, Alain Barrat, and Roland Bouffanais, “A Framework for the Identification of Human Vertical Displacement Activity Based on Multi-Sensor Data,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 8, pp. 8011–8029, 4 2022.
- [19] Abdu Gumaei, Mabrook Al-Rakhami, Hussain AlSalman, Sk Md Mizanur Rahman, and Atif Alamri, “DL-HAR: Deep Learning-Based Human Activity Recognition Framework for Edge Computing,” *Computers, Materials & Continua*, vol. 65, no. 2, pp. 1033–1057, 2020.
- [20] J. Susmitha and Kirupa Ganapathy, “Fuzzy logic system to detect human activity recognition,” *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 8, no. 12, pp. 1192–1193, 10 2019.
- [21] C. Rodriguez, C. Villalonga, M. Muñoz Torres, J.R. Ruiz, and O. Baños, “Mobile and Wearable Technology for the Monitoring of Diabetes-Related Parameters: Systematic Review,” *JMIR Mhealth Uhealth*, vol. 9, no. 6, pp. e25138, 6 2021.
- [22] Ángeles Verdejo Espinosa, José Luis López, Francisco Mata Mata, and Macarena Espinilla Estevez, “Application of IoT in Healthcare: Keys to Implementation of the Sustainable Development Goals,” *Sensors 2021, Vol. 21, Page 2330*, vol. 21, no. 7, pp. 2330, 3 2021.

- [23] Ángeles Verdejo, Macarena Espinilla, Jose Luis López, and Francisco Jurado, “Assessment of sustainable development objectives in Smart Labs: technology and sustainability at the service of society,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 77, pp. 103559, 2 2022.
- [24] L.A. Zadeh, “The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-III,” *Information Sciences*, vol. 9, no. 1, pp. 43–80, 1975.
- [25] United Nations, “Sustainable Development Goals,” 2015.