

Construir modelos de reconocimiento de la actividad simple humana mediante simulaciones 3D basadas en agentes

Build simple human activity recognition models through agent-based 3D simulations

Marlon Cárdenas Bonett

Sopra Steria
Universidad Francisco de Vitoria
Madrid, España
marlon.cardenas@ufv.es

Susana Bautista Blasco

Escuela Politécnica Superior
Universidad Francisco de Vitoria
Madrid, España
susana.bautista@ufv.es

Recibido: 10.10.2022 | Aceptado: 10.12.2022

Palabras Clave

Ambiente Inteligente
Ambiente de vida asistida
Interacción
Reconocimiento Actividad humana
Simulación
Laboratorio virtual viviente

Resumen

Al definir mecanismos de interacción entre las personas y la tecnología asistiva, es necesario identificar patrones específicos de la actividad humana para conseguir que dicha interacción sea lo más natural posible. En entornos donde el usuario es una persona mayor, los patrones son útiles para analizar las posibles respuestas del usuario ante escenarios donde las acciones del usuario sobre la tecnología no son del todo precisas. Para conseguir esa precisión, los usuarios deben participar en el diseño de la interfaz, especialmente para aprender de sus hábitos diarios y de sus limitaciones. Con el auge de la inteligencia ambiental y las soluciones asistidas, hoy es posible recopilar información en tiempo real tanto del usuario como del entorno. En este contexto, el trabajo actual propone aprovechar estos datos y aprender patrones de actividad a través del entrenamiento, pero mediante el uso de simulaciones basadas en agentes. El objetivo del entrenamiento es configurar avatares en escenarios 3D para que reproduzcan aquellas actividades físicas que el usuario real no puede realizar o repetir a demanda por su condición física. La validación del enfoque propuesto se realizó en un laboratorio viviente mediante el uso de simulaciones 3D y luego con usuarios reales.

Keywords

Ambient intelligent
Ambient assistive living
Interaction
Human activity recognition
Simulation
Virtual living lab

Abstract

Identifying specific patterns of human activity is necessary when defining the interactions of people with assistive technologies. In environments where the user is an elderly person, the recognition of patterns becomes useful to analyze the possible responses of the user to certain scenarios where it is necessary to make use of the supporting technology. The participation of the users is necessary to learn from their daily habits. With the rise of ambient intelligence and assistive solutions collect information from both the user and the environment in real time to adapt and be able to learn from it. In this context, the current work proposes to learn activity patterns through training by using agent-based simulations. The objective of the training is to train avatars in 3D scenarios, which recreate those physical activities that the real user cannot perform due to their physical condition. The validation of the proposed approach was in a virtual living laboratory by using 3D simulations as assisted environment scenarios.

1. Introducción

El envejecimiento de la población europea es un fenómeno que afecta al sistema económico, a los servicios sanitarios y al sector laboral, entre otros. Eurostat (2018) (Eurostat, 2022) considera que el fenómeno del envejecimiento se prolongará al

menos hasta 2080, provocando un aumento de las enfermedades crónicas y degenerativas que impiden a las personas mayores llevar una vida autónoma e independiente. La calidad de vida de las personas mayores y sus familias se verá afectada por la creciente demanda de servicios de atención médica personalizados para satisfacer sus necesidades.

Los ambientes inteligentes o Ambient Intelligence (AmI) (Acampora, Cook, Rashidi, & Vasilakos, 2013) y, más concretamente, la vida asistida por el entorno o Ambient Assisted Living (AAL) (Rashidi & Mihailidis, 2013) pretenden aumentar la autonomía y la calidad de vida de las personas proporcionando un entorno que pueda adaptarse a sus necesidades en la rutina diaria. Estos entornos consisten en "objetos inteligentes cotidianos" que integran sensores y procesadores para recopilar información contextual y poder adaptar el entorno o realizar acciones que respalden las necesidades de los usuarios. AAL favorece especialmente a la población de la tercera edad, que demanda mayoritariamente atención domiciliaria (Zhou, Jiao, Chen, & Zhang, 2011), especialmente cuando vive sola y no cuenta con cuidadores.

Diseñar y crear soluciones AAL es una tarea que requiere mucha inversión y experimentación. La inversión es necesaria para equipar y configurar el entorno con los dispositivos adecuados. La experimentación, por otro lado, permite adaptar y personalizar la solución a las necesidades del usuario. No es baladí estimar los costos de la inversión porque, en caso de una mala implementación, los costos pueden elevarse demasiado.

Diferentes metodologías aportan pautas para crear soluciones asistidas. Algunas de las recomendaciones que brindan estas metodologías describen la necesidad de utilizar modelos que representen y simplifiquen la realidad para la experimentación. En estos casos, el modelado se usa para abstraer partes del proceso y así representar algunas características de la solución AAL. En nuestro enfoque, la metodología propuesta utiliza la simulación para llevar a cabo la experimentación antes de implementar la solución en un entorno real.

En las simulaciones se crean los escenarios que se utilizarán en la fase de experimentación, identificando previamente los aspectos que describen la relación entre el usuario y el entorno, así como las características más relevantes de la interacción entre ambos. A través de esta metodología es posible construir teorías o hipótesis sobre cómo podría comportarse el sistema, definiendo así modelos predictivos que infieran el comportamiento del usuario ante la solución final.

El punto de partida de esta propuesta es el Social Ambient Assigned Living Modeling Language (SociAALML) (Campillo-Sánchez & Gómez-Sanz, 2015), un lenguaje gráfico de alto nivel específico del dominio, que permite a usuarios no expertos en programación crear simulaciones 3D para representar una solución de soporte. La herramienta incluye elementos específicos de una solución ambiental como el entorno y sus características, sensores, avatares que representan a los usuarios, actividades físicas, entre otros.

Bajo este contexto, este trabajo propone construir un sistema de reconocimiento de actividad física utilizando la simulación 3D como entorno experimental donde se crean y entrenan los

modelos de predicción correspondientes. La principal característica de esta propuesta es que los correspondientes modelos de predicción se crean y entrenan sobre el entorno simulado, sin necesidad de incluir al usuario en todo el proceso de pruebas y sin realizar ningún tipo de inversión a nivel de hardware de forma temprana.

En el entorno simulado se recrean actividades físicas, caracterizando aquellos patrones que más inciden en la interacción del usuario con el entorno. Los sensores se emulan dentro de la simulación para monitorear las actividades del usuario o agente a largo plazo. Finalmente, el sistema se configura con las condiciones físicas del usuario y se utiliza para modelar aquellos aspectos del comportamiento que puedan asegurar una interacción más natural con la solución de asistencia.

El sistema de reconocimiento podrá entrenar tantas veces como sea necesario para reconocer la actividad física. Cuando se considera que el sistema de simulación cumple con las expectativas propuestas, el siguiente paso es probar el modelo de predicción en un entorno real.

A continuación, se describe el estado del arte que apoya este trabajo, la descripción de la actividad física partiendo del dato mismo generado por los sensores como su análisis para la posterior clasificación, las técnicas de modelado utilizadas para simular dichas actividades y las conclusiones de la investigación.

2. Estado del Arte

Una solución AAL proporciona servicios de asistencia personalizados a usuarios con necesidades específicas y se está considerando como una buena solución para promover la autonomía de las personas mayores. El servicio se basa en la interacción entre las personas, numerosos dispositivos que se comunican y cooperan entre sí y el entorno físico real. Un elemento que destaca en los sistemas AAL son las técnicas de "Reconocimiento de Actividad Humana" o "Human Activity Recognition" (HAR) (Vrigkas, Nikou, & Kakadiaris, 2015), que son en gran parte responsables de la interacción entre el usuario y la asistencia.

Uno de los problemas que existen con el reconocimiento de la actividad es encontrar la técnica que se ajuste mejor a las necesidades de la solución asistida. No hay una guía que indique, por ejemplo, cómo procesar los datos de los sensores, dónde colocar los sensores en el usuario o cómo entrenar el sistema para reconocer nuevas actividades.

En las soluciones AAL, la experimentación con el usuario es muy importante pero también está limitada por el hecho de que algunos escenarios no son factibles de realizar (por ejemplo, un incendio en la cocina o una caída en el baño) y por la

disponibilidad de los usuarios y cuidadores durante todo el proceso de desarrollo y pruebas. Algunos trabajos en la literatura abordan este problema utilizando simulaciones para modelar los escenarios. Estos escenarios involucran los elementos principales de la solución: entorno, usuario y tecnología de soporte.

Un ejemplo de simulador es Ubiwise, (Barton & Vijayaraghavan, 2003) donde es posible hacer uso de dispositivos simulados y objetos cotidianos virtuales, pero a diferencia del simulador usado en este proyecto, Ubiwise no soporta el uso de los personajes o agentes. El usuario que consulta la simulación es quien, en primera persona, recorre la escena a través de un avatar.

Otra herramienta es GLS (Sanmugalingam & Coulouris, 2002) que reproduce mundos 2D con diferentes tipos de sensores para que otras aplicaciones puedan conectarse a ellos y luego probarse dentro de la simulación. La principal desventaja de este simulador es que se enfoca más en la funcionalidad de los dispositivos y resta importancia a los personajes. Esto último es lo que lo diferencia del simulador propuesto en este trabajo.

3dSim (Shirehjini, Ali, & Klar, 2005) es otro sistema que crea prototipos de aplicaciones de inteligencia ambiental. Esta herramienta utiliza la representación 3D para crear entidades en el entorno y conectar algunas de ellas con el mundo real. En comparación con 3DSim, la plataforma utilizada en este trabajo tiene la ventaja de permitir definir el comportamiento de los participantes, lo que favorece la creación de escenarios donde se ejecutan diferentes actividades físicas.

Este trabajo se apoya en la plataforma AIDE (Grasia, 2014) que permite reproducir simulaciones 3D de soluciones AAL, y utiliza SociAAL-ML para describir gráficamente el comportamiento de los personajes simulados. Al mismo tiempo, permite asignar ciertos sensores en el entorno para analizar problemas específicos.

El resultado obtenido es un laboratorio viviente virtual, donde se pueden simular diferentes escenarios para realizar la experimentación necesaria para construir el sistema de reconocimiento de actividad humana. Después de configurar el sistema HAR en la simulación, el sistema se utiliza en un entorno real para validar su funcionamiento, comparando la precisión en ambos contextos.

3. Caracterización de las actividades físicas

La solución propuesta para reconocer patrones de actividad física útiles para medir la interacción es tomar la simulación como un escenario de entrenamiento, donde el agente realiza las diferentes actividades físicas. El escenario de la simulación es una recreación genérica de una casa, que se puede adaptar a

las distribuciones de otras casas. De igual forma, esta propuesta utiliza el marco de prueba (Cárdenas, Gómez Sanz, & Pavón, 2018) desarrollado para validar la simulación cuando ésta se utiliza como elemento de la especificación de una solución asistida.

Siguiendo el planteamiento del framework propuesto, en la simulación es posible añadir conjuntos de animaciones que representen las actividades físicas, las cuales pueden modificarse programáticamente para aplicar los criterios propuestos a continuación. El objetivo es que la ejecución de cada actividad sea diferente, permitiendo variar el comportamiento del agente al interactuar con el entorno y evitar animaciones repetitivas poco útiles para el aprendizaje. Otro aspecto para considerar es que tanto el entorno como el agente disponen de los sensores de aceleración inercial necesarios para realizar la monitorización durante el tiempo que dure la simulación.

3.1 Modelando patrones de actividad

Conocer la información de contexto es necesario para que los servicios de asistencia se den de la forma más natural posible. Según (Anind K, 2001), el contexto es “cualquier información que pueda ser utilizada para caracterizar la situación de una entidad”, donde “una entidad puede ser una persona, un espacio, un lugar o un objeto que se considere relevante para la interacción entre un usuario y una aplicación, incluyendo tanto al usuario como a las propias aplicaciones”.

Según la teoría de la actividad, el contexto está definido por las actividades y como tal, “la actividad comprende un sujeto (la persona o grupo que realiza la actividad), un objeto (la necesidad o el deseo que motiva la actividad) y las operaciones (la forma en que se lleva a cabo una actividad). Los artefactos y el medio ambiente son vistos como entidades que median la actividad” (Greenberg, 2001).

La actividad es la unidad básica de análisis utilizada para observar el contexto (Nardi, 1996), por lo que su uso se considera adecuado para analizar el comportamiento del usuario como parte de la solución asistida y no como un usuario final que solo hace uso de la tecnología de soporte propuesta.

3.1.1 Descripción de las actividades

El primer paso para reconocer las actividades es describir cada una de ellas con el mayor detalle posible, con el fin de representarlas en la simulación. Los siguientes, son elementos que nos ayudarán a recabar información de la actividad y describirla dentro de un entorno determinado.

1. Orden (Or_n): hace referencia al orden en que se ejecuta la actividad.

2. Prioridad (Pr_n): es un valor entre 1 y 10 que establece la prioridad para que la actividad aparezca en la simulación. Esta escala es trasladada como porcentaje, a través de la ecuación $Pr_i = (10 - Pr_i) * 10$.
3. Peso (We_i): es el grado de importancia que tiene la actividad. Este atributo es especialmente útil cuando hay más de una actividad al mismo tiempo con la misma prioridad o similares.
4. Acción esperada (Ou_i): es la acción que se utiliza para determinar si la actividad ocurre o no en la simulación, por ejemplo, para la actividad “el usuario camina hacia la puerta”, se pueden establecer como acciones esperadas el “caminar”, “caminar a un destino” o “estar ubicado en un área específica”.
5. Posición (PO_n): lugar del entorno simulado donde está ubicado el usuario en un momento dado.

Tal y como se puede observar en la Fig. 1, estos elementos serán utilizados para describir la actividad, pero no solo a nivel conceptual sino temporal para que pueda ser analizada.

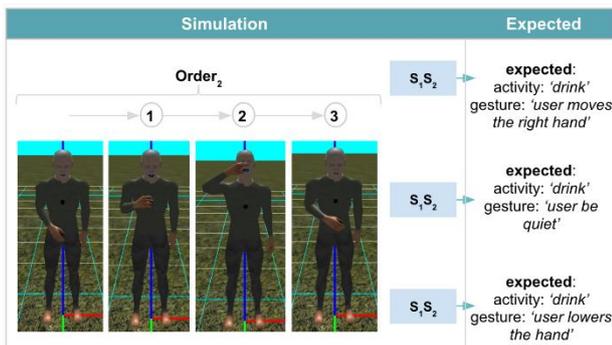
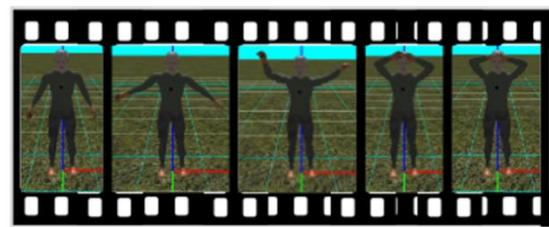


Figura 1: Descripción y configuración de las actividades.

3.1.2 Caracterización

El siguiente paso es extraer las características que dan forma a la actividad y que ayudan a describir su comportamiento en el escenario. Estas características son las mismas que las definidas en la solución de asistencia y que han sido trasladadas en la simulación mediante la animación. Dichas animaciones con sus respectivas variaciones serán monitorizadas mediante sensores inerciales para recoger los datos correspondientes (ver Fig. 2 (A)).

El objetivo es analizar aspectos como (i) los datos de los sensores que describen físicamente la actividad, (ii) el estado o resultado que se obtiene cuando se ejecuta la actividad y las variantes que surgen cuando la actividad es (iii) descompuesta en acciones más simples. La caracterización será posible gracias a los datos generados por los sensores. Los sensores se colocan sobre el agente, monitoreando a largo plazo su estado y la actividad física que realiza.



Simulation

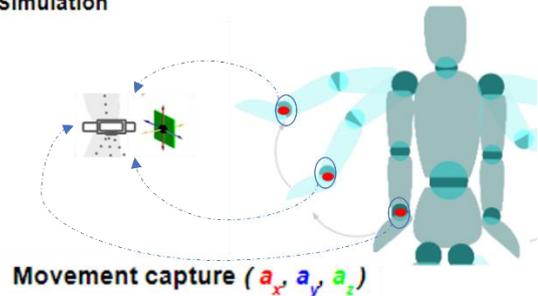
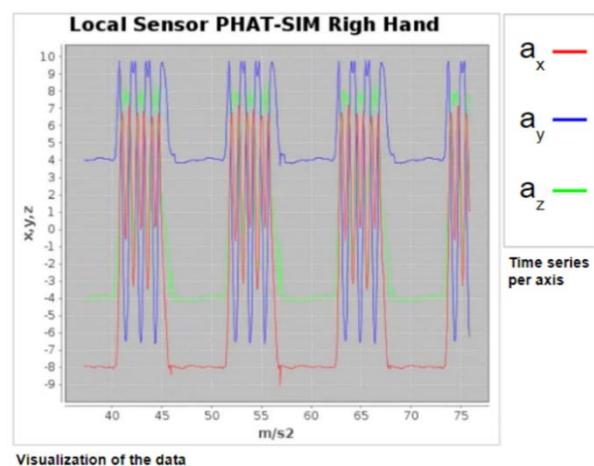


Figura 2: (A) Representación de la posición del sensor sobre el personaje de la simulación y en la animación del movimiento.

3.1.2.1 Datos del sensor

Como se puede ver en la Fig. 2 (B), el resultado del monitoreo son datos que luego se analizan para describir el comportamiento del usuario. Los datos de los sensores en la simulación son de dos tipos específicos:

- a. Simple o de un solo valor y con una frecuencia determinada, por ejemplo, la lectura de la temperatura, la luminosidad del ambiente, el estado de un actuador, etc.
- b. Complejo o con más de un valor en su lectura, por ejemplo, la posición en el espacio del objeto (x,y,z) donde $(x,y,z) \in R^3$, la aceleración del objeto (a_x, a_y, a_z) donde $(a_x, a_y, a_z) \in R^3$.



Visualization of the data

Figura 2: (B) Ejemplo de la lectura de los datos del sensor en la simulación.

3.1.2.2 Resultados de la actividad

Esta caracterización tiene que ver con el estado del usuario o agente una vez ejecuta la actividad. Se han identificado dos estados específicos:

- a. Un simple estado o un cambio de posición en el entorno: en estos casos, los sensores se limitan a informar de los estados finales del objeto, por ejemplo, “la luz está encendida o apagada”, “la puerta está abierta o cerrada” o “el control remoto está en un lugar u otro”.
- b. Una acción o movimiento físico realizado por el agente: la actividad suele estar compuesta por datos complejos, cuyas lecturas son series temporales representadas por valores cronológicos que describen la ejecución de las actividades físicas de principio a fin.

Ambas series temporales se basan específicamente en lecturas de movimiento y aceleración del objeto en un plano de dos (a_x, a_y) y tres (a_x, a_y, a_z) dimensiones.

En estos casos la señal de aceleración biaxial o triaxial está compuesta por una serie temporal en cada eje: una serie temporal específica a_x en el eje X, una para a_y en el eje Y y una más para a_z en el eje Z. Para las señales biaxiales se consideran (a_x, a_y) del plano XY y para las triaxiales (a_x, a_y, a_z) del plano XYZ.

3.1.2.3 Descomposición de las actividades

La actividad física se puede descomponer en simples movimientos o gestos realizados por ciertas partes del cuerpo, los cuales pueden medirse y de alguna forma monitorizarse. La actividad de “beber” por ejemplo, consiste en gestos simples que ciertas partes del cuerpo realiza en un orden determinado para lograr el desplazamiento del individuo y conseguir la actividad completa (ver la Fig. 3).

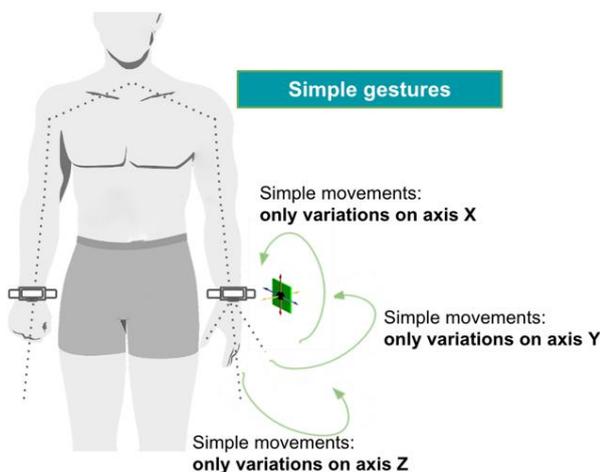


Figura 3: Captura del movimiento en cada eje del sensor.

Las actividades del usuario se modelan en la simulación con la ayuda de animaciones por computadora. Cada animación está compuesta por una secuencia de acciones en el personaje que se rigen por una técnica que modela el movimiento humano.

En un motor de videojuegos, una de las técnicas utilizadas es la animación de esqueletos, que consiste en una jerarquía de huesos y articulaciones (véase la Fig. 4). Cuantos más huesos formen parte de la estructura, más realista será el movimiento (Volonte, 2020) (Akenine-Moller, 2019).

La acción está asociada con el movimiento de una parte del cuerpo y se caracteriza por cambios en los parámetros que describen el movimiento. Los cambios afectan a la rotación y traslación del hueso y varían según el tipo de acción. Las acciones son de dos tipos: periódicas y no periódicas.

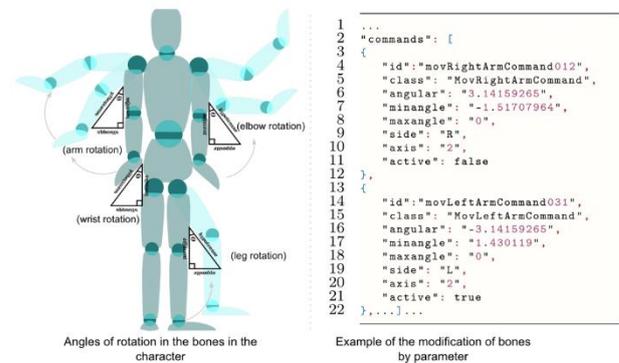


Figura 4: Parametrización programada de la rotación y traslación de los huesos de cada agente.

En una acción no periódica como “levantar el brazo”, los parámetros modifican la duración de la acción. En las acciones periódicas, los parámetros establecen el número de periodos definidos por la propia acción. La duración, en este caso, se define multiplicando el número de períodos por el período de acción.

4. Modelar la actividad en la simulación

Los elementos que componen la simulación son los agentes, el entorno y los objetos. Un agente es quien simula a las personas y son quienes ejecutan las animaciones. Una animación es la representación gráfica de la actividad, acción o movimiento físico. Una o más animaciones pueden representar una o más actividades del personaje, por ejemplo, “correr”, “caminar”, “saltar”, entre otros.

El entorno es el escenario donde se modela el espacio físico relacionado con las limitaciones del usuario. En el escenario se ejecutan las acciones o actividades del agente por cuenta del usuario y se colocan todos los sensores necesarios para el entrenamiento. Para la actividad física se utilizan sensores de

aceleración inercial, que se colocan sobre el usuario según convenga.

Los objetos por su parte solo tienen una función decorativa en el escenario y no aportan información relevante sobre su estado.

El agente en la simulación realiza las actividades físicas que queremos aprender, estas pueden ser “caminar”, “beber” y “correr”. Con la descripción de las actividades mencionadas en apartados anteriores, construimos un escenario donde se ejecutan las principales acciones que se han ordenado como 1, 2 y 3 (Or₁).

Como se muestra en la Tabla 1, para el reconocimiento de la actividad por gestos simples se utilizará la actividad “beber”, aplicándose sobre ella una descomposición de 3 gestos también ordenados como 1, 2 y 3 (Or₂).

Tabla 1: Descripción del escenario simulado.

Or ₁	Actividad	Or ₂	Pr _n	We _n	Po _n	Ou _n
1	Agente camina a la cocina	*	1	100%	Salón	Caminar
2	Agente bebe agua (5 seg.)	*	1	100%	Cocina	Beber
*	Levanta la mano	1	*	*	*	Levantar las manos
*	Beber	2	*	*	*	No movimiento
*	Baja la mano	3	*	*	*	*
3	Corre al salón a contestar una llamada	*	1	100%	Salón	

4.1 Modificar el comportamiento de la actividad

En la simulación, se alteran los parámetros en la estructura ósea donde cada parámetro rige la movilidad del personaje y puede variar entre dos valores límite, en función de los grados de libertad que permite la rotación. Los controles aplicados a estos parámetros se ejecutan externamente, generando la modificación del comportamiento del agente.

A través de una serie de comandos programados en el framework AIDE (Grasia, 2014), se aplican nuevos valores de rotación y traslación a cada articulación principal del cuerpo “brazos”, “hombro”, “codo”, “muñeca”, “tronco” y “piernas”, “rodillas” (ver Fig. 4).

En la práctica, es posible mover todos los huesos que tiene el personaje, pero para que estas modificaciones sean coherentes, es necesario asegurarse de que los nuevos ángulos de rotación y traslación sean coherentes con la estructura ósea del personaje y con la animación misma.

Las modificaciones predefinidas básicamente hacen dos cambios concretos en las articulaciones. Por un lado, establecen diferentes límites de la amplitud del ángulo de rotación del hueso principal y, por otro lado, modifican la velocidad de movimiento (Bruijn, Meijer, van Dieen, Kingma, & Lamoth, 2008). Cuando se modifica el ángulo de giro esperado en un hueso, respetando sus límites naturales (Hodgins & Pollard, 1997) (Safonova, Hodgins, & Pollard, 2004) el motor de la física puede realizar los cálculos correspondientes para generar los movimientos derivados.

Este cálculo utiliza estas dos modificaciones para generar los valores deseados en cada articulación (Herr & Popovic, 2008). En el caso de las actividades periódicas, la ecuación de control que suele utilizar la física para calcular estos nuevos valores es como la que se describe a continuación.

A través de la ecuación $\tau = \kappa (\theta_d - \theta) + \kappa v (\theta'd - \theta')$ es posible que, a partir de la observación de los movimientos del personaje, se puedan obtener los límites en este tipo de acciones. En la ecuación θ es el ángulo de unión, θ_d es el ángulo deseado, θ' es la velocidad de la articulación, $\theta'd$ es la velocidad deseada, mientras que κ y κv son la ganancia proporcional y derivada.

4.2 Sistema de reconocimiento de actividad

El framework de prueba propuesto (Cárdenas, Gómez Sanz, & Pavón, 2018) permite acoplar diferentes sistemas del reconocimiento de actividad, lo cual facilita modificar las técnicas de extracción de características y los algoritmos de clasificación por separado.

Para este trabajo se utilizó el algoritmo K-Nearest Neighbor (k-NN) por su sencillez a la hora de implementar (Ferreira, 2020), por su amplia utilidad en la clasificación de datos de sensores (Bustoni, 2020) y por su uso extendido en el campo del reconocimiento de actividad física (Priyadarshini, 2022).

En lo que respecta a la animación, la modificación de los parámetros del movimiento ha permitido crear muchas variaciones de las acciones físicas que representa cada animación. Con todas estas variantes se ha generado el dataset⁴⁹ necesario para el entrenamiento del sistema de reconocimiento. La monitorización se ha realizado con dos sensores de aceleración, colocados en ambas muñecas del agente y con una frecuencia de muestreo predefinida de 40Hz.

4.3 Reconocimiento de patrones

Para reconocer patrones en gestos simples, el marco utiliza procesamiento de eventos complejos (CEP) (Cugola & Margara, 2012) para analizar la señal del sensor inercial, distinguiendo entre los diferentes ejes. La separación de la

⁴⁹ Dataset disponible en: <http://bit.ly/2uTyuKm>

señal por ejes permite identificar patrones simples dentro de conjuntos de datos complejos, los cuales son depurados y procesados previamente por el motor de eventos que posee el framework.

4.3.1 Criterios para el reconocimiento de patrones

El reconocimiento de la actividad requiere el uso del concepto de ventana de tiempo w_t , que se refiere al intervalo de tiempo fijo necesario para procesar bloques de datos de actividad.

El tamaño de w_t se determina de acuerdo con el ambiente y las actividades, con el uso de la simulación este valor puede ser modificado para observar resultados diferentes a los esperados. En función del peso, se valida cada bloque de actividad, utilizando para ellos los criterios más habituales como:

- Ocurrencia: indica si una actividad concreta ha ocurrido o no.
- Duración: la duración de la actividad a realizar y
- Orden de ejecución: determina su las actividades ocurren en un orden específico.

4.4 Sistema de validación

La validación del sistema se ha realizado en dos fases. En la primera fase, se valida el sistema de reconocimiento sobre la simulación, utilizando nuevas modificaciones sobre las animaciones que no han sido utilizadas en la fase de entrenamiento ni en la propia simulación.

La segunda fase se llevó a cabo en un entorno real, implementando el sistema de reconocimiento en un dispositivo externo compatible con las especificaciones utilizadas en la simulación (sensores, frecuencia, entre otros).

4.4.1 Primera fase de validación

Se han generado un total de 36 archivos el total, para la actividad de "caminar" 10 archivos, para la actividad "correr" 11 archivos y para la actividad de "beber" 15 archivos. Cada fichero cuenta con 90 segundos del agente ejecutando la acción correspondiente.

Se ha añadido al sistema como actividad base la actividad "cállate" o "detente" para el agente. De esta actividad se han utilizado dos archivos con 3 minutos de muestras en total, unos 90 bloques para la clasificación. Con una ventana de tiempo de 2 segundos, $2 \times 40\text{Hz} = 80$ muestras, se procesaron un total de 1710 bloques, correspondientes a caminar: 450; correr: 495; beber: 675 y detenerse: 90.

Como se puede ver en la Fig. 5, la precisión y exactitud obtenidas por el sistema son lo suficientemente buenas como para considerar que la caracterización de las actividades propuestas puede ser útiles para diferenciar actividades.

a)					Classification overall	Accuracy (Precision)
	stop	walking	running	drink		
stop	79			11	90	87,78%
walking		432		18	450	96,00%
running		33	438	24	495	88,48%
drink	21	17	8	629	675	93,19%
Truth overall	100	482	446	682	1710	
Accuracy (Recall)	79,00%	89,63%	98,21%	92,23%		

b)					Classification overall	Accuracy (Precision)
	stop	walking	running	drink		
stop	66			24	90	73,33%
walking	21	367	26	36	450	81,56%
running	39	21	389	46	495	78,59%
drink	28	47	35	565	675	83,70%
Truth overall	154	435	450	671	1710	
Accuracy (Recall)	42,86%	84,37%	86,44%	84,20%		

Figura 5: (a) Validación del Sistema en la simulación. (b) Validación del sistema en un Entorno real.

4.4.2 Segunda fase de validación

Para esta fase se ha generado el mismo número de archivos que se utilizaron en la fase anterior, manteniendo la misma configuración de los sensores utilizados en la simulación y sobre la primera fase.

La diferencia con respecto al escenario anterior es que además de reconocer las actividades como una acción individual, estas se han caracterizado por gestos sencillos y ha sido validada con el framework de pruebas, el cual ha sido capaz de reconocer cada patrón descrito en el escenario de la simulación.

En la Fig. 6 se puede observar como en la simulación se determinan las tareas (lado derecho) a realizar dentro del entorno (lado izquierdo). Dichas tareas se ejecutan secuencialmente y permiten estudiar las variaciones del usuario según las consideraciones aplicadas sobre los movimientos físicos. La parametrización de la actividad física también es posible gracias a la configuración de la simulación. En dicha configuración se pueden establecer tiempos para la lectura de datos del sensor y tiempos de duración de los movimientos, entre otros eventos.



Figura 6: Sistema de validación del escenario en la Simulación.



Figura 7: Sistema de validación en entorno real.

Como se puede ver en la Fig. 6, el sistema de reglas sirvió para determinar si cada gesto se producía o no (ocurrencia), la duración que tenía uno de ellos de 5 segundos para el caso Or2 = 2 (duración) y si se ejecutaron en el orden esperado (orden de ejecución).

5. Conclusiones y trabajo futuro

En este trabajo se ha presentado una técnica para diseñar y construir sistemas de reconocimiento de patrones de actividad, utilizando escenarios simulados donde es posible experimentar

con las características de la actividad física, las condiciones ambientales y la configuración básica de los sensores.

Las técnicas de caracterización propuestas son útiles en situaciones en las que el usuario no puede participar en el diseño de estos sistemas, debido a su avanzada edad o a su condición física. En entornos asistidos para personas mayores, este mecanismo permite crear soluciones realmente adaptadas a las limitaciones físicas del usuario, haciendo más natural la interacción entre los sistemas, la tecnología de soporte y el usuario final.

En el futuro, se prevé aplicar este enfoque con un conjunto más amplio de actividades físicas, que consideren problemas de movilidad propios de la edad, así como diferentes síntomas de problemas de salud que perjudican la movilidad del usuario. Del mismo modo, se considera oportuno desarrollar una validación más amplia donde sea posible poner en contexto la utilidad de simular la actividad y clasificarla posteriormente. Un ejemplo de ese contexto podría ser clasificar actividades con mucho nivel de ruido en usuarios reales (pacientes con deterioro físico, temblores, etc.).

Referencias

- Acampora, G., Cook, D., Rashidi, P., & Vasilakos, A. (2013). A Survey on Ambient Intelligence in Healthcare. *Proceedings of the IEEE*, 101(12), 2470-2494. doi:10.1109/JPROC.2013.2262913
- Akenine-Moller, T. a. (2019). *Real-time rendering*. AK Peters/crc Press.
- Anind K, D. (2001). Understanding and using context. *Personal and ubiquitous computing*, 5(1), 4-7.
- Barton, J., & Vijayaraghavan, V. (2003). UBIWISE, a simulator for ubiquitous computing systems design. *Hewlett-Packard Laboratories Palo Alto*.
- Bruijn, S., Meijer, O., van Dieën, J., Kingma, I., & Lamoth, C. (2008). Coordination of leg swing, thorax rotations, and pelvis rotations during gait: The organisation of total body angular momentum. *Gait & Posture*, 27(3), 455-462. doi:https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2007.05.017
- Bustoni, I. A. (2020). Classification methods performance on human activity recognition. *Journal of Physics: Conference Series*, 012027.
- Campillo-Sánchez, P., & Gómez-Sanz, J. (2015). A framework for developing multi-agent systems in ambient intelligence scenarios. *Proceedings of the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems* (págs. 1949-1950). Istanbul, Turkey: ACM. doi:https://dl.acm.org/doi/proceedings/10.5555/2772879
- Cárdenas, M., Gómez Sanz, J., & Pavón, J. (2018). Testing Ambient Assisted Living Solutions with Simulations. *IFIP International Conference on Testing Software and Systems* (págs. 56-61). Springer.
- Cugola, G., & Margara, A. (2012). Processing Flows of Information: From Data Stream to Complex Event Processing. *ACM Comput. Surv.*, 44(3), 15:1-15:62. doi:10.1145/2187671.2187677
- Eurostat. (08 de 10 de 2022). *European statistics*. Recuperado el 10 de 2022, de European statistics: https://ec.europa.eu/eurostat
- Ferreira, P. J.-M. (2020). k NN Prototyping Schemes for Embedded Human Activity Recognition with Online Learning. *Computers, MDPI*, 96.
- Grasia, R. G. (2014). *AIDE*. Obtenido de http://grasia.fdi.ucm.es/aide/
- Greenberg, S. (2001). Context as a dynamic construct. *Human-Computer Interaction*, 16(2), 257-268.
- Herr, H., & Popovic, M. (2008). Angular momentum in human walking. *Journal of experimental biology*, 211(4), 467-481.

- Hodgins, J., & Pollard, N. (1997). Adapting simulated behaviors for new characters. *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (págs. 153-162). ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Nardi, B. (1996). Studying context: A comparison of activity theory, situated action models, and distributed cognition. *Context and consciousness: Activity theory and human-computer interaction*, 69102.
- Priyadarshini, I. S.-N. (2022). Human activity recognition in cyber-physical systems using optimized machine learning techniques. *Cluster Computing, Springer*, 1-17.
- Rashidi, P., & Mihailidis, A. (2013). A survey on ambient-assisted living tools for older adults. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 17(3), 579-590.
- Safonova, A., Hodgins, J., & Pollard, N. (2004). Synthesizing physically realistic human motion in low-dimensional, behavior-specific spaces. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*. 23, págs. 514-521. ACM.
- Sanmugalingam, K., & Coulouris, G. (2002). A generic location event simulator. *International Conference on Ubiquitous Computing*, (págs. 308-315).
- Shirehjini, N., Ali, A., & Klar, F. (2005). 3DSim: rapid prototyping ambient intelligence. *Proceedings of the 2005 joint conference on Smart objects and ambient intelligence: innovative context-aware services: usages and technologies* (págs. 303-307). ACM.
- Volonte, M. a.-C.-Y.-K. (2020). Effects of interacting with a crowd of emotional virtual humans on users' affective and non-verbal behaviors. *IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR)*, 293-302.
- Vrigkas, M., Nikou, C., & Kakadiaris, I. (2015). A review of human activity recognition methods. *Frontiers in Robotics and AI*, 2, 28.
- Zhou, F., Jiao, J., Chen, S., & Zhang, D. (2011). A Case-Driven Ambient Intelligence System for Elderly in-Home Assistance Applications. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 41(2), 179-189. doi:10.1109/TSMCC.2010.2052456