CARRERA: ESPECIALIZACIÓN EN CIENCIA DE DATOS

TALLER: TRABAJO FINAL INTEGRADOR

**Reconocimiento de Actividades Humanas usando sensores de dispositivos móviles inteligentes y datos geográficos**

Nombre y Apellido del Alumno/a: Leydi Nathaly Ramos Macías

Título de grado o posgrado (último): Especialización en Ciencias de Datos

Profesora:

Dra. Alicia Mon

Lugar y Fecha……………………………...

1. Introducción

Los patrones de comportamiento de una persona se pueden describir en función de diferentes aspectos: qué actividad está realizando, dónde está, si está al aire libre o dentro de un establecimiento, si está acompañada, qué postura corporal tiene, qué estado de ánimo tiene, entre varias otras aristas. La identificación y clasificación de estos comportamientos mediante el aprovechamiento de datos de sensores es lo que se conoce como reconocimiento de actividades humanas (Kim, Helal & Cook, 2010).

Con la incorporación del internet de las cosas (IoT) y el avance en tecnologías de sensores en dispositivos móviles inteligentes, ha sido posible el monitoreo de las personas en cualquier lugar y cualquier momento de su rutina diaria. La gran cantidad de datos recolectados con estas tecnologías ubicuas proveen el sustrato para la identificación de dichos comportamientos humanos de forma auténtica.

La necesidad de reconocer patrones de comportamiento de forma ubicua cobra relevancia en diferentes disciplinas. Se destaca su aplicación para la optimización de servicios urbanos, energéticos y de seguridad en ciudades, espacios o hogares inteligentes basados en las actividades de las personas que habitan ese espacio (Yi Zhu et al., 2017); así como las variadas aplicaciones en el área de la salud como la asistencia de la población de adultos mayores (Vaizman et al., 2017), seguimiento de niños por seguridad (Ehatisham-Ul-Haq et al., 2020), y sistemas de asistencia personal general basadas en contexto (Ladha et al.,2013). Otras líneas de estudio como las ciencias sociales y del comportamiento humano y robótica convergen también en esta área de investigación.

En las últimas décadas se ha buscado dar respuesta a esta problemática mediante diferentes aproximaciones de machine learning, tanto como los tipos de actividades que se han reconocido y distintos sensores que se han usado (Kim, Helal & Cook, 2010). Sin embargo, estas técnicas están sujetas a la naturaleza del dato de los sensores portables, naturalmente ruidoso y con datos faltantes y/o erróneos, con pocas o ninguna etiqueta de contexto que describa la actividad de la persona de forma precisa y, en caso de tenerlas, con una distribución probablemente desbalanceada de la clase a predecir (Guan & Plotz, 2017). Para superar estas limitaciones, recientemente se han explorado técnicas de deep learning para modelado más complejo de predicción de actividades humanas, aprovechando las capacidades de aprendizaje generativo no supervisado, es decir, sin necesidad de definir las etiquetas de contexto de forma manual (Wang et al., 2019).

Sin embargo, se evidencia la ausencia de modelos tanto de machine learning como de deep learning que aprovechen los tradicionalmente usados datos de sensores de movimiento (de acelerómetro, giroscopio y magnetómetro) embebidos en dispositivos inteligentes, en combinación con datos adicionales recolectados en los mismos dispositivos como los datos de localización de GPS que aporten información del contexto geográfico y ambiental.

En este particular, se han desarrollado algoritmos que combinan datos de localización GPS con datos de acelerómetro para la clasificación de actividades humanas de transporte y medios de transporte (Martin et al., 2017). No obstante, la incorporación de datos GPS como *features* para el reconocimiento de una gama mas amplia de actividades humanas parece no ser tan explotada en la literatura.

Tomando en cuenta que es posible extraer información enriquecedora del contexto y ambiente al combinar los datos de GPS con conocimiento geográfico relevante, como puntos de interés, calles y parques (Liao et al., 2005), resulta interesante evaluar el impacto que tiene esta información de contexto en el desafío de reconocimiento de actividades humanas. Con esta motivación, la presente investigación plantea que es posible predecir las actividades humanas con la novedad de utilizar como entrada los datos de sensores de detección de movimiento junto con datos de localización de GPS, con el fin de evaluar la importancia del contexto geográfico y ambiental en la segmentación de los comportamientos humanos.

Para ello, se propone generar un modelo de machine learning o deep learning para el reconocimiento de actividades humanas empleando los datos antes mencionados, y evaluar el impacto de la localización en la eficiencia de las predicciones. De forma específica, la investigación abarca el procesamiento de las series de tiempo de sensores, la generación de *features* de la componente geográfica mediante el uso de información geográfica relevante, definición y entrenamiento del modelo de predicción, y evaluación del impacto del uso de datos de localización y ambientales en las predicciones de actividades humanas.

La investigación presente parte de la descripción exhaustiva del problema basada en antecedentes y trabajos relacionados, así como del planteamiento de la hipótesis, alcance y objetivos de investigación. En la sección de Metodología se incluye la exposición de las diferentes técnicas de preparación de los datos involucradas en el procesamiento de las series de tiempo, y segmentación de datos de GPS y geo-etiquetamiento con capas de información geográfica. Los algoritmos de aprendizaje automático para clasificación multiclase de actividades humanas, la configuración de los experimentos y sus métricas de evaluación son presentados también en esta sección. Posteriormente, se exponen los resultados y su discusión. Este trabajo finaliza con la presentación de las conclusiones y recomendaciones para potenciales trabajos futuros.

1. Estado de la Cuestión

(Antecedentes/Estado del Arte/Marco Teórico/Conceptual)

El Reconocimiento de Actividad Humana (HAR: Human Activity Recognition) es el proceso de clasificar series de tiempo obtenidas de sensores en comportamientos o actividades físicas conocidas y ocurridas en condiciones de vida reales (Kim, Helal & Cook, 2010). Los comportamientos o actividades físicas refieren a cualquier movimiento corporal, como caminar, correr, conducir un auto o dormir, y que suelen ser realizadas de forma auténtica en los ambientes naturales de las personas (N. A. Choudhury, 2021). El objetivo final es proveer información precisa y oportuna sobre las actividades de las personas partiendo de diferentes modalidades de sensores, como videocámaras, audio, sensores inerciales portátiles, sensores móviles y/o sensores ambientales (Ehatisham-Ul-Haq et al., 2020).

El reconocimiento de actividades humanas se ha vuelto cada vez más importante en una gran cantidad de áreas de aplicación de ciencias de la computación centrada en humanos. Es un componente esencial en la transformación de Smart cities o ciudades inteligentes, en particular con relación a alocación de recursos, control de enfermedades, identificación de focos de interacción social para vigilancia inteligente, manejo del tránsito urbano (Yi Zhu et al., 2017). En una escala menor, investigaciones de ambientes y hogares inteligentes emplea información de nivel de ocupación por actividad para mantener ambientes confortables y lograr eficiencia energética (Chen et al., 2017).

También se destacan aplicaciones propias del cuidado de salud como la asistencia y monitoreo de personas mayores o con discapacidad mental en sus rutinas diarias (Lin Liao et al., 2005), para detectar signos tempranos de deterioro cognitivo, controlar la independencia funcional y soportar el envejecimiento en el hogar (Vaizman et al., 2017). Se destaca también el seguimiento de la actividad de los niños para preservar su seguridad y, en general, asistencia a las personas en los ambientes de su vida y trabajo (Ehatisham-Ul-Haq et al., 2020). Los sistemas de asistencia personal adaptativos al contexto entran también en esta área, como por ejemplo aplicaciones de monitoreo y coaching de ejercicio físico (Ladha et al.,2013).

Finalmente, surge como imperativo para la investigación de ciencias sociales y del comportamiento humano, para la comprensión de la cognición humana (Lin Liao et al., 2005), con aplicaciones en investigaciones de interfaces hombre-computadora (HCI: Human-Computer Interfaz) y robótica (Ehatisham-Ul-Haq et al., 2020).

La problemática del reconocimiento de actividades humanas ha sido abordada en la última década mediante el uso de data de sensores, debido al importante avance de la tecnología de diferentes modalidades de sensores que pueden ser empleados para recolectar data relacionada a actividades específicas (Cook et al., 2013). Actualmente, el reconocimiento de actividades ha tomado ventaja del internet de las cosas (IoT: Internet-of-Things) usando sensores en dispositivos móviles y portables como teléfonos y relojes inteligentes, siendo ésta la aproximación más popular debido a que dichos sensores son de bajo precio y proporcionan una gran cantidad de datos, con alta precisión y sin atentar contra la privacidad de la persona (Choudhury, 2021).

Sin embargo, el desafío radica en que no hay una forma clara de relacionar la data del sensor, ya sea cruda o procesada, con una actividad específica (Choudhury, 2021). En este sentido, el reconocimiento de actividad humana se ha abordado como un típico problema de reconocimiento de patrones, con gran progreso usando aproximaciones usando algoritmos de machine learning como árboles de decisión, Support Vector Machine, Nayve Bayes y los modelos Hidden Marov.

La cantidad de modelos de machine learning que se han empleado varía tanto como los tipos de actividades que se han reconocido y distintos sensores que se han usado (Kim, Helal & Cook, 2010). No obstante, estas aproximaciones están limitadas por la necesidad de contar con extracción de features o definición de etiquetas de forma manual y basada en conocimiento de expertos, por lo que la eficiencia de los mismos se restringe a la generalización del modelo (Wuang et al., 2019). Asimismo, el hecho de que estos ejercicios de reconocimiento de actividades se han desarrollado comúnmente en ambientes controlados y con protocolos específicos, lo que implica una comprensión incompleta del mundo real, ya que los patrones de actividad humana dependen en importante medida del contexto que varía en diferentes entornos (Asim et al., 2020).

Con el fin de generar un reconocimiento de actividades humanas robusto, Asim et al. (2020) indica que es esencial incorporar experimentos *in-the-wild*, es decir, considerando los comportamientos auténticos de las personas en sus ambientes naturales mediante el uso diario de dispositivos móviles portables para modelar el comportamiento humano basado en el contexto. Esta aproximación permite la recolección de datos masivos y continuos, pero la recopilación de features o definición de etiquetas de contexto que describan las actividades en un momento específico suelen ser difíciles de obtener, en contraste con la recopilación simple de datos de sensores (sin etiquetar). Estas etiquetas precisas son, sin embargo, necesarias para métodos de aprendizajes supervisado y validación en general (Guan & Plotz, 2017).

Para abordar esta dificultad, se ha propuesto una investigación que introduce una aplicación móvil llamada *ExtraSensory* (Vaizman et al., 2018) para monitorear la actividad humana mediante sensores y, al mismo tiempo, recolectar etiquetas descriptivas de las diferentes actividades y contexto de los participantes involucrados. En esta investigación se asegura una aproximación *in-the-wild*, es decir, capturando los comportamientos auténticos mediante sensores de los dispositivos móviles y también contando con las etiquetas de contexto necesarias para validaciones (Vaizman et al., 2017). En el presente trabajo de investigación se propone emplear el dataset disponibilizado de la aplicación antes mencionada, correspondiente a data de 60 usuarios recolectada de sensores de teléfonos y relojes inteligentes, junto con data extra sobre la actividad primaria y secundario como etiquetas de contexto.

Otro de los desafíos inherentes al reconocimiento de actividad humana usando sensores de dispositivos portables es que la data registrada por las diferentes modalidades de sensores en teléfonos y relojes inteligentes es comúnmente ruidosa, con registros faltantes o erróneas debido a algún mal funcionamiento del sensor (Guan & Plotz, 2017). Además, los datos correspondientes a la problemática de HAR suelen ser desbalanceados con respecto a la distribución sesgada de la clase a predecir dentro de toda la data del sensor, lo que implica problemas durante el training (Guan & Plotz, 2017).

Recientemente, se ha evidenciado el éxito de los métodos de Deep Learning para áreas de reconocimiento de objetos visuales, procesamiento de Lenguaje Natural y razonamiento lógico (Wang et al. 2019). Por ello, se han adoptado modelos más complejos para inferir actividades humanas basados en Deep Learning, con la ventaja de que superan la importante necesidad antes mencionada de tener una definición manual de los features basadas en conocimiento de expertos o procesos de extracción de features (Guan & Plotz, 2017). En este sentido, Wang et al. (2019) identificaron en su investigación que las técnicas de Deep Learning aplicadas a HAR reducen la dependencia humana para extracción de features y mejora la eficiencia mediante el aprendizaje de alto nivel de representaciones de la data de sensores como nuevos features. Sin embargo, es importante tomar en cuenta que los esquemas de Deep Learning son computacionalmente costosos y por tanto no pueden implementarse eficientemente en dispositivos móviles (con limitaciones de baterías) para predicciones en tiempo real (Ehatisham-Ul-Haq, 2020).

En otro orden de ideas, y fuera de la discusión de las técnicas más ventajosas para el reconocimiento de actividades humanas, es importante hacer foco en los datos que se han empleado como insumo para dichas técnicas. Se parte de la premisa de que en dispositivos móviles inteligentes se embeben un gran número de sensores, incluyendo acelerómetros, giroscopios, magnetómetros, GPS, micrófono, sensores de proximidad, sensores de temperatura, humedad, entre varios otros (Muralidharan et al. 2021).

De estos, los sensores mayormente usados para clasificación de la actividad humana son los sensores para detección de movimiento: el acelerómetro, giroscopio y magnetómetro. El acelerómetro detecta los cambios en el desplazamiento, orientación e inclinación del dispositivo de forma triaxial, mediante la medición de cambios de fuerzas de aceleración. El giroscopio mide que tan rápido rota el dispositivo a lo largo de los tres ejes. Por su parte, el magnetómetro mide la magnitud del campo magnético alrededor del dispositivo, por lo que es posible obtener la dirección absoluta respecto al campo magnético terrestre, es decir, funciona como brújula (Masoud et al., 2019).

Sin embargo, pocas investigaciones han integrado otros datos alrededor de la problemática, en particular datos de localización de GPS (Global Positioning System). Anteriormente, investigadores han aprovechado este dato para mapear la movilidad humana usando trayectorias de GPS o teléfonos móviles, pero esto no proveen información sobre las actividades específicas. Más recientemente, con el uso de multimedia en gran escala y georreferenciada de redes sociales, como Twitter, Facebook, Instagram y Youtube, investigadores han logrado mapear actividades (Yi Zhu et al., 2017), pero con la limitación de no capturar la componente temporal.

Lin Liao et al. (2005) propusieron hacer foco en los datos de sensores GPS de dispositivos móviles inteligentes para segmentar las actividades de usuarios, como “trabajar”, “viajar” o “de visita”; y reconocer y etiquetar localizaciones significativas asociadas con una o varias actividades, como por ejemplo “lugar de trabajo”, “parada de autobús”, entre otras. En su investigación, consideran los datos de localización de usuarios y la información geográfica relevante como callejero, rutas de autobuses y puntos de interés, resultando en las actividades inferidas mediante Redes relacionales de Markov.

Por su parte, Martin et al. (2017) exploraron el uso de datos de localización junto con datos de aceleración (provenientes de acelerómetros en dispositivos) para clasificar actividades humanas específicas de modos de transporte (caminar, bicicleta, conducir un auto, ir en autobús o tren), obteniendo resultados satisfactorios mediante uso de algoritmos de machine learning y reducción de la dimensionalidad de los *features*. No obstante, la incorporación de datos GPS como *features* para el reconocimiento de una gama más amplia de actividades humanas parece no ser tan explotada en la literatura.

1. Definición del Problema

Considerando el uso generalizado de dispositivos móviles inteligentes, como teléfonos y relojes inteligentes, y la progresiva incorporación de funcionalidades de Internet de las cosas para censar de forma continua y generalizada a las personas, han surgido diferentes y variadas investigaciones que toman ventaja de los datos de los sensores embebidos en dichos dispositivos para el reconocimiento de actividades humanas como patrones de comportamiento auténtico, en los entornos naturales de las personas y de forma generalizada. En este contexto, se resalta la ausencia de un modelo que permita reconocer las actividades humanas en base a los datos de los sensores de movimiento, tradicionalmente usados para este fin, en combinación con datos de localización de GPS que aporten información del contexto geográfico y ambiental.

1. Justificación del trabajo

Tomando como punto de partida los diferentes antecedentes alrededor de la problemática del reconocimiento de actividades humanas, en este trabajo de investigación se propone explorar el espacio de vacancia que existe en la intersección entre el uso de datos de sensores de movimiento, tradicionalmente empleados para tal fin, y la explotación de datos de geolocalización y ambientales, es decir, considerando dónde ocurren las actividades que se buscan reconocer. De esta manera, se pretende abarcar el contexto espacio-temporal de las actividades humanas (considerando el espacio como geográfico y ambiental) para lograr su reconocimiento como patrón de comportamiento auténtico.

1. Alcances del trabajo y limitaciones

En el amplio espectro de las diferentes disciplinas de aplicación del reconocimiento de actividades humanas, dentro del dominio de ciencias de la computación centrada en humanos, se pretende aportar mayor comprensión de aquellos comportamientos auténticos o *in-the-wild*, ya sea *indoor* o *outdoor*, que impliquen un desplazamiento evidenciable en las series de tiempo de sensores de detección de movimiento, pero también en la componente geográfica y ambiental como caminar, trabajar, o conducir un auto. Así, se hace menor foco en la gama actividades que no implican desplazamiento como navegar en internet, comer o ver televisión.

Asimismo, la investigación está enmarcada por la disponibilidad de datos de dispositivos móviles inteligentes recolectados mediante la aplicación *ExtraSensory*, que captura datos se sensores de varias modalidades y también las etiquetas descriptivas de las diferentes actividades y contexto de los 60 participantes involucrados.

1. Hipótesis

En base a los antecedentes antes expuestos, en este trabajo de investigación se plantea que es posible realizar el reconocimiento de actividades humanas empleando datos de sensores de detección de movimiento embebidos en dispositivos móviles inteligentes, en combinación con datos de localización de GPS que aporten información del contexto geográfico y ambiental; mediante la extracción de *features* de las series de tiempo y empleando algoritmos de machine learning o deep learning.

1. Objetivos

Se plantea como objetivo general de esta investigación generar un modelo de machine learning o deep learning para el reconocimiento de actividades humanas empleando datos de sensores de detección de movimiento en dispositivos móviles inteligentes (teléfonos y relojes inteligentes) y datos de localización geográfica.

Este objetivo se soporta en los siguientes objetivos específicos:

* Procesar de series de tiempo de sensores para reducir el ruido y manejar posible data faltante y errónea.
* Enriquecer los datos de localización de GPS mediante geo-etiquetamiento en base a información geográfica relevante como callejero, puntos de transporte público y puntos de interés. Definir los *features* a extraer de esta información.
* Definir el modelo de machine learning o deep learning a usar en base a antecedentes recogidos y experimentación con los datos.
* Entrenar del modelo de machine learning o deep learning y evaluación de predicciones resultantes para el reconocimiento de actividades humanas.
* Evaluar del impacto en las predicciones de usar datos geográficos y/o de información ambiental como humedad, temperatura, entre otras.

1. Metodología

Técnicas

* Preparación de datos

convertir los archivos input en un modelo de datos comprensible.

* PCA/Clustering
* Modelos de machine learning
* Sistema de recomendación

Herramientas

Tanto para la etapa de preparación de datos, aplicación de técnicas de machine learning, PCA/clustering y construcción del sistema de recomendación se propone emplear scripts de Python en el entorno de Databricks en su versión Community (suscripción gratuita para estudiantes). Las características del cluster empleado son:

XXX

Por su parte, la visualización de datos se realizó con PowerBI en versión Desktop, consumiendo los datos directamente desde Databricks.

Procedimiento

* **Preparación de datos**

Con el objetivo de convertir los archivos input en un modelo de datos comprensible, se implementó la estrategia de procesamiento y análisis mostrada a continuación:

esquema

1. Importar datos, aplicar transformaciones iniciales y generar IDs únicos de preguntas.
2. Análisis de Correspondencia de Preguntas: Debido a que en cada año los IDs de preguntas pueden ser distintos, el match entre ellas se tuvo que realizar según correspondencia del texto de dichas preguntas. El objetivo de esto fue generar diccionarios de correspondencia entre los diferentes IDs respecto a una guía (se usó el dataset de 2021 como guía debido a que era el que tenía más cantidad de preguntas y más parecido a la mayoría de los cuestionarios).
   * De los datasets originales se agrupó por ID de preguntas para obtener datasets con preguntas únicas para cada año.
   * Para hacer el match de texto, se aplicó previamente un pequeño pipeline de procesamiento de texto para simplificarlo y mejorar el fuzzy matching.
   * El fuzzy matching se realizó con Distancia de Jaccard con el fin de optimizar las posibilidades de match (sólo se consideraron matchs con menos de 0,5 de distancia y, entre estas, la de menor distancia).
   * Se separaron los matchs entre aquellos válidos (Distancia de Jaccard = 0 o mayor pero sin duplicados) y aquellos que requirieron revisión manual. Estos últimos se exportaron como csv.
   * Se realizó revisión manual de opciones de match dudosas usando PowerQuery en Excel.
   * Se generaron los diccionarios de correspondencia de preguntas para cada dataset.
3. Aplicar algo de preprocesamiento en datasets originales de acuerdo a lo observado en el análisis anterior, y los reemplazos de IDs de preguntas usando los diccionarios que derivaron de éste.
4. Una vez que todas las preguntas están unificadas, se unieron los datasets en uno solo.
5. Análisis de Correspondencia de Cuentas: Cada set de preguntas es respondido cada año por una organización con un ID de cuenta único, pero los atributos de esta cuenta (nombre de organización, país, región, etc) puede cambiar en cada año, por lo cual se requirió normalizar los atributos. Una vez aplicadas las transformaciones se genera el dataset de la dimensión Cuentas.
6. Análisis de Correspondencia de Respuestas: Debido a que para cada año algunas opciones de respuestas fueron variando, se requirió analizar la correspondencia de categorías con el objetivo de generar diccionarios para reemplazarlas y normalizarlas. Una vez aplicadas las transformaciones se genera el dataset de la dimensión Preguntas.
   * Para ello se agrupó por pregunta y respuesta para generar dataset de respuestas, diferenciando las preguntas numéricas de las categóricas.
   * Para las preguntas categóricas, se exportó como csv para ser analizado el match manualmente (PowerQuery en Excel) y proponer simplificación de categorías. De este análisis se generaron diccionarios de reemplazo para cada pregunta a ser normalizada.
7. Teniendo las preguntas, cuentas y respuestas normalizadas y simplificadas, se genera una Tabla de Hechos que contiene los IDs (año y cuenta) y respuestas en columnas para cada pregunta (variables). Este es el dataset principal.
8. Manejo de nulos y reducción de dimensionalidad

* **EDA y Feature Engeeniering**

EDA

Feature Engeeniering (generar deltas entre años de algunas variables continuas, on hot encoding de algunas categóricas)

* **Extracción de variables significativas**

Aplicar un árbol de decisión sencillo para extraer las 15/20 variables más influyentes. Para esto, voy a usar una lista que genera el CDP anualmente de las ciudades más sustentables (se descarga del site) como target.

* **Generación de scores de sustentabilidad**

Generar clustering/PCA con variables influyentes para diferenciar "scores de sustentabilidad", por ejemplo: alto, medio, bajo.

Analizar y visualizar los comportamientos, con foco en qué acciones/condiciones se asocian a mayores scores.

* **Sistema de recomendacion**

Generar

1. Referencias-Bibliografía

Asim Y., Azam M. A., Ehatisham-ul-Haq M., Naeem U., Khalid A. 2020. “Context-Aware Human Activity Recognition (CAHAR) in-the-Wild Using Smartphone Accelerometer” in IEEE Sensors Journal, vol. 20, no. 8, pp. 4361-4371, 15 April15, 2020, DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.2964278>

Brownlee, J. 2018. “Deep Learning for Time Series Forecasting: Predict the Future with MLPs, CNNs and LSTMs in Python”. Edición Machine Learning Mastery, 2018, pp. 1-575.

Chen Z., Jiang C., Xie L. 2019. “A Novel Ensemble ELM for Human Activity Recognition Using Smartphone Sensors”, in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 15, no. 5, pp. 2691-2699, May 2019, DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2869843>

Chen Z., Zhu Q., Soh Y. C., Zhang L.2017. “Robust Human Activity Recognition Using Smartphone Sensors via CT-PCA and Online SVM”, in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 13, no. 6, pp. 3070-3080, Dec. 2017, DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2017.2712746>

Choudhury N. A., Moulik S., Roy D. S. 2021. “Physique-Based Human Activity Recognition Using Ensemble Learning and Smartphone Sensors” in IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 15, pp. 16852-16860, 1 Aug.1, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3077563>

Cook D, Feuz KD, Krishnan NC. 2013. “Transfer Learning for Activity Recognition: A Survey”. Knowl Inf Syst. 2013 Sep 1;36(3):537-556. PMID: 24039326; PMCID: PMC3768027. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10115-013-0665-3>

Ehatisham-Ul-Haq M, Azam M. A., Amin Y, Naeem U.2020. “C2FHAR: Coarse-to-Fine Human Activity Recognition With Behavioral Context Modeling Using Smart Inertial Sensors” in IEEE Access, vol. 8, pp. 7731-7747, 2020, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2964237>

Guan Y., Plötz T. 2017. “Ensembles of Deep LSTM Learners for Activity Recognition using Wearables”. Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol. 1, 2, Article 11 (June 2017), 28 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3090076>

Kim E, Helal S, Cook D. 2010. “Human Activity Recognition and Pattern Discovery”. In IEEE Pervasive Comput. 2010;9(1):48. PMID: 21258659; PMCID: PMC3023457. DOI: <https://doi.org/10.1109/MPRV.2010.7>

Ladha, Cassim, Hammerla. 2013. “ClimbAX: Skill Assessment for Climbing Enthusiasts”. In UbiComp 2013 - Proceedings of the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. DOI: <https://doi.org/10.1145/2493432.2493492>

Lai, Shang-Hong, Ding, Hongjin, Gong, Faming, Gong, Wenjuan, Yuan, Xiangbing, Ma, Yuhui. 2018. “Human Activity Recognition and Location Based on Temporal Analysis” in Journal of Engineering Hindawi, 2314-4904, Diciembre 2018, <https://doi.org/10.1155/2018/4752191>

Liao L., Fox D., Kautz H. A. 2005. “Location-based activity recognition”. Part of Advances in Neural Information Processing Systems 18 (NIPS 2005), 787-794. 2005

Martin A., Bryan D., Addona A., Vittorio A., Wolfson J., Adomavicius A., Gediminas A., Fan Y. 2017. “Methods for Real-Time Prediction of the Mode of Travel Using Smartphone-Based GPS and Accelerometer Data”, in MDPI Sensors 2017, 17 (9), 2058, 1424-8220, DOI: <https://doi.org/10.3390/s17092058>

Masoud M., Jaradat Y., Manasrah A., Jannoud I. 2019. “Sensors of Smart Devices in the Internet of Everything (IoE) Era: Big Opportunities and Massive Doubts”, in Journal of Sensors, vol. 2019, Article ID 6514520, 26 pages, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1155/2019/6514520>

Mehedi Hassan M., Md. Zia Uddin, Amr M., Almogren A. 2018. “A robust human activity recognition system using smartphone sensors and deep learning”. In Future Gener. Comput. Syst. 81, C (April 2018), 307–313. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.11.029>

Muralidharan K., Ramesh A., Rithvik G., Reghunaath A.A., Prem S., Dr. M.P. Gopinath. 2021. “Convolution Approach to Human Activity Recognition Using Sensor Data And Comparison With Machine Learning Algorithms”, in International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 13 September 2021, ISSN 2666-3074, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2021.09.001>

Vaizman Y, Ellis K, Lanckriet G, Weibel N. 2018. “ExtraSensory App: Data Collection In-the-Wild with Rich User Interface to Self-Report Behavior”, in Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '18). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Paper 554, 1–12. DOI: <https://doi.org/10.1145/3173574.3174128>

Vaizman Y, Ellis K, Lanckriet G. 2017. “Recognizing Detailed Human Context in the Wild from Smartphones and Smartwatches”, in IEEE Pervasive Computing, vol. 16, no. 4, pp. 62-74, October-December 2017, DOI: <https://doi.org/10.1109/MPRV.2017.3971131>

Vaizman Y, Weibel N, Lanckriet G. 2018. “Context Recognition In-the-Wild: Unified Model for Multi-Modal Sensors and Multi-Label Classification”. Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol. 1, 4, Article 168 (December 2017), 22 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3161192>

Wang J, Chen Y, Hao S, Peng X, Hu L. 2019. “Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey”, in Pattern Recognition Letters, Volume 119, 2019, Pages 3-11, ISSN 0167-8655, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.02.010>

Wenchao J., Zhaozheng Y. 2015. “Human Activity Recognition Using Wearable Sensors by Deep Convolutional Neural Networks”. In Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia (MM '15). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1307–1310. DOI: <https://doi.org/10.1145/2733373.2806333>

Zhu Y., Liu S., Newsam S. 2017. “Large-Scale Mapping of Human Activity using Geo-Tagged Videos”. In Proceedings of the 25th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (SIGSPATIAL '17). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 68, 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1145/3139958.3140055>

ExtraSensory dataset. Recuperado de <http://extrasensory.ucsd.edu/>