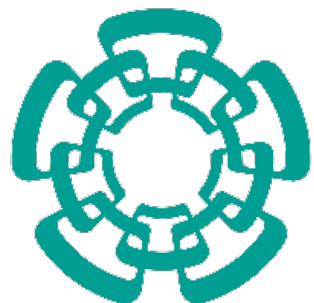




Cinvestav

CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

**“Sistema para la detección y
monitoreo de actividad física
mediante el uso de
acelerómetros”**

M. EN C. Andrea López Tapia

ASESORES:

**Dr. Alfredo Reyes Barranca
Dra. Griselda Abarca Jiménez**

Contenido

- ▶ Objetivos

- ▶ Justificación

- ▶ Introducción

- ▶ Obtención de la base de datos

- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos

- ▶ Extracción de parámetros

- ▶ Clasificación de datos

- ▶ Resultados

- ▶ Conclusiones

- ▶ Trabajo a futuro

- ▶ Productividad

- ▶ Referencias



Objetivo general

Realizar de manera no invasiva la captura de la señal del paso de una persona con la ayuda de un acelerómetro, dentro de un espacio de vida cotidiano, para procesar la señal y determinar los parámetros característicos del movimiento de una persona.

Objetivos particulares

Diseñar un montaje que permita hacer pruebas de campo de tal manera que el sensor se encuentre en contacto directo con el suelo y con el cual no sea necesario que el usuario porte el sensor.

Realizar mediciones para obtener las señales de los pasos mediante un acelerómetro.

Crear una base de datos a partir de las mediciones realizadas a diferentes sujetos de estudio, garantizando su integridad física.

Analizar y procesar la base de datos para extraer parámetros estadísticos y característicos de las vibraciones producidas por las pisadas.

Implementar un algoritmo de inteligencia artificial que permita identificar y clasificar características o comportamientos específicos de las pisadas.

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ **Justificación**
- ▶ Introducción
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Justificación



El sistema propuesto trabajará con un enfoque no invasivo, es decir, la persona no portará un dispositivo para realizar las pruebas y su privacidad no se verá comprometida.

La realización de mediciones en entornos cotidianos comunes (o en cualquier espacio distinto de los laboratorios altamente equipados) ofrece una opción flexible, robusta y sencilla.

El monitoreo de la actividad física (caminar de una persona) puede servir como herramienta en la evaluación del estado de salud, así como también para evaluaciones deportivas, rehabilitación física y para reconocimiento humano en cuestiones de seguridad, empleando algoritmos de Inteligencia Artificial.

El costo puede llegar a ser una limitante para su uso, por lo que los elementos de este sistema son de bajo costo y accesibles.

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ **Introducción**
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Introducción

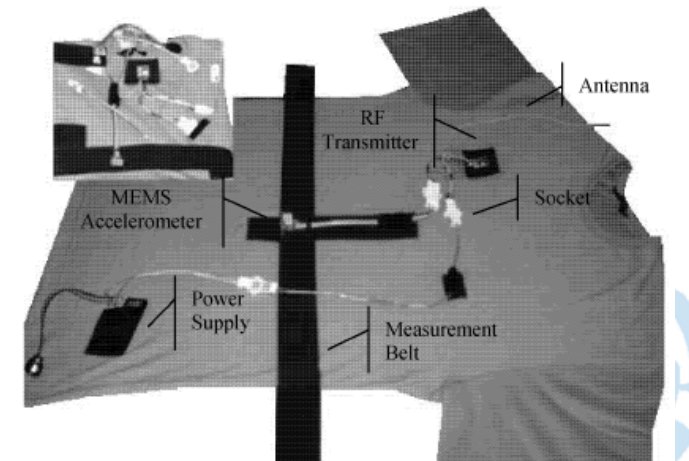
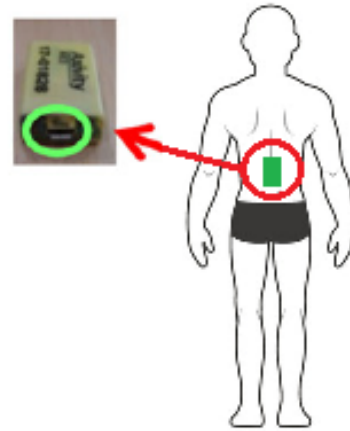
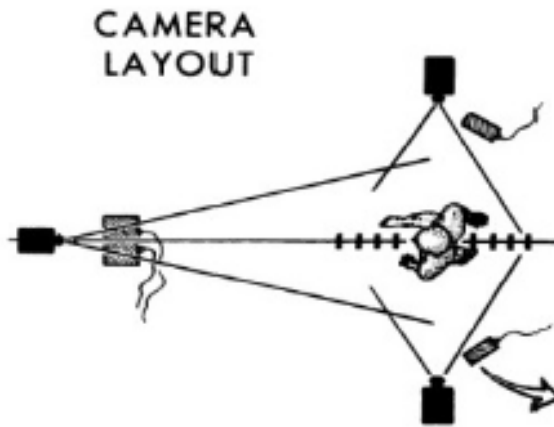
Evaluación de pasos de una persona:

Cámara

Micrófono

Acelerómetro

Giroscopio



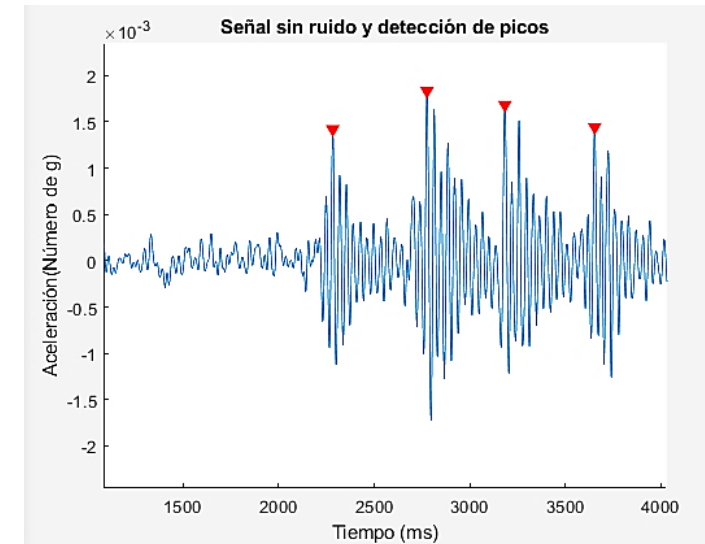
Introducción

Maneras de
montar los
sensores

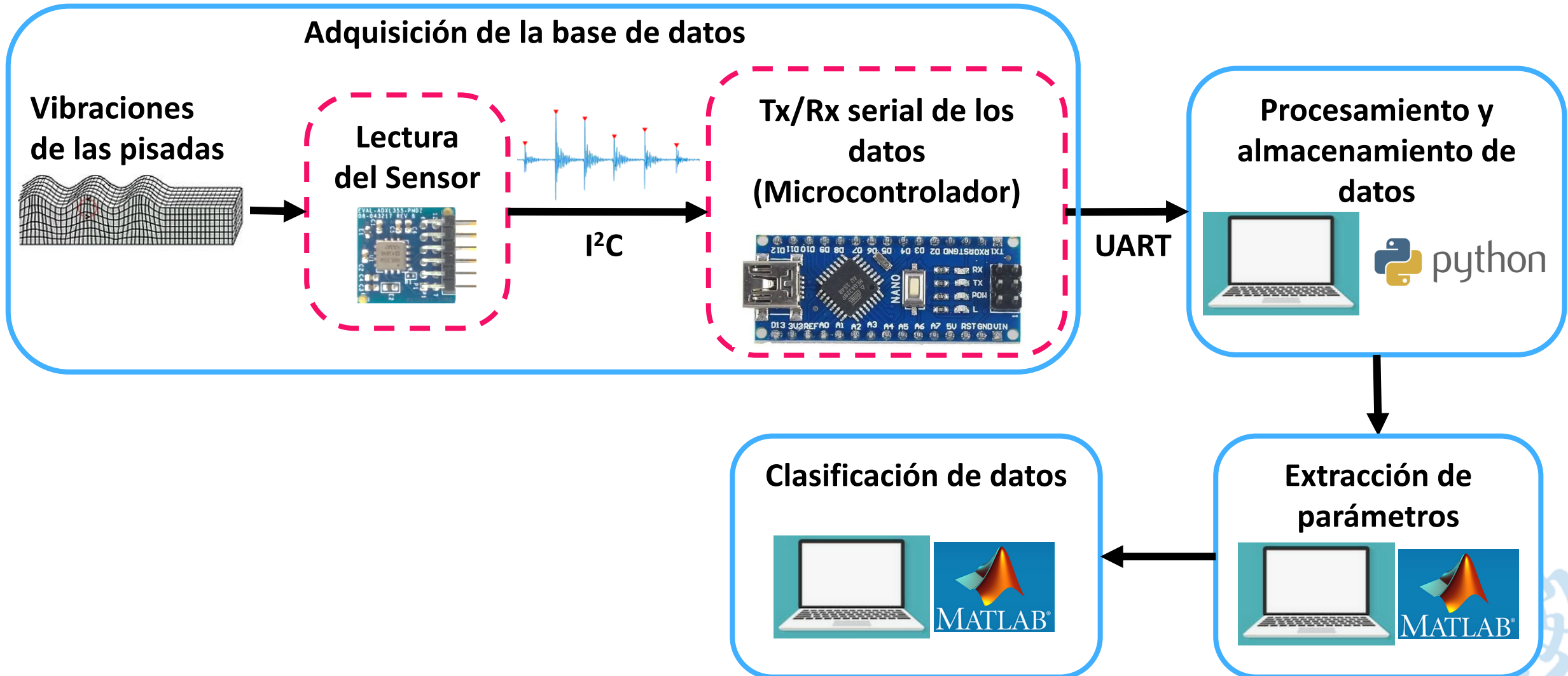
Colocarlos sobre el paciente en
diferentes partes del cuerpo
(cintura, tobillos, columna)

Posicionar cámaras y micrófonos
dentro de un ambiente
controlado, como un laboratorio

Colocar acelerómetros sobre el
suelo



Esquema de etapas del sistema



Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ **Obtención de la base de datos**
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Características del sensor

Alta Sensitividad

Bajo nivel de ruido

Ancho de banda

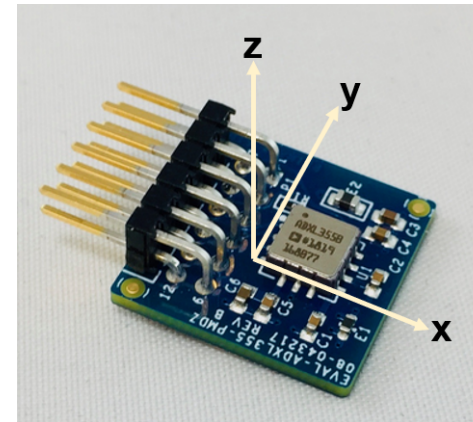
ADXL 355 es un acelerómetro capacitivo triaxial digital de 20 bits con:

Sensitividad de
 $256,000 \text{ LSB}/g$ o
bien $3.9 \mu g/\text{LSB}$

Las lecturas en
complemento a dos.

Filtro pasabanda
1Hz-1kHz

Comunicación I²C y
SPI



Montaje de sistema de medición

Ayuda a resguardar al microcontrolador, colocar las conexiones y encapsular al sensor.



Vista frontal

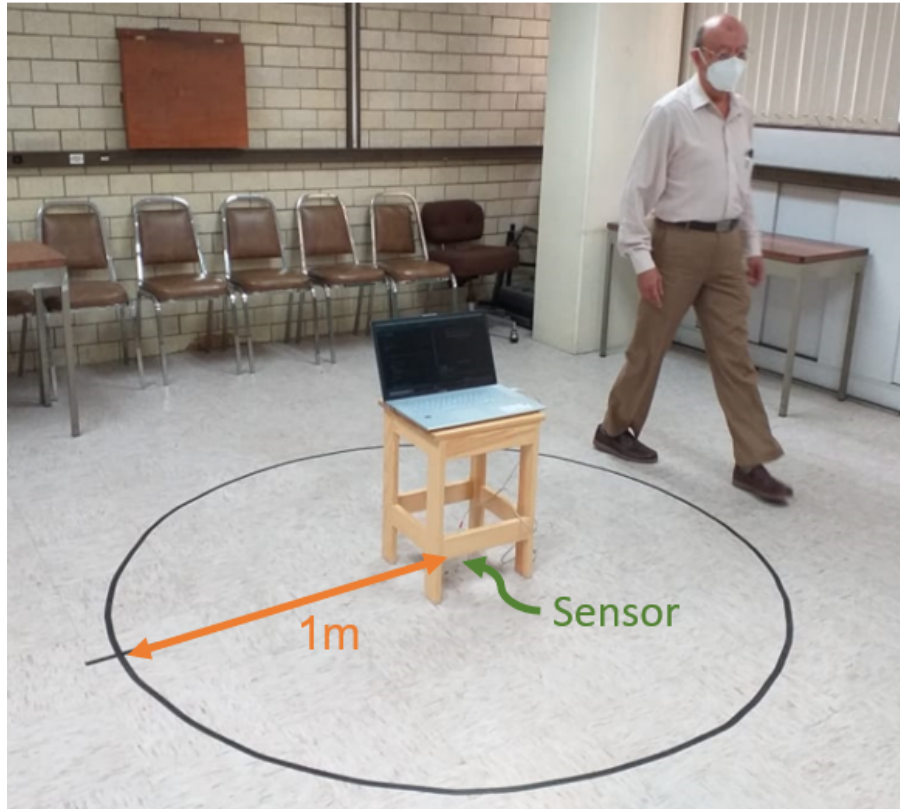


Vista inferior



Vista superior

Montaje de sistema de medición



Habitación 4.2m X 5.1m, Linóleo, Planta baja

Pista circular de 1m de radio

Caminata natural

Caminata en dirección de las manecillas del reloj durante 20s para cada prueba

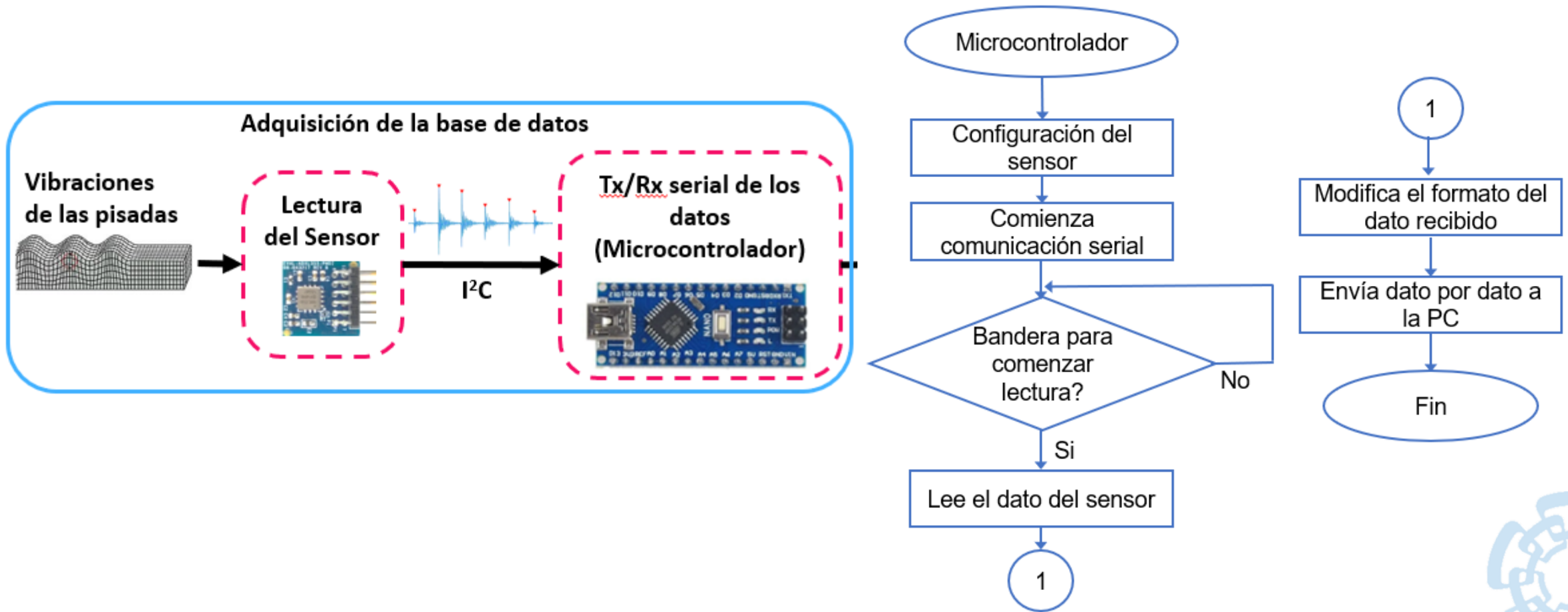
Un total de 13 pruebas por persona con pausas de 30s a 1min entre cada prueba.

Base de datos de 30 personas

Datos recopilados: Peso, estatura, edad

Protocolo experimental aprobado por COBISH-Cinvestav

Procesamiento y almacenamiento de datos

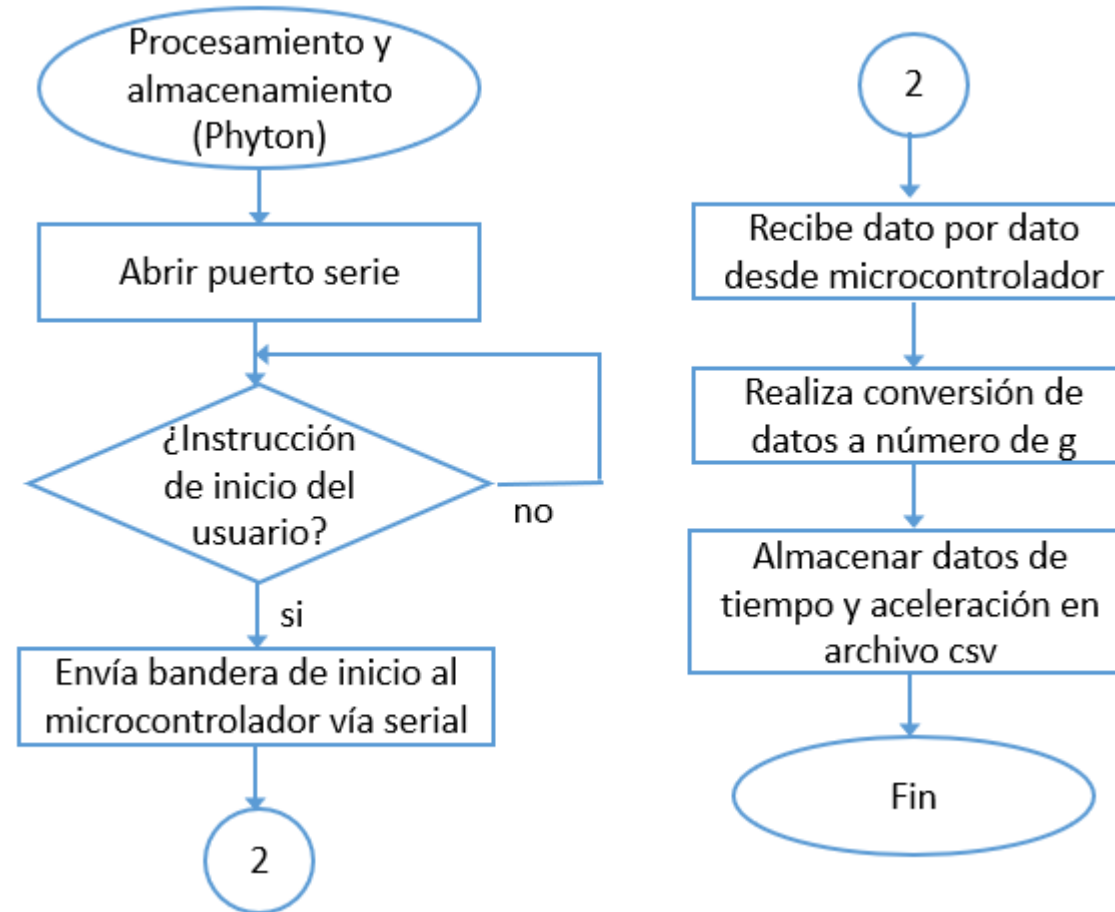


Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ **Procesamiento y almacenamiento de datos**
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Procesamiento y almacenamiento de datos



Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Extracción de parámetros

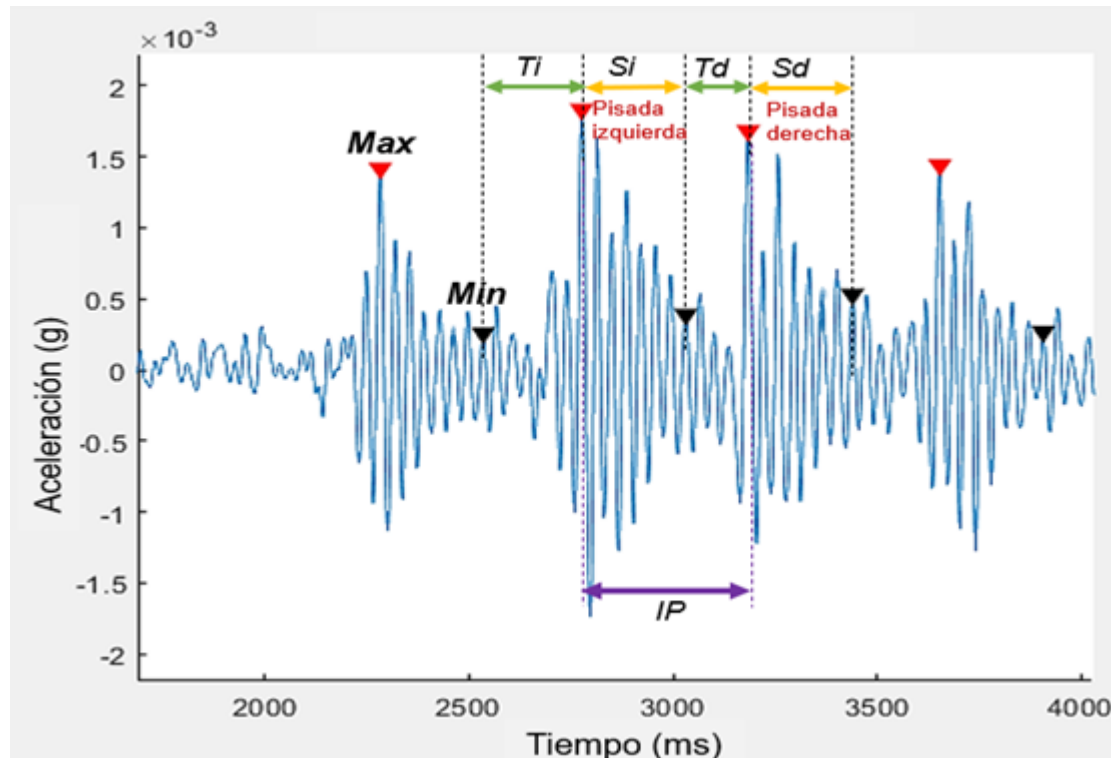
Parámetros característicos son:

Duración de
pisada (S)

Duración de
zancada (T)

Energía

Cadencia



$$E = \sum_{n=\text{loc}(\text{Max})}^{\text{loc}(\text{Min})} |x[n]|^2$$

$$V = 1/[T + S]$$

Extracción de parámetros

Parámetros estadísticos son:

Desviación
estándar

Raíz cuadrática
media

Curtosis

Asimetría
estadística

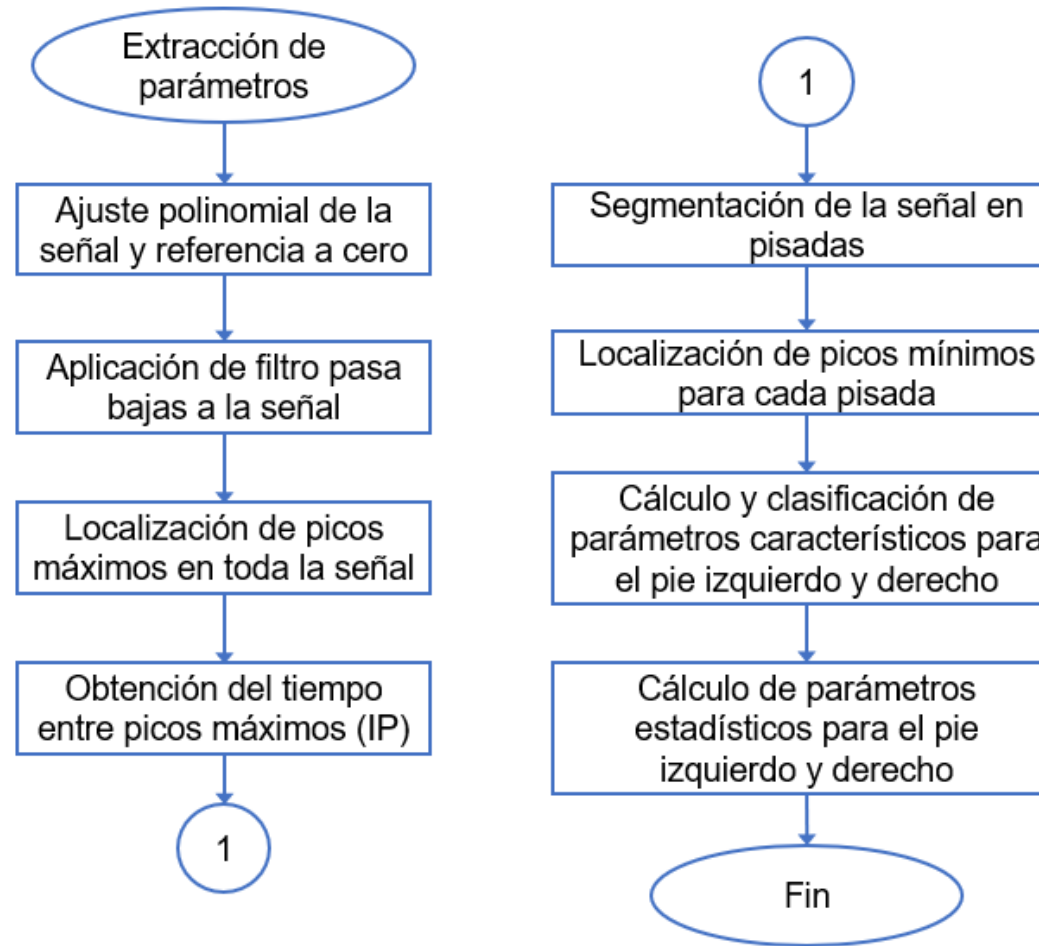
Desviación
media
absoluta

Media de la
frecuencia

Mediana de la
frecuencia

Media de la
potencia

Extracción de parámetros



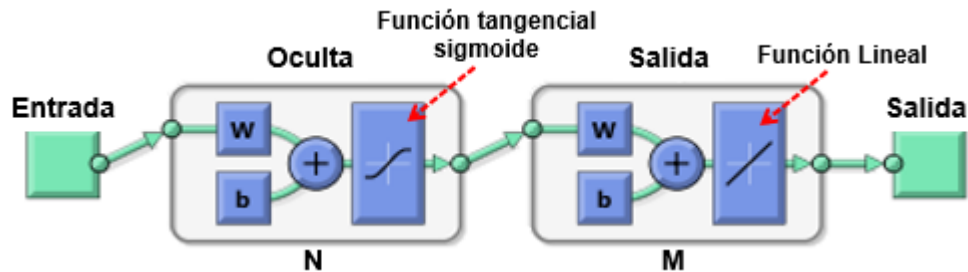
Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias

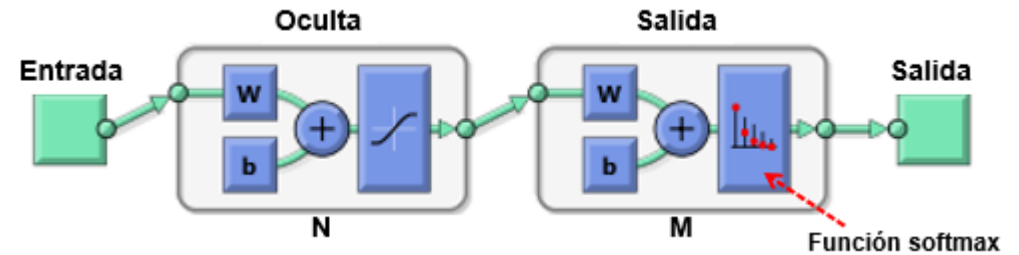


Clasificación de datos

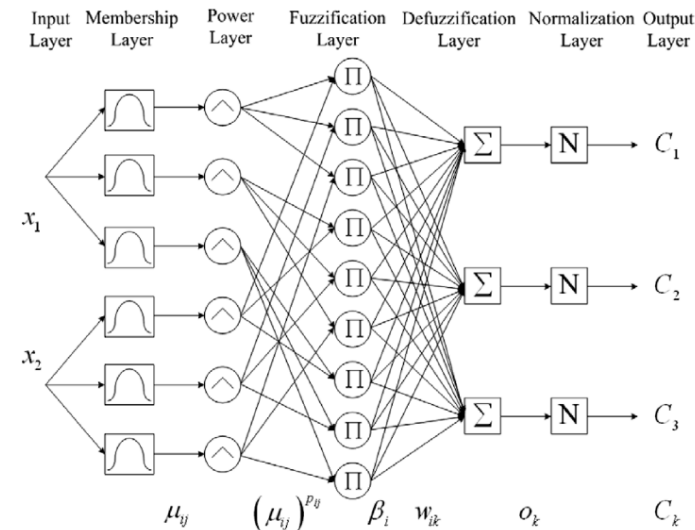
Red neuronal multicapa



Red neuronal multicapa con función de activación Softmax



Clasificador neurodifuso adaptable con modificadores lingüísticos (ANFC-LH)



Clasificación de datos (Métodos utilizados)

Clasificación evaluada	Método empleado	Características de la red	Resultados (Porcentaje de exactitud)
Clasificación por edad:			
Clase 1 (15-25 años)	Red neuronal multicapa	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	92.54%
Clase 2 (26-35 años)	Red neuronal multicapa con función de activación softmax	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	86.1%
Clase 3 (36-50 años)	Clasificador neurodifuso adaptable con modificadores lingüísticos	8 reglas y modelo difuso Sugeno	74.14%
Clase 4 (51-60 años)			
Clasificación por índice de masa corporal:			
bajo peso (menos de 18.50)	Red neuronal multicapa	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	94.81%
normal (18.50-24.90)	Red neuronal multicapa con función de activación softmax	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	95.28%
sobrepeso (25.00-29.90)	Clasificador neurodifuso adaptable con modificadores lingüísticos	8 reglas y modelo difuso Sugeno	83.01%
obesidad (30.00-36.00)			
Clasificación por tipo de caminata:			
cojeando, cojeando y arrastrando, caminata lenta, caminata normal y caminata rápida	Red neuronal multicapa	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	99.2%
	Red neuronal multicapa con función de activación softmax	Primera capa: 20 neuronas Segunda capa: 10 neuronas	99.6%
	Clasificador neurodifuso adaptable con modificadores lingüísticos	10 reglas y modelo difuso Sugeno	92%

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Obtención de la base de datos
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ **Resultados**
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias

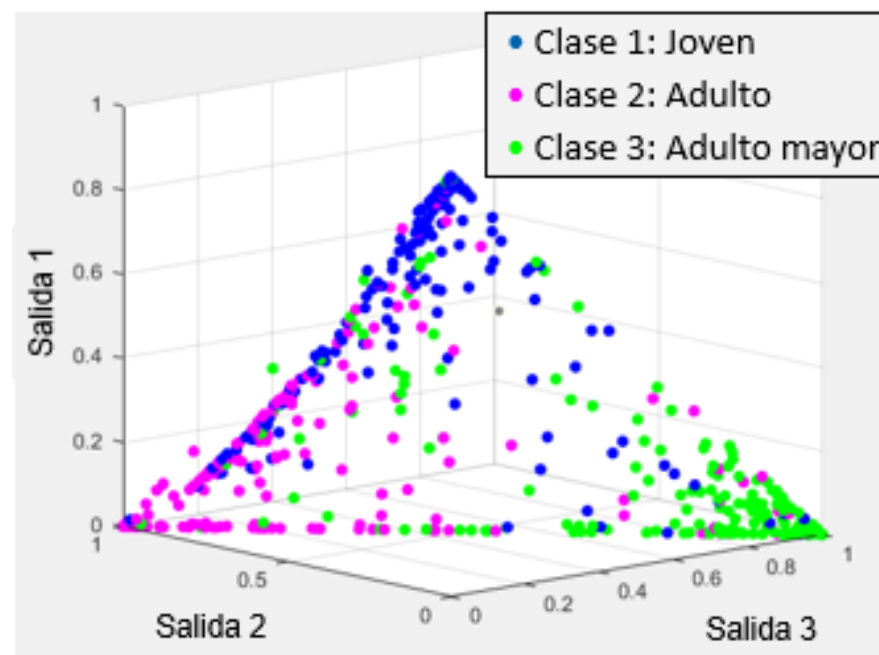


Resultados

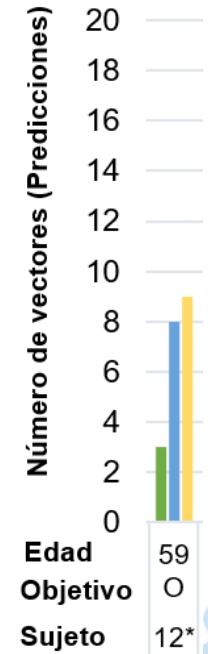
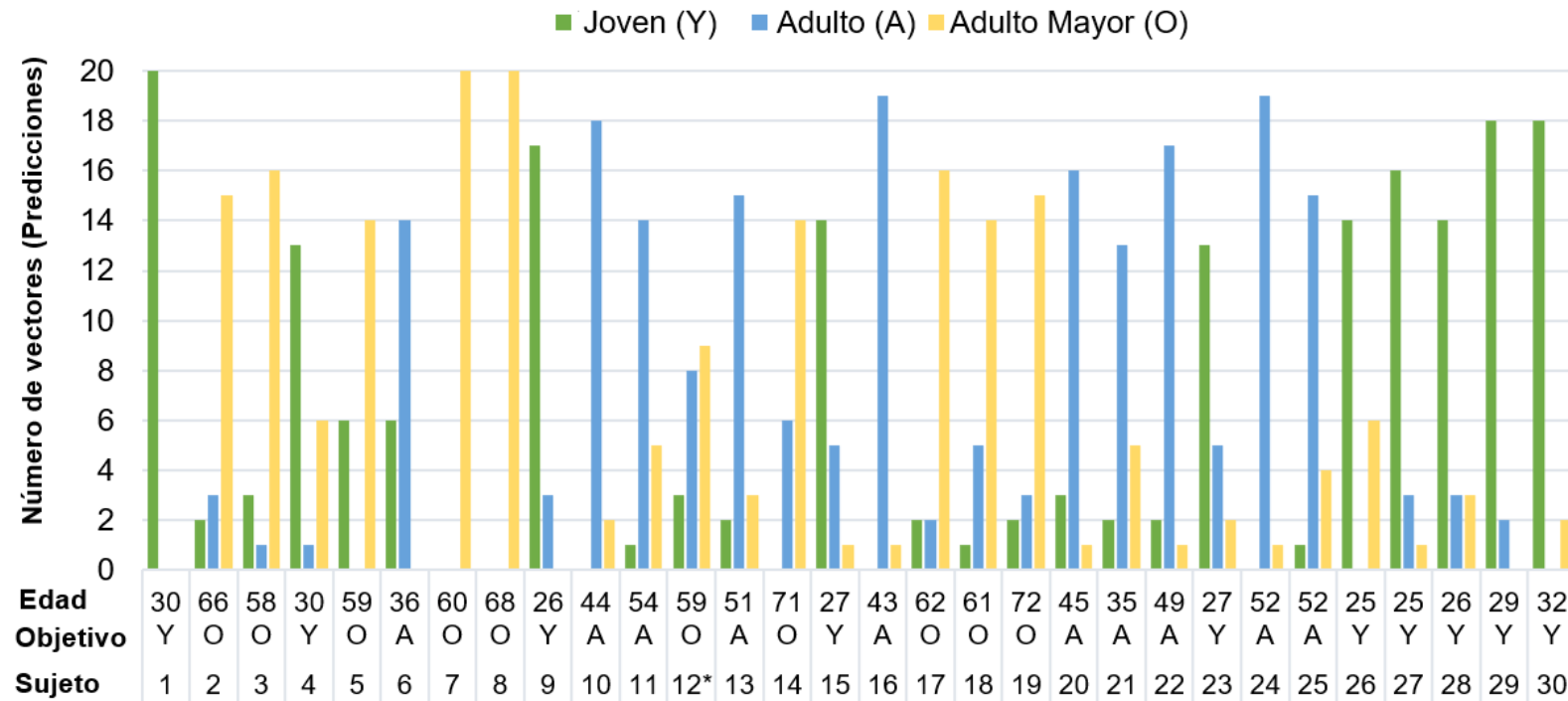
Edad

Clases	Características de la red	Resultados
Joven (25-34 años)	Exactitud	78.33%
Adulto (35-54 años)	Primera capa: 20 neuronas	Exhaustividad macro 78.33%
Adulto mayor (55-72 años)	Segunda capa: 5 neuronas	Precisión macro 78.40%
	F1_macro	78.36%

Clases objetivo	1	157	22	21	78.5%	21.5%
	2	17	160	23	80.0%	20.0%
	3	19	28	153	76.5%	23.5%
		1	2	3		
		Predicción de clases				



Resultados

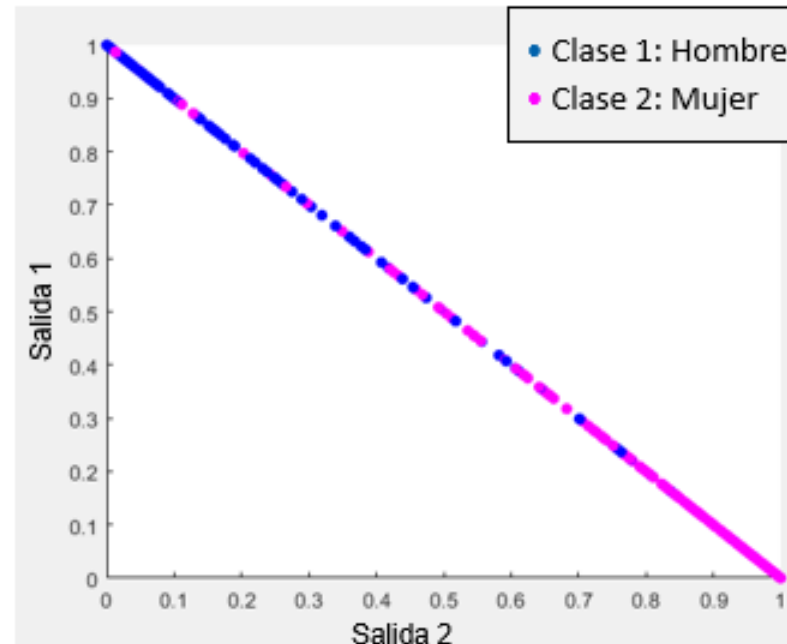


Resultados

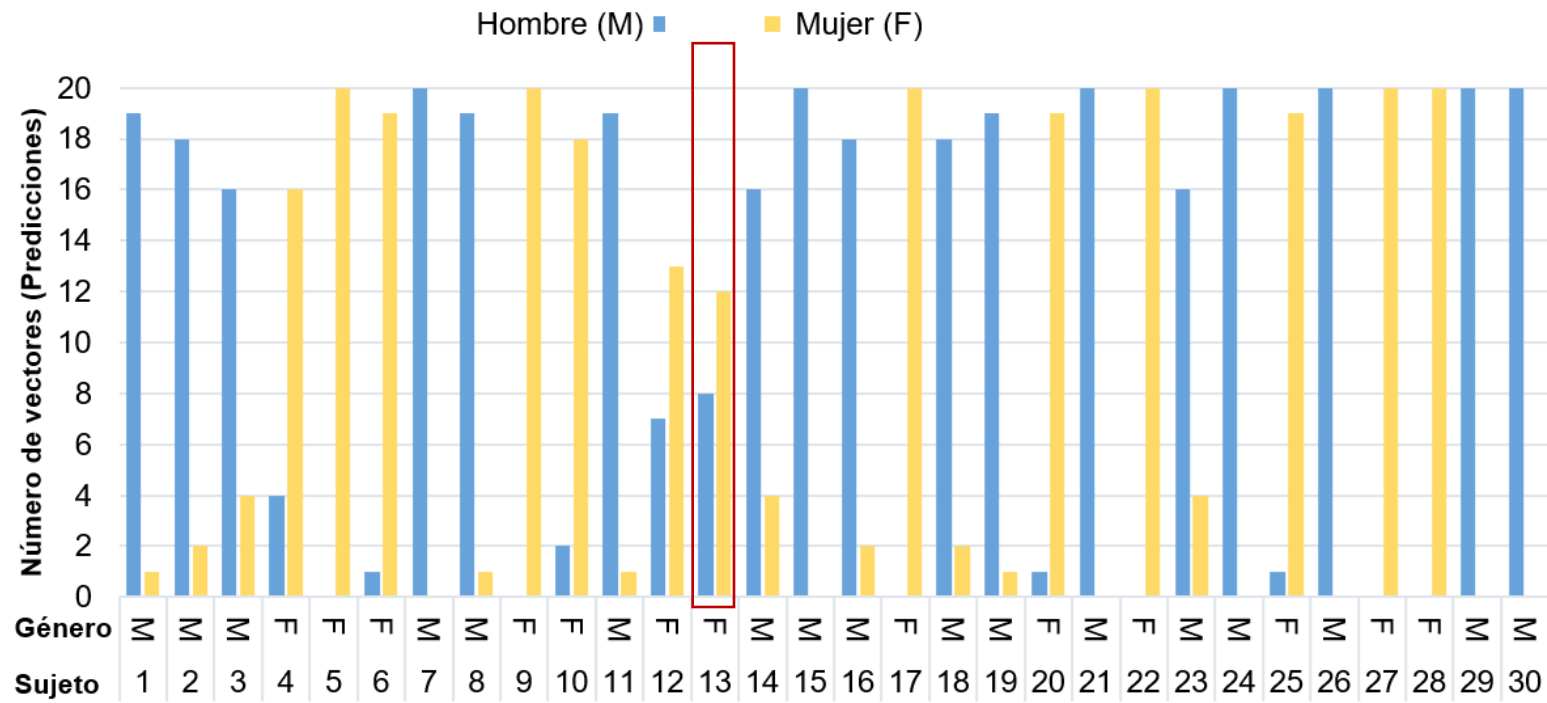
Género

Clases	Características de la red	Resultados	
Hombre Mujer	Primera capa: 25 neuronas Segunda capa: 15 neuronas	Exactitud	92.33%
		Exhaustividad macro	92.14%
		Precisión macro	92.22%
		F1_macro	92.18%

Clases objetivo	1	318	22	93.5%	6.5%
	2	24	236	90.8%	9.2%
		1	2		
		Predicción de clases			



Resultados



Resultados

IMC (Índice de masa corporal):

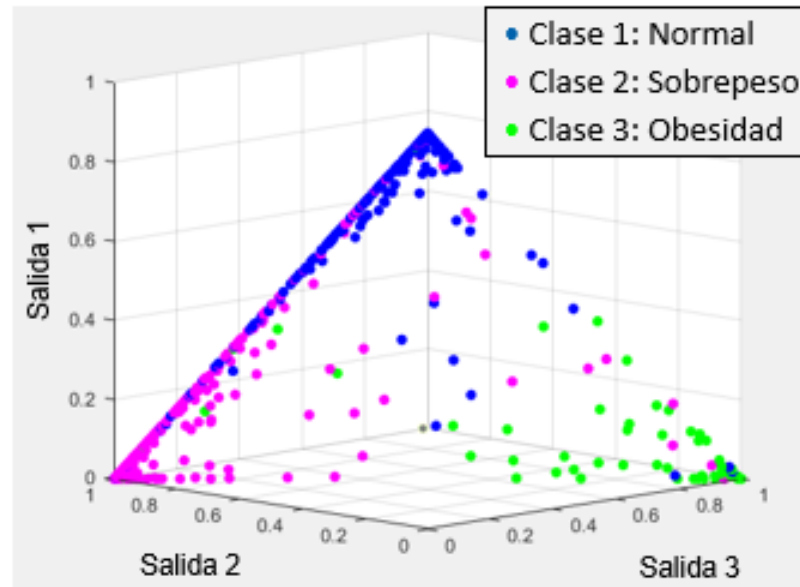
$$\text{IMC} = \frac{\text{Peso (Kg)}}{\text{Altura (m)}^2}$$

Clases objetivo	1	251	23	6
	2	30	223	7
	3	1	7	52
		1	2	3

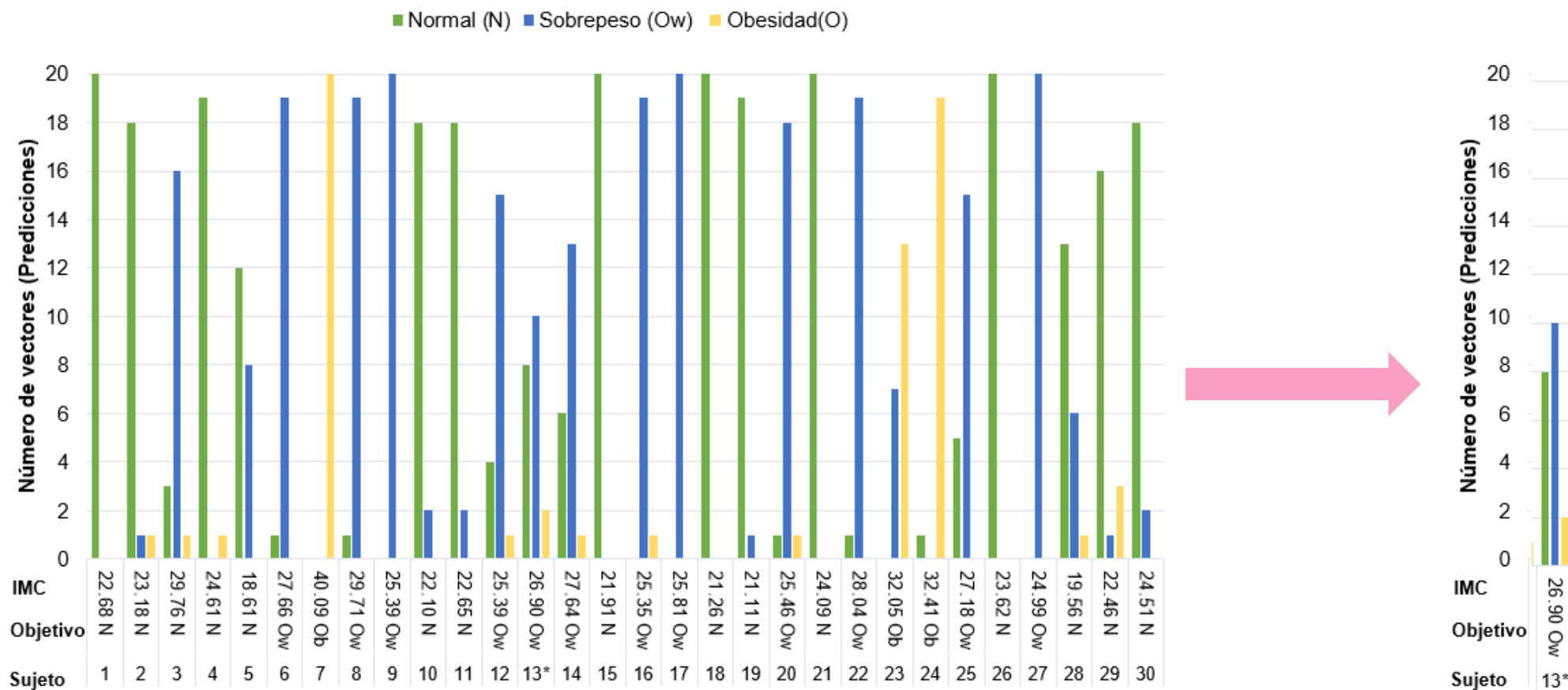
Predicción de clases

89.6%	10.4%
85.8%	14.2%
86.7%	13.3%

Clases	Características de la red	Resultados	
Normal (18.50-24.90)	Primera capa: 25 neuronas Segunda capa: 15 neuronas	Exactitud	87.66%
Sobrepeso (25.00-29.90)		Exhaustividad macro	87.36%
Obesidad (30.00-36.00)		Precisión macro	85.71%
		F1_macro	86.53%



Resultados

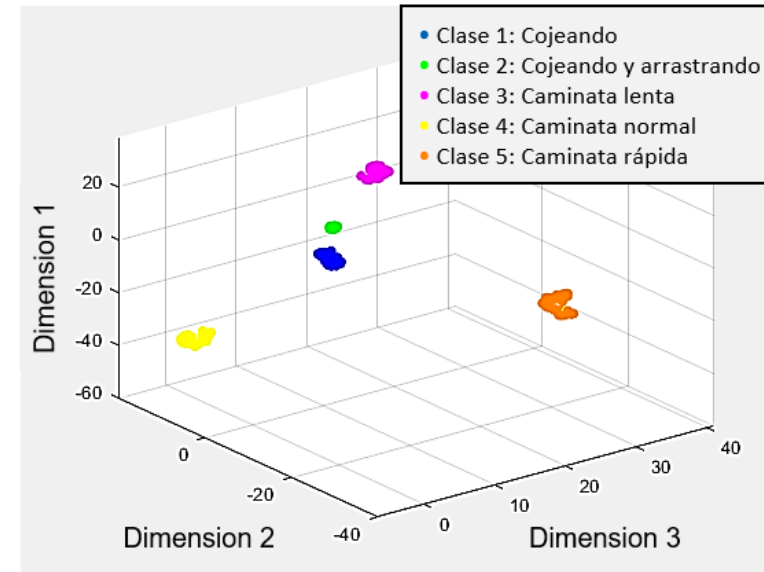


Resultados

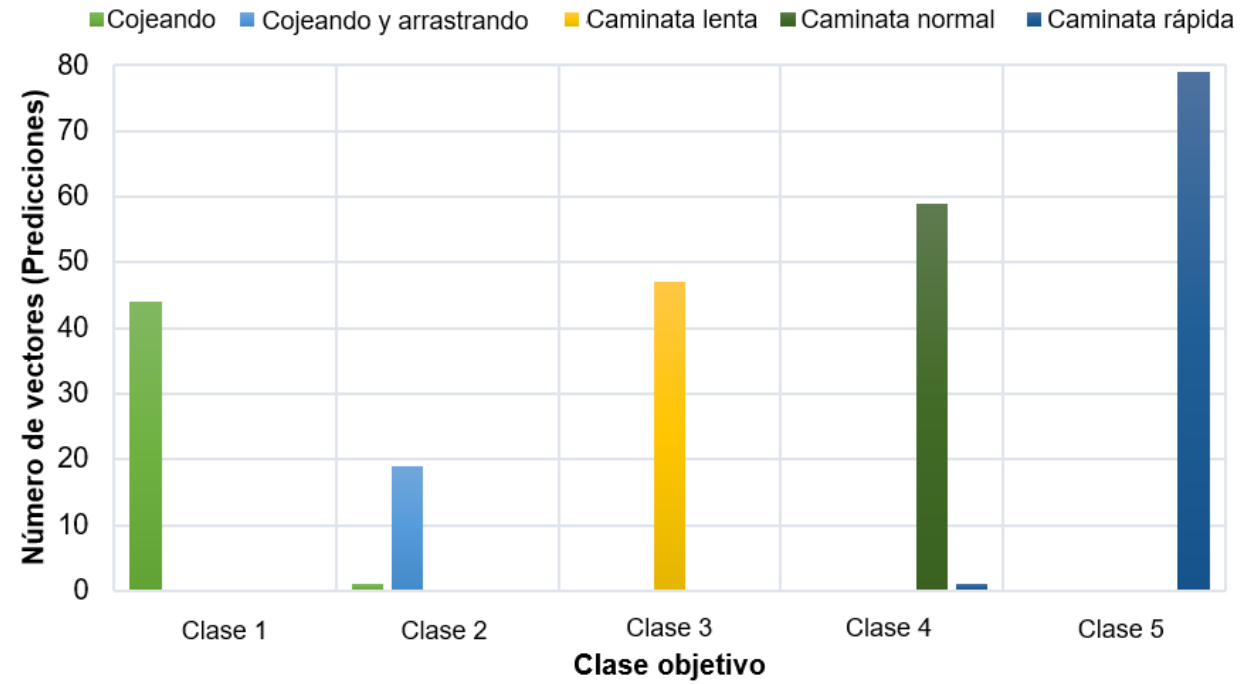
Tipo de caminata:

Clases	Características de la red	Resultados	
Cojeando		Exactitud	99.20%
Cojeando y arrastrando	Primera capa: 20 neuronas	Exhaustividad macro	98.66%
Caminata lenta	Segunda capa: 10 neuronas	Precisión macro	99.30%
Caminata normal		F1_macro	98.98%
Caminata rápida			

Clases objetivo	1	44	0	0	0	0	100.0%	0.0%
	2	1	19	0	0	0	95.0%	5.0%
	3	0	0	47	0	0	100.0%	0.0%
	4	0	0	0	59	1	98.3%	1.7%
	5	0	0	0	0	79	100.0%	0.0%
		1	2	3	4	5		
		Predicción de clases						

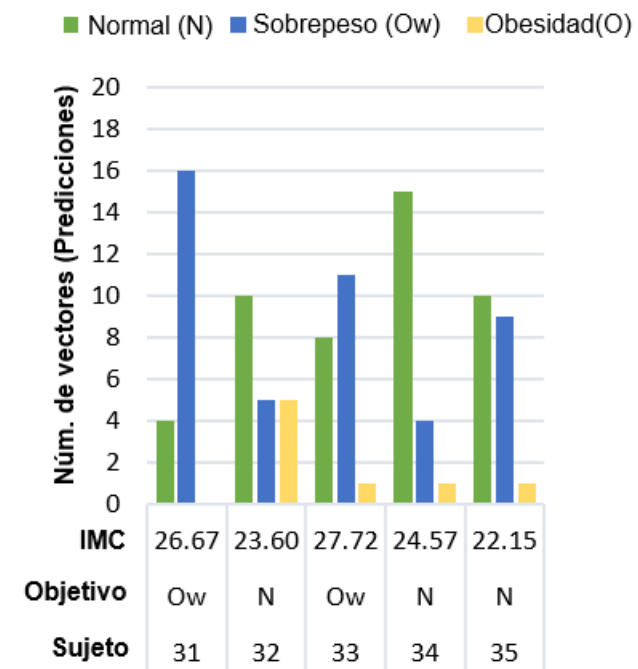
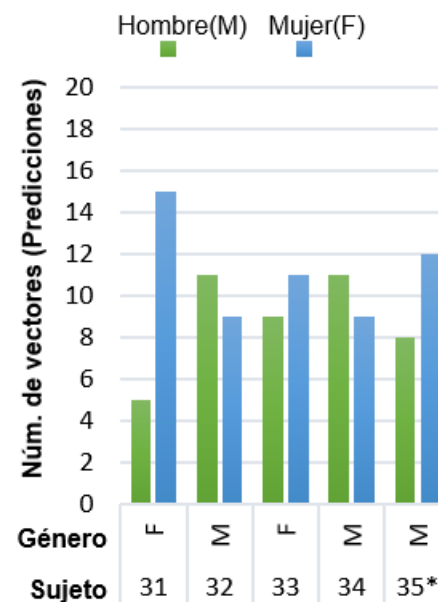
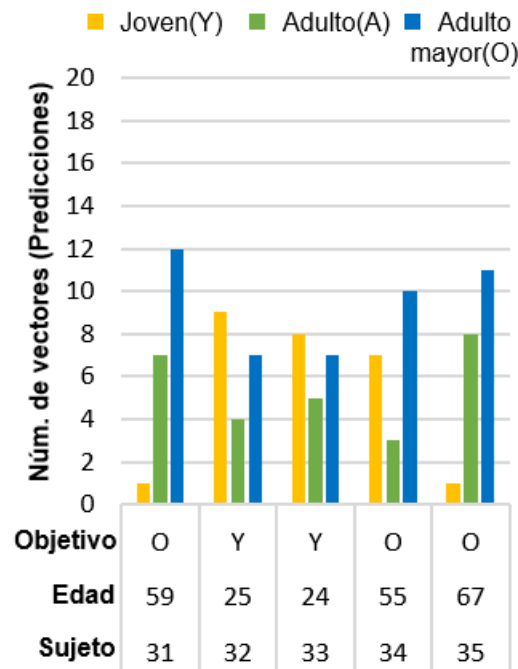


Resultados



Resultados – Pruebas adicionales

Para finalizar el análisis de los resultados, se evaluó a otras cinco personas que no forman parte de la base de datos de 30 personas para poner a prueba el sistema.



Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Características del sensor
- ▶ Sistema para las pruebas de campo
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ **Conclusiones**
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Conclusiones



Los resultados de este estudio subrayan la eficacia del método con enfoque no invasivo utilizado para la adquisición de señales de pisadas. Este método permite al sujeto de estudio caminar de manera más libre y natural.

Una aportación significativa del sistema propuesto es su capacidad para obtener parámetros característicos y estadísticos de las pisadas utilizando acelerómetros asequibles en una habitación convencional.

El montaje del sensor, integrado en una base de resina junto con el microcontrolador, demostró un rendimiento fiable y reproducible, con la ventaja añadida de su portabilidad.

Conclusiones



Con el procesamiento de los datos se creó una base de datos propia que cuenta con 30 sujetos de estudio.

La aplicación de la inteligencia artificial en este estudio ha sido otra de las aportaciones del mismo y ha demostrado su eficacia para efectuar clasificaciones biométricas. Esto incluye la identificación de los tipos de marcha, así como el IMC, el género y la edad, estas últimas son clasificaciones que no han sido reportadas en otros trabajos.

Haciendo una comparación de los resultados presentados en otras investigaciones del porcentaje de exactitud al clasificar el tipo de marcha, se tiene que en dichos trabajos se obtuvieron porcentajes del 91.1% y 96.7%, y en el caso de este trabajo se alcanza un valor del 99.2%.

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Características del sensor
- ▶ Sistema para las pruebas de campo
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ **Trabajo a futuro**
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Trabajo a futuro

Realizar estudios posteriores para suelos de diferentes durezas y materiales, lo que implicará caracterizar el sistema con cada uno de ellos.

Realizar una base de datos en la que se evalúan pacientes de manera periódica para desarrollar aplicaciones de evaluaciones del estado de salud, o aplicaciones de seguimiento en una rehabilitación física.

Desarrollar posibles aplicaciones del sistema como evaluación del estado de salud, principalmente para gente de edad avanzada y/o discapacitados, así como también para evaluaciones deportivas, rehabilitación física y reconocimiento humano para cuestiones de seguridad.

Aumentar el tamaño de la base de datos para que tenga un número equilibrado de individuos de cada clase, lo que ayuda a dotar de mayor robustez a la red neuronal para realizar las clasificaciones.

Desarrollar algoritmos más sofisticados con aprendizaje profundo para la detección de patrones en la marcha, ya que el trabajo presentado es un primer acercamiento.

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Características del sensor
- ▶ Sistema para las pruebas de campo
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ **Productividad**
- ▶ Referencias



Productividad



Assessment of a System for Gait Parameter Extraction and Individual Feature Classification using Artificial Neural Networks and a Low-Cost Accelerometer, Measurement Science and Technology, 2024

Proposal of a Wireless Sensor Network for Footstep Localization and Optimization of Its Location Using Bio-inspired Metaheuristics, Measurement Science and Technology, 2024

Design and Simulation of a Closed Loop Controlled Linear Displacement MEMS Micromotor, Based on a Floating Gate Transistor, Silicon, 2023

Design and analysis of the mechanical structure of a linear micromotor based on CMOS-MEMS technology, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2019

Proposal of a speed sensor based on FGMOS for a MEMS rotatory micromotor, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2019

Design of position sensor of a linear micromotor based on CMOS-MEMS technology, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2020

Proposal for a rotary micromotor structure based on CMOS-MEMS technology, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2020

Micromotors unit based on CMOS-MEMS technology integrated on a single chip, International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2021

Contenido

- ▶ Objetivos
- ▶ Justificación
- ▶ Introducción
- ▶ Características del sensor
- ▶ Sistema para las pruebas de campo
- ▶ Procesamiento y almacenamiento de datos
- ▶ Extracción de parámetros
- ▶ Clasificación de datos
- ▶ Resultados
- ▶ Conclusiones
- ▶ Trabajo a futuro
- ▶ Productividad
- ▶ Referencias



Referencias

- [1] A. Ekimov y J. M. Sabatier, "Vibration and sound signatures of human footsteps in buildings", *J Acoust Soc Am*, vol. 120, núm. 2, pp. 762–768, ago. 2006, doi: <https://doi.org/10.1121/1.2217371>.
- [2] D. Aiswariyadevi y P. C. D. Rajaganapathyp, "GAIT ANALYSIS BY DIFFERENT TECHNIQUES", *Elysium Journal Engineering research & Management*, vol. 1, pp. 76–79, 2014, [En línea]. Disponible en: <http://healthsciences.qmuc.ac.uk/labweb/Equipment/electr>
- [3] S. H. Walker y G. H. Goldman, "Detecting Human Activity using Acoustic, Seismic, Accelerometer, Video, and E-field Sensors", Adelphi, MD, 2011.
- [4] A. Ekimov y J. M. Sabatier, "Broad frequency acoustic response of ground/floor to human footsteps", *Data Mining, Intrusion Detection, Information Assurance, and Data Networks Security 2006*, vol. 6241, p. 62410L, abr. 2006, doi: <https://doi.org/10.1117/12.663978>.
- [5] S. Del Din, A. Godfrey, B. Galna, S. Lord, y L. Rochester, "Free-living gait characteristics in ageing and Parkinson's disease: Impact of environment and ambulatory bout length", *J Neuroeng Rehabil*, vol. 13, núm. 1, pp. 1–12, may 2016, doi: [10.1186/s12984-016-0154-5](https://doi.org/10.1186/s12984-016-0154-5).
- [6] S. Okuda *et al.*, "Gait analysis of patients with Parkinson's disease using a portable triaxial accelerometer", *Neurol Clin Neurosci*, vol. 4, núm. 3, pp. 93–97, may 2016, doi: <https://doi.org/10.1111/ncn3.12043>.
- [7] B. Sijobert, M. Benoussaad, J. Denys, R. Pissard-Gibollet, C. Geny, y C. A. Coste, "Implementation and Validation of a Stride Length Estimation Algorithm, Using a Single Basic Inertial Sensor on Healthy Subjects and Patients Suffering from Parkinson's Disease", *Health N Hav*, vol. 07, núm. 06, pp. 704–714, 2015, doi: <https://doi.org/10.4236/health.2015.76084>.
- [8] D. M. Karantonis, M. R. Narayanan, M. Mathie, N. H. Lovell, y B. G. Celler, "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 10, núm. 1, pp. 156–167, ene. 2006, doi: <https://doi.org/10.1109/TITB.2005.856864>.
- [9] A. Keogh *et al.*, "Acceptability of wearable devices for measuring mobility remotely: Observations from the Mobilise-D technical validation study", *Digit Health*, vol. 9, ene. 2023, doi: [10.1177/20552076221150745](https://doi.org/10.1177/20552076221150745).
- [10] S. Kumar y R. Assistant, "A SURVEY MEMS MICROMOTOR ASSEMBLIES & APPLICATIONS", *International Journal of Engineering Research and General Science*, vol. 3, núm. 3, 2015, [En línea]. Disponible en: www.ijergs.org
- [11] M. Magno, L. Benini, C. Spagnol, y E. Popovici, "Wearable low power dry surface wireless sensor node for healthcare monitoring application", en *2013 IEEE 9th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, IEEE, oct. 2013, pp. 189–195. doi: [10.1109/WiMOB.2013.6673360](https://doi.org/10.1109/WiMOB.2013.6673360).
- [12] MNX Company, "What Is MEMS Technology?", <https://www.mems-exchange.org/MEMS/what-is.html>.
- [13] G. Ciuti, L. Ricotti, A. Menciasci, y P. Dario, "MEMS sensor technologies for human centred applications in healthcare, physical activities, safety and environmental sensing: A review on research activities in Italy", *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, núm. 3, pp. 6441–6468, mar. 2015, doi: <https://doi.org/10.3390/s150306441>.

Referencias

- [14] D. Aiswariyadevi y P. C. D. Rajaganapathyp, "Gait analysis by different techniques", *Elysium Journal*, vol. 1, núm. 1, pp. 76–79, 2014, [En línea]. Disponible en: <http://healthsciences.qmuc.ac.uk/labweb/Equipment/electr>
- [15] H. Xing, J. Li, B. Hou, Y. Zhang, y M. Guo, "Pedestrian Stride Length Estimation from IMU Measurements and ANN Based Algorithm", *J Sens*, vol. 2017, pp. 1–11, 2017, doi: 10.1155/2017/6091261.
- [16] M. Guler y S. Ertugrul, "Measuring and Transmitting Vital Body Signs Using MEMS Sensors", en *2007 1st Annual RFID Eurasia*, IEEE, sep. 2007, pp. 1–4. doi: 10.1109/RFIDEURASIA.2007.4368100.
- [17] F. Negrini, G. Gasperini, E. Guanziroli, J. A. Vitale, G. Banfi, y F. Molteni, "Using an accelerometer-based step counter in post-stroke patients: Validation of a low-cost tool", *Int J Environ Res Public Health*, vol. 17, núm. 9, p. 3177, may 2020, doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph17093177>.
- [18] A. Godfrey, S. Del Din, G. Barry, J. C. Mathers, y L. Rochester, "Instrumenting gait with an accelerometer: A system and algorithm examination", *Med Eng Phys*, vol. 37, núm. 4, pp. 400–407, abr. 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2015.02.003>.
- [19] S. Drira, S. G. S. Pai, Y. Reuland, N. F. H. Olsen, y I. F. C. Smith, "Using footstep-induced vibrations for occupant detection and recognition in buildings", *Advanced Engineering Informatics*, vol. 49, núm. 101289, pp. 1–18, ago. 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101289>.
- [20] B. Mukhopadhyay, S. Anchal, y S. Kar, "Person Identification using Seismic Signals generated from Footfalls", *Cornell University*, pp. 1–9, sep. 2018, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.08783>.
- [21] GAITRite, "Applications Proprietary Software for GAITRite Walkways". Consultado: el 8 de julio de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.gaitrite.com/about-gait-analysis>
- [22] ProtoKinetics, "Measuring GAIT Function". Consultado: el 8 de julio de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.protokinetics.com/>
- [23] mcroberts, "DynaPort 7". Consultado: el 8 de julio de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.mcroberts.nl/products/dynaport7/>
- [24] H. Lee *et al.*, "Estimation of Indoor Physical Activity Level Based on Footstep Vibration Signal Measured by MEMS Accelerometer for Personal Health Care Under Smart Home Environments", *Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5801, pp. 148–162, 2009, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-04385-7_11.
- [25] F. Palumbo, P. Barsocchi, C. Gallicchio, S. Chessa, y A. Micheli, "Multisensor Data Fusion for Activity Recognition Based on Reservoir Computing", *Communications in Computer and Information Science*, vol. 386, pp. 24–35, 2013, doi: https://doi.org/10.1007/978-3-642-41043-7_3.

Referencias

- [26] R. Senden, B. Grimm, I. C. Heyligers, H. H. C. M. Savelberg, y K. Meijer, "Acceleration-based gait test for healthy subjects: Reliability and reference data", *Gait Posture*, vol. 30, núm. 2, pp. 192–196, ago. 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2009.04.008>.
- [27] G. Giorgi, A. Saracino, y F. Martinelli, "Using recurrent neural networks for continuous authentication through gait analysis", *Pattern Recognit Lett*, vol. 147, pp. 157–163, jul. 2021, doi: [10.1016/j.patrec.2021.03.010](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2021.03.010).
- [28] J. D. Farah, N. Baddour, y E. D. Lemaire, "Design, development, and evaluation of a local sensor-based gait phase recognition system using a logistic model decision tree for orthosis-control", *J Neuroeng Rehabil*, vol. 16, núm. 1, feb. 2019, doi: [10.1186/s12984-019-0486-z](https://doi.org/10.1186/s12984-019-0486-z).
- [29] F. Recher, O. Banos, C. Nikamp, L. Schaake, C. Baten, y J. Buurke, "IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics", ago. 2018.
- [30] S. Alajlouni, M. Albakri, y P. Tarazaga, "Impact localization in dispersive waveguides based on energy-attenuation of waves with the traveled distance", *Mech Syst Signal Process*, vol. 105, pp. 361–376, may 2018, doi: [10.1016/j.ymssp.2017.12.007](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.12.007).
- [31] K. F. Graff, *Wave motion in elastic solids*. New York: Dover Publications, 1975.
- [32] Predictiva21, "Como se miden las vibraciones y como son Interpretadas". Consultado: el 10 de abril de 2023. [En línea]. Disponible en: <https://predictiva21.com/19-1-como-miden-vibraciones-interpretadas/>
- [33] H. Lee *et al.*, "Estimation of Indoor Physical Activity Level Based on Footstep Vibration Signal Measured by MEMS Accelerometer for Personal Health Care Under Smart Home Environments", Florida, jun. 2009. [En línea]. Disponible en: www.ctia.ufl.edu
- [34] H. Helmi y A. Forouzantabar, "Rolling bearing fault detection of electric motor using time domain and frequency domain features extraction and ANFIS", *IET Electr Power Appl*, vol. 13, núm. 5, pp. 662–669, 2019, doi: [10.1049/iet-epa.2018.5274](https://doi.org/10.1049/iet-epa.2018.5274).
- [35] D. J. Matich, "Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones", Rosario, mar. 2001.
- [36] K. Rojas-Jiménez, *Ciencia de datos para ciencias naturales*. Costa Rica, 2022.
- [37] M. Paluszek y S. Thomas, *Practical MATLAB deep learning: A project-based approach*. Apress Media LLC, 2020. doi: [10.1007/978-1-4842-5124-9](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5124-9).

Referencias

- [38] P. Kim, *MATLAB Deep Learning*. Seoul, Korea: Apress, 2017. doi: 10.1007/978-1-4842-2845-6.
- [39] B. Cetisli, "Development of an adaptive neuro-fuzzy classifier using linguistic hedges: Part 1", *Expert Syst Appl*, vol. 37, núm. 8, pp. 6093–6101, ago. 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2010.02.108.
- [40] J.-S. Roger Jang, C.-T. Sun, y E. Mizutani, *Neuro fuzzy and soft computing. A computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall, 1997.
- [41] MathWorks, *Fuzzy Logic Toolbox™ User's Guide R2021a*. The MathWorks, Inc., 2021. [En línea]. Disponible en: www.mathworks.com
- [42] M. Fahmy Amin, "Confusion Matrix in Three-class Classification Problems: A Step-by-Step Tutorial", *Journal of Engineering Research*, vol. 7, núm. 1, pp. 0–0, mar. 2023, doi: 10.21608/erjeng.2023.296718.
- [43] K. Berlemont, "Dimensionality Reduction Techniques", <https://towardsdatascience.com/6-dimensionality-reduction-techniques-how-and-when-to-use-them-e4891c10b5db>.
- [44] DataScientest, "Comprende el algoritmo t-SNE en 3 pasos", <https://datascientest.com/es/comprende-el-algoritmo-t-sne-en-3-pasos>.
- [45] PCB Piezotronics, "Model 356B18 Installation and Operating Manual", <https://www.pcb.com/products?model=356b18>.
- [46] A. Devices, "Low Noise, Low Drift, Low Power, 3-Axis MEMS Accelerometers ADXL354/ADXL355", 2022. [En línea]. Disponible en: www.analog.com
- [47] K. M. Houston y D. P. McGaffigan, "Spectrum Analysis Techniques for Personnel Detection Using Seismic Sensors", *SPIE's Proceedings on Unattended Ground Sensor Technologies and Applications*, vol. 5090, pp. 162–173, 2003.
- [48] S. Alajlouni y P. Tarazaga, "A passive energy-based method for footstep impact localization, using an underfloor accelerometer sensor network with Kalman filtering", *JVC/Journal of Vibration and Control*, vol. 26, núm. 11–12, pp. 941–951, jun. 2020, doi: 10.1177/1077546319890520.
- [49] The MathWorks Inc., "findpeaks", <https://la.mathworks.com/help/signal/ref/findpeaks.html>.
- [50] J. Heaton, *Introduction to Neural Networks for Java*, 2nd. USA: Heaton Research, Inc., 2008.