

DISEÑO, CONSTRUCCIÓN E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA
DETECCIÓN Y NOTIFICACIÓN DE CAÍDAS EN ADULTOS MAYORES.

CINDY CAROLINA MÁRQUEZ NOSSA

JULIAN DAVID MATEUS CAMARGO



Universidad El Bosque
Facultad de Ingeniería, Programa de Bioingeniería
Bogotá
2018

DISEÑO, CONSTRUCCIÓN E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA
DETECCIÓN Y NOTIFICACIÓN DE CAÍDAS EN ADULTOS MAYORES.

CINDY CAROLINA MÁRQUEZ NOSSA

JULIAN DAVID MATEUS CAMARGO

Trabajo de grado de bioingeniería

Modalidad: Producto

Tutor: Jorge Armando Oliveros Hincapié

UNIVERSIDAD EL BOSQUE
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE BIOINGENIERÍA
BOGOTÁ D.C., COLOMBIA

2018

“La Universidad El Bosque, no se responsabiliza de los conceptos emitidos por los investigadores en su trabajo, solo velará por el rigor científico, metodológico y ético del mismo en aras de la búsqueda de la verdad y la justicia”.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	17
1. ANTECEDENTES.....	19
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	24
3. JUSTIFICACIÓN	27
4. OBJETIVOS	29
4.1. Objetivo general	29
4.2. Objetivos específicos.....	29
5. MARCO REFERENCIAL.....	30
5.1. Definición de caída.....	30
5.1.1. Factores de riesgo.....	30
5.1.2. Características de un evento de caída.....	31
5.2. Sensores.....	32
5.2.1. Acelerómetro.....	32
5.2.1.1. Clasificación de los acelerómetros	32
5.2.2. Giroscopio.....	35
5.2.2.1. Giroscopios MEMS.....	35
5.2.3. Características de los sensores	36
5.3. Tecnologías de comunicación celular	38
5.3.1. GSM.....	38
5.3.1.1. SMS.....	39
5.3.1.2. Tecnologías TDMA y CDMA.....	40
5.3.2. Modem GSM.....	41
5.4. Protocolos de comunicación entre dispositivos.....	42
5.4.1. UART.....	42
5.4.2. I2C.....	44
5.5. GPS.....	45
5.6. Material de la carcasa	47
5.6.1. Características mecánicas de un material.....	47
5.6.2. Características fisicoquímicas de un material.....	49

5.7.	Estadística y Probabilidad	50
5.7.1.	Distribución normal	50
5.7.2.	Teorema de Bayes.....	51
5.7.3.	Entropía cruzada.....	51
5.7.4.	Valor F Ajustado	52
5.8.	Machine learning.....	53
5.8.1.	Matriz de confusión y métricas	55
5.8.2.	Clustering no supervisado	57
5.8.2.1.	K means	57
5.8.2.2.	C-means difuso.....	59
5.8.2.3.	Mezclas Gaussianas.....	60
5.8.3.	Aprendizaje supervisado	62
5.8.3.1.	Arboles de decisión	62
5.8.3.2.	K-vecinos más próximos	63
5.8.3.3.	Regresión Logística.....	64
5.8.3.4.	Análisis de discriminante lineal	65
5.8.3.5.	Bayes ingenuo	66
5.8.3.6.	Redes neuronales artificiales	66
5.8.4.	Base de datos SISFALL.....	68
5.9.	Marco legal.....	71
6.	LEVANTAMIENTO DE REQUERIMIENTOS	73
6.1.	Requerimientos del componente electrónico	74
6.1.1.	Sensores	74
6.1.2.	Procesamiento	75
6.1.3.	Conectividad	76
6.1.4.	Batería	78
6.2.	Requerimientos del algoritmo de predicción.....	78
6.3.	Requerimientos de la carcasa del dispositivo.....	79
7.	METODOLOGÍA	81
7.1.	Selección de la base de datos.....	81

7.2.	Primer objetivo: implementar sistema electrónico para la medición de aceleración y velocidad angular en 3 ejes.	82
7.3.	Segundo objetivo: desarrollar un algoritmo que permita estimar la ocurrencia de un evento de caída en función de los datos medidos de aceleración y velocidad angular	85
7.3.1.	Preprocesamiento de los datos	85
7.3.2.	Preselección de características	86
7.3.3.	Extracción de características	87
7.3.4.	Generación de etiquetas	89
7.3.4.1.	Método estadístico.....	90
7.3.4.2.	Métodos de clustering	92
7.3.4.3.	Evaluación del etiquetado	94
7.3.4.3.1.	Consistencia del etiquetado	94
7.3.4.3.2.	Calidad del etiquetado	95
7.3.4.4.	Selección y entrenamiento del modelo.....	96
7.3.4.5.	Implementación del algoritmo.....	97
7.4.	Tercer objetivo: Implementar un sistema para notificar la ocurrencia y localización de un evento de caída indicando la última ubicación disponible del dispositivo en caso de pérdida de la señal de GPS.....	98
7.5.	Diseño y construcción de la carcasa.....	101
7.6.	Cuarto objetivo: Evaluar la funcionalidad del prototipo en actividades cotidianas y eventos simulados de caída.	102
8.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	104
8.1.	Selección de la base de datos.....	104
8.1.1.	Eventos incluidos en la base de datos	104
8.1.2.	Sujetos de prueba	104
8.1.3.	Sensores requeridos por la base de datos	105
8.1.4.	Accesibilidad y disponibilidad de los datos	105
8.1.5.	Tipo de datos	106
8.2.	Primer objetivo: implementar sistema electrónico para la medición de aceleración y velocidad angular en 3 ejes.	106
8.2.1.	Sensores	106
8.2.2.	Unidad de procesamiento.....	109
8.2.3.	Batería	110

8.2.4.	GPS y GSM.....	111
8.2.5.	Diseño del circuito	111
8.2.6.	Programación de los sensores	112
8.3.	Algoritmo	115
7.3.1.	Etiquetado	115
8.3.1.	Algoritmo de clasificación	117
8.3.2.	Pruebas de ejecución	122
8.4.	Módulos GPS/GSM.....	123
8.5.	Carcasa	126
8.5.1.	Selección de material	126
8.5.2.	Pruebas IP	128
8.6.	Evaluar la funcionalidad del prototipo en actividades cotidianas y eventos simulados de caída.	130
9.	CONCLUSIONES	138
10.	PRESUPUESTO	140
11.	RECOMENDACIONES	141
12.	REFERENCIAS.....	142

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Árbol de problema	26
Figura 2	Generalidad acelerómetro mecánico.....	33
Figura 3	Generalidad acelerómetro capacitivo	33
Figura 4	Generalidad acelerómetro piezoeléctrico	34
Figura 5	Acelerómetro MEMS para la industria automotriz	35
Figura 6	Giroscopio MEMS.....	36
Figura 7	Generalidad mecanismo giroscópico MEMS	36
Figura 8	División de un área por celdas para telefonía celular	38
Figura 9	Sistema TDMA.....	40
Figura 10	Tecnología CDMA	41
Figura 11	Componentes de un modem GSM.....	41
Figura 12	UART simplificado	43
Figura 13	Un byte enviado por UART.....	43
Figura 14	Lectura de un byte por UART	43
Figura 15	I2C con dos maestros.....	45
Figura 16	Constelación de satélites del GPS.....	46
Figura 17	Secuencia GPS de ejemplo	46
Figura 18	Gráfica de una prueba de resistencia tensil.....	48
Figura 19	Curva de distribución normal	50
Figura 20	Técnicas de Machine Learning.....	54
Figura 21	Estructura de un conjunto de datos en forma matricial	55
Figura 22	Clustering.....	57
Figura 23	K means graficas paso a paso	58
Figura 24	Progresión de los clústeres	59
Figura 25	Ejemplo de un árbol de decisión.....	62
Figura 26	Variación de la clase asignada por k-vecinos	64
Figura 27	Perceptrón	66
Figura 28	Red Neuronal sencilla.....	67
Figura 29	Gradiente descendente backpropagation	68
Figura 30	Distribución de los datos de SISFALL.....	71
Figura 31	Gráficos de los tres sensores de uno de los archivos	71
Figura 32	Diagrama de bloques del sistema	74
Figura 33	Esquema de metodológico.....	81
Figura 34	Metodología primer objetivo	82
Figura 35	Diagrama de flujo de la programación de los sensores	84
Figura 36	Metodología segundo objetivo	85
Figura 37	Procedimiento de extracción de características	87
Figura 38	Señal del subset de caídas.....	89
Figura 39	Gráfica del tirón de una señal de caída.....	91

Figura 40 Diagrama de flujo implementación del método estadístico.....	91
Figura 41 Diagrama de flujo implementación algoritmo de detección.....	98
Figura 42 Esquema de tareas tercer objetivo	98
Figura 43 Diagrama de flujo programación de los sensores	100
Figura 44 Actividades cuarto objetivo	102
Figura 45 Esquemático del sistema.....	112
Figura 46 Respuesta en frecuencia filtro Butterworth	113
Figura 47 Comparación de las señales (bd rojo, dispositivo azul).....	114
Figura 48 Resultados etiquetado	116
Figura 49 Rendimiento algoritmos de aprendizaje implementados.....	117
Figura 50 Matriz de confusión	119
Figura 51 Matriz de confusión 2	119
Figura 52 Matriz de confusión 3	120
Figura 53 Gradientes descendentes	120
Figura 54 Gradiente descendente ReLu	121
Figura 55 Resultado prueba del GPS	124
Figura 56 Resultado prueba GSM.....	124
Figura 57 Medición GPS.....	125
Figura 58 Montaje final del circuito	130
Figura 59 Prototipo y equipo de seguridad	131
Figura 60 Mensaje de texto de la alerta y posición Google Maps	133
Figura 61 Comparación del proyecto con artículos de referencia.....	136

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 Matriz de confusión para dos clases	56
Tabla 2 Pruebas de actividades diarias realizadas por SISTEMIC	68
Tabla 3 Caídas simuladas por SISTEMIC	70
Tabla 4 Requerimientos generales	73
Tabla 5 Requerimientos de los sensores	75
Tabla 6 Requerimientos de la unidad de computo	76
Tabla 7 Requerimientos módulo GSM	77
Tabla 8 Requerimientos del módulo GPS	78
Tabla 9 Requerimientos del material de la carcasa	80
Tabla 10 Bases de datos de eventos de caída de acceso público	82
Tabla 11 Características más usadas para la detección de eventos de caída	86
Tabla 12 Combinaciones de características	93
Tabla 13 Algoritmos evaluados	97
Tabla 14 Tabla comparativa acelerómetros	107
Tabla 15 Comparación de giroscopios	107
Tabla 16 Comparación de microcontroladores y PC de placa reducida	109
Tabla 17 Comparación de baterías	110
Tabla 18 Comparación de módulos integrados GSM/GPS	111
Tabla 19 Resultados comparación con etiquetado manual	116
Tabla 20 Redes Neuronales Adicionales	121
Tabla 21 Resultados tiempo de ejecución	123
Tabla 22 Prueba final GPS/GSM	125
Tabla 23 Comparación de materiales	126
Tabla 24 IP sólidos	128
Tabla 25 IP líquidos	129
Tabla 26 Ajuste de variables	132
Tabla 27 Tasas de falsa alarma por actividad diaria	133
Tabla 28 Tasa de detección por tipo de caída	134
Tabla 29 Presupuesto	140

LISTA DE ECUACIONES

Ecuación 1 Fórmula de Bayes.....	51
Ecuación 2 fórmula de la entropía	52
Ecuación 3 fórmula de la entropía cruzada.....	52
Ecuación 4 Fórmula del Valor F.....	52
Ecuación 5 Fórmula F2.....	53
Ecuación 6 Fórmula F Inv. 0.5.....	53
Ecuación 7 Valor F ajustado	53
Ecuación 8 Fórmula de sensibilidad	56
Ecuación 9 Fórmula de exactitud.....	57
Ecuación 10 Asignación a clúster	58
Ecuación 11 Generación de clúster nuevo	59
Ecuación 12 Error cuadrado para la partición.....	60
Ecuación 13 Cálculo de matriz U	60
Ecuación 14 Cálculo de clúster.....	60
Ecuación 15 Ecuaciones para la creación de bifurcaciones	63
Ecuación 16 Ecuaciones para la creación de bifurcaciones	63
Ecuación 17 Ecuación de impuridad.....	63
Ecuación 18 Función sigmoide.....	64
Ecuación 19 Función de coste regresión logística	65
Ecuación 20 Media de la clase.....	65
Ecuación 21 Varianza de la clase.....	65
Ecuación 22 Función del discriminante lineal	66
Ecuación 23 Cálculo del tirón por ventanas.....	88
Ecuación 24 Fórmula RMS.....	88
Ecuación 25 Fórmula de magnitud de la desviación estándar	88
Ecuación 26 Fórmula de la magnitud del área de la señal	89
Ecuación 27 Normalización por z-score	93

GLOSARIO

ACTIVIDAD DIARIA: movimientos realizados por las personas para el desarrollo de su quehacer cotidiano.

AT+CSQ: es un comando en el lenguaje Hayes para determinar la calidad de una señal.

BIT: unidad básica de información digital que puede adquirir dos valores 0 o 1.

CARACTERÍSTICA: en Machine learning corresponde a inferencias matemáticas realizadas al conjunto de datos a evaluar.

CLASE: en Machine learning hace referencia a la categoría a la cual pertenece una observación. Su identificación es el objetivo de los algoritmos de clasificación.

CLUSTERING: agrupamiento de datos a partir de una tendencia o característica intrínseca de los mismos.

CONVERGENCIA: en Machine Learning corresponde a la tendencia de un modelo de predicción de alcanzar un error que corresponde al mínimo global de la función, es decir, el mínimo error posible.

DATASHEET: hoja de especificaciones e instrucciones de un dispositivo electrónico provista por su fabricante.

DATO: componente individual de una observación y que deriva de una sola variable.

DEC: detección de evento de caída.

DEEP LEARNING: aprendizaje de maquina enfocado a la solución de problemas complejos y abstracción de información intrínseca a los datos.

ETIQUETADO: asignación de clases a un conjunto de observaciones para su procesamiento.

FILTRO: sistema digital o físico para la eliminación de ruido en una señal producto de la captura de datos y factores asociados a la misma.

GRADIENTE DESCENDENTE: algoritmo para reducir de forma iterada el error calculado por un modelo de machine learning.

G: es una medida de aceleración usada en muchas aplicaciones cuya unidad equivale a la aceleración por el campo gravitatorio de la tierra.

INTERVALO DE CONFIANZA: corresponde al rango o porcentaje de los valores donde es más probable que se ubique un dato en una población.

LATITUD: coordenada geográfica que indica la posición de un punto en el sentido Norte Sur. Se mide en grados de 0 a 90 a partir de la línea del Ecuador.

LONGITUD: coordenada geográfica que indica la posición de un punto en el sentido este-oeste. Se mide a partir del meridiano de Greenwich de 0° a 180° en dirección este y 0° a -180° en dirección oeste.

NIVEL DE CONFIANZA: es la frecuencia con la cual el intervalo de confianza contendrá un dato de la población en cuestión.

NORMALIZACIÓN: re-escalamiento de los datos en base a algún parámetro o escala con proporcionalidad intrínseca.

OFFSET: nivel DC que difiere la medición de un sensor con respecto a la medición real.

OVERLAPPING: sobre posición de una ventana con respecto a la otra. En términos prácticos, número o porcentaje de datos compartidos entre ventanas.

PCB: bifenilo poli clorado. Placa donde se realiza la impresión de circuitos electrónicos para reducir el uso de cables.

PING: retardo entre el envío de una señal y su recepción.

RENDIMIENTO: término empleado en machine learning para referirse a la capacidad discriminatoria de un modelo.

ROC: es la representación gráfica de la sensibilidad vs la especificidad de un modelo matemático.

SCRIPT: algoritmo programado en un lenguaje de programación específico.

SETUP: pasos previos a la ejecución de un procedimiento o algoritmo.

SHELL: ventana de comandos de un entorno de programación o sistema operativo.

SOBRELAPAMIENTO: dirigirse a overlapping.

SUBSET: división de un conjunto de datos en base a alguna de sus características.

THRESHOLD: límite previamente especificado para una medición o conjunto de datos.

UNIDAD DE PROCESAMIENTO: dispositivo electrónico para la realización de tareas computacionales.

VANISHING GRADIENT: problema por el cual una red neuronal ve reducida la mejora de su rendimiento en cada iteración producto de cambios muy pequeños en el gradiente descendente que previenen la actualización de los pesos.

VENTANA: segmento de una señal consistente de un número predefinido de datos.

RESUMEN

Las caídas en adultos mayores son un problema de salud pública reiterativo en todos los países del mundo, especialmente en las últimas décadas debido al envejecimiento de la población. La atención temprana tras un evento de caída reduce notablemente los efectos adversos que conlleva; sin embargo, hasta muy recientemente se han hecho avances en pro de dar solución a esta problemática.

En este proyecto se hace una primera aproximación al problema a través del diseño construcción e implementación de un prototipo para la detección y notificación de caídas en adultos mayores. El dispositivo consta de 3 bloques principales: sensado, procesamiento, y notificación. Para el sensado se utiliza un acelerómetro y un giroscopio triaxial, obteniéndose las variables de aceleración y velocidad angular, el procesamiento se hace mediante una red neuronal superficial encargada de clasificar las características extraídas de los datos como caída (clase 1) o no caída (clase 0) por último la notificación consta de un mensaje de texto que contiene la alerta del evento de caída y la última ubicación GPS registrada por el dispositivo.

Los resultados analizados sugieren una muy buena discriminación de falsas alarmas por parte del dispositivo, así como una alta detección de caídas con una sensibilidad del 81% y una precisión del 96%. De igual manera se obtuvo una notificación exitosa del evento por medio del envío de SMS.

Abstract

Falls in the elderly are a public health problem that happens all around the world, especially in the last decades due to the aging of the population. Early care after a fall greatly reduces the negative effects it entails; nonetheless it wasn't until recently that any breakthroughs have been made to solve this problem.

In this project a first approach to the problem is made through the design, construction and implementation of a prototype to detect and notify falls in the elderly. The device is constituted by three main blocks: sensing, processing and notification. For the first block an accelerometer and gyroscope are used to obtain the variables acceleration and angular

velocity, processing is made through an artificial neuronal network that outputs data's classification whether it's a fall (class 1) or a daily activity (class 0), lastly the notification is given by sending a SMS containing the fall event alert as well as the last location fixed by the GPS module.

Analyzed results suggest the device holds great false alarm discrimination in addition to a high fall event, with a sensitivity of 81% and a precision of 96%. On the same manner the fall notification system through SMS was proven to be successful.

Palabras clave: detección de caídas, machine learning, acelerómetro, giroscopio, módulo de comunicación

INTRODUCCIÓN

El mundo es cada vez más viejo. Se estima que para el año 2030 una de cada seis personas tendrá más de sesenta años; por ello, como sociedad ya no podemos seguir dejando de lado las necesidades de este sector de la población que tradicionalmente ha sido mantenido en segundo plano, tenemos que empezar a afrontar las problemáticas que los aquejan como lo que son, una prioridad. (Biblioteca Médica Nacional de Cuba, 2015)

Las caídas en adultos mayores son un problema de salud pública que no recibe la atención necesaria, aún a pesar de representar un gran riesgo para la integridad física y psicológica de estas personas. De hecho, se estima que el 25% de las muertes de este grupo etario son producto de caídas o problemas de salud derivados de las mismas (Casiliari & Oviedo, 2015).

Sumado a la vulnerabilidad inherente de esta población está la propensión que deriva de impedimentos en la locomoción. La locomoción es un proceso complejo que depende de varios elementos, entre ellos: el control del equilibrio, la propiocepción y la ubicación espacial. Estos factores están supeditados en gran medida por la capacidad sensorial del individuo, que en el caso de los adultos mayores se ve reducida por el deterioro de los órganos de los sentidos y del sistema nervioso producto del envejecimiento. Adicionalmente, los traumatismos que se presentan con cada evento de caída limitan la movilidad del individuo y debilitan el sistema osteomuscular cuya capacidad de regeneración decae con el paso del tiempo (OMS, 2017).

La primera medida que se tiene en cuenta para atacar esta problemática es la prevención. Con el fin de reducir el riesgo de caídas suele llevarse a cabo la adecuación de los hogares de los adultos de la tercera edad. Sin embargo, esta solución resulta insuficiente al no considerar el libre desarrollo de las actividades diarias (muchas de ellas fuera de casa) y el precio que resulta ser prohibitivo para una gran cantidad de la población (Age UK, 2018). Debido a los obstáculos para una prevención comprensiva y la imposibilidad de anticipar cada escenario posible se considera esencial la atención oportuna una vez el paciente ha sufrido una caída.

La atención temprana posterior a un evento de caída es de vital importancia, ya que puede reducir la probabilidad de agravamiento del paciente hasta en un 57 %; desafortunadamente, muchos de estos eventos no son identificados a tiempo. En muchos casos, la atención temprana no es brindada con celeridad debido a que el afectado no se encuentra acompañado, ya sea por razones circunstanciales o porque vive solo. En el caso de Colombia, cerca del 9,3% de los adultos mayores viven solos, porcentaje que van en aumento y que evidencia la urgencia de brindar soluciones. (Ministerio de Salud, 2015)

Para facilitar la atención oportuna se han propuesto sistemas de vigilancia con cámaras, aplicaciones móviles y dispositivos portables; sin embargo, suelen presentar limitaciones ya sea por una cobertura reducida o por la alta cantidad de falsos positivos que reportan (Vilarinho, 2015). Partiendo de los desarrollos en el área y de la integración de distintas aproximaciones, en este proyecto se propone el diseño, construcción e implementación de un prototipo funcional que permita la detección y notificación de caídas.

La realización de este proyecto se llevó a cabo mediante el cumplimiento de 4 etapas que responden a los objetivos planteados: en primer lugar el diseño e implementación del hardware de detección el cual se basó en la lectura de los datos de aceleración y velocidad angular triaxial en una unidad de procesamiento ; segundo, el desarrollo de un software de detección para el cual se probaron diferentes arquitecturas y métodos de aprendizaje hasta encontrar el que mejor se ajustara a nuestro modelo ; tercero, la implementación de un sistema de notificación que consiste en un módulo GPS con el cual se obtiene la ubicación del usuario y un módulo GSM encargado de enviar el mensaje de alerta conteniendo la localización aproximada a quien sea pertinente; y por último, una vez integrados los elementos anteriores en un dispositivo final se llevaron a cabo pruebas funcionales del sistema sometiénolo a caídas en ambiente controlado y actividades diarias con el fin de evaluar su capacidad de reconocer un evento de caída y diferenciarlo del dinamismo de la vida cotidiana además de comunicar de manera efectiva la ocurrencia de este.

1. ANTECEDENTES

En los últimos años se ha visto un creciente interés en sistemas de detección de caídas motivado por el envejecimiento de la población y la ausencia de un mecanismo eficiente de prevención. Estos sistemas han evolucionado rápidamente de manera paralela a los desarrollos tecnológicos que se han llevado a cabo, particularmente en el área de la sensórica y de la informática hasta alcanzar un nivel de sofisticación bastante elevado.

Una de las primeras investigaciones en este campo que produjo resultados positivos es la de Lee y Mihailidis. El sistema que propusieron hacía seguimiento de la silueta de la persona en el área de visión de una cámara digital convencional. Para determinar si había una caída impusieron unos valores límite a la velocidad del centro de la silueta y a la orientación de la misma, de esta forma cuando se excedían los límites se accionaba la alarma. El algoritmo desarrollado fue capaz de identificar la mayoría de los eventos de caída, pero solo en dos posiciones (Lee y Mihailidis, 2005).

Un año después, Miaou et al presentaron otro método basado en la proporción de la altura y el peso de la persona. Utilizando una omnicámara hacían seguimiento de los movimientos de la persona, cuando la proporción de la altura y pesos percibidos por la cámara se salía de los rangos establecidos (thresholding) se clasificaba como una caída (Miaou *et al.*, 2006). Estos sistemas sentaron las bases para trabajos posteriores basados en métodos de thresholding cuyo auge se mantuvo por varios años, sin embargo, su popularidad ha ido disminuyendo desde la integración de los métodos de machine learning (Igual *et al.*, 2013).

La implementación de algoritmos de machine learning en la detección de caídas ha ido en aumento gracias a la creciente capacidad de cómputo y al nivel de optimización que han alcanzado. El primer método ampliamente referenciado para DEC (detección de eventos de caída) que hizo uso de un algoritmo de machine learning es el propuesto por Chucciara et al. Con un sistema de cámaras se registraron los cambios en la geometría y el color del sujeto de prueba. Posteriormente se aplicó un sistema de seguimiento probabilístico para la extracción de características y se utilizaron Métodos ocultos de Márkov para realizar la

predicción (Chucciara *et al.*, 2007). Los resultados obtenidos fueron considerados buenos por los autores, aunque no se dan cifras para soportar tal afirmación.

De igual forma otros autores como Hazelhoff *et al.*, Anderson *et al.*, Lie *et al.* y Diraco *et al.* implementaron clasificadores gaussianos, lógica difusa, k-vecinos y segmentación bayesiana respectivamente consiguiendo valores de especificidad y de sensibilidad por encima del 90% (Hazelhoff *et al.*, 2008; Anderson *et al.*, 2009; Lie *et al.*, 2010; Diraco *et al.*, 2010). En todos estos casos no se realizaron pruebas de campo y los valores de sensibilidad y especificidad fueron calculados en un ambiente de laboratorio con sesiones muy breves de entrenamiento (inferiores a las dos horas), introduciendo un sesgo que reduce su aplicabilidad en situaciones de la vida real.

A medida que se fueron desarrollando los sistemas para DEC estacionarios basados en imágenes como los mencionados anteriormente empezaron a surgir cuestionamientos sobre la privacidad y la independencia de los pacientes (Igual *et al.*, 2013). Para asegurar la privacidad de los usuarios los métodos más recientes incluyen protocolos o procedimientos especiales, como distorsión de los rasgos faciales o conversión a polígonos, sin embargo, estos mecanismos hacen más difícil la tarea de detección (Lie *et al.*, 2010; Zhang *et al.*, 2012). Por el contrario, la limitación de la independencia del paciente no tiene solución mientras se haga uso de sistemas de DEC estacionarios, por ello se han creado sistemas portables con el propósito de brindar cobertura al usuario en todo momento.

Los sistemas portables para DEC a pesar de ser tan antiguos como los estacionarios se han desarrollado más lentamente. Los equipos diseñados por Lindemann *et al.* y Chen *et al.* fueron los primeros de esta categoría. Los dos dispositivos eran muy parecidos y basaban su funcionamiento en un acelerómetro de alta sensibilidad, pero con ubicaciones diferentes. El sensor de Lindemann *et al.* se ubicó en el interior de un dispositivo de asistencia auditiva, a diferencia del de Chen que fue colocado en el cinturón del sujeto de prueba. No se sabe con certeza que tan buenos son los resultados obtenidos ya que no se dieron cifras de rendimiento o ningún otro indicador cuantitativo, pero en ambos casos los autores afirmaron haber cumplido con sus objetivos de investigación (Lindemann *et al.*, 2005; Chen *et al.*, 2005).

El rápido desarrollo de sensores cada vez más sensibles, pequeños y baratos impulsado por la industria de teléfonos celulares derivó en un sensado más confiable y fácil de posicionar, sin embargo, la fiabilidad de los sistemas de DEC portátiles se vio casi inalterada ya que el cuello de botella no proviene de los sensores sino de la metodología. La mayoría de dispositivos DEC portables utilizan algoritmos de thresholding los cuales han demostrado ser insuficientes para este tipo de aplicaciones. Recientemente, ha aumentado la cantidad de dispositivos que hacen uso de algoritmos de machine learning, pero a diferencia de los equipos de DEC estacionarios, se ha reducido el número de investigaciones de DEC portátiles producto de la migración a aplicaciones en smartphones. (Igal *et al.*, 2013).

Los smartphones al estar equipados con acelerómetros, giroscopios y otros sensores son una alternativa atractiva para el desarrollo de DEC al “ser hardware auto contenido asociado a un software robusto y fácil de manejar”. A pesar de ello, hay muchos inconvenientes que no tienen solución inmediata. Entre ellos se pueden destacar: la variabilidad de las mediciones obtenidas producto de la ubicación del smartphone, la duración limitada de la batería, las notables diferencias de software y hardware entre los distintos fabricantes y modelos, el costo asociado a estos dispositivos y la imposibilidad de portarlos durante el baño o al dormir. (Igal *et al.*, 2013).

Abbate et al y Fang et al desarrollaron aplicaciones para teléfonos inteligentes haciendo uso de machine learning y thresholding respectivamente. La aplicación de Abbate et al. reportó especificidad y sensibilidad del 100%, por el contrario, la de Fang et al. presentó especificidad del 74% y sensibilidad del 77%. Esta clara diferencia en rendimiento proviene de la ubicación del teléfono y del algoritmo. Fang et al. realizaron pruebas en diferentes ubicaciones (bolsillo del pantalón, de la camisa, bolso etc.), Abbate et al. en cambio usaron solo una ubicación (bolsillo de la camisa) (Abbate *et al.*, 2013; Fang *et al.*, 2013).

En años recientes, se han llevado a cabo investigaciones para determinar la viabilidad del uso de smartwatches como sistemas DEC. Varios de los estudios como los conducidos por Casilari & Oviedo, Vilarinho & Farchian y Guiry et al llegaron a conclusiones similares. En primera instancia, los smartwatches son insuficientes por sí mismos como un sistema DEC

confiable. Por ello, es necesario su uso en conjunto con smartphones. Al usarse en simultáneo se previene la necesidad de posiciones antinaturales del smartphone para mejorar el rendimiento. También resaltan una reducción considerable de la autonomía de la batería producto de la ejecución permanente de la aplicación y el uso constante de los sensores. Por último, los inconvenientes que presenta el uso de smartphones para DEC también están presentes en los smartwatches sumados a la dificultad de la detección producto de los movimientos de la muñeca inherentes al día a día de las personas. (Casilari & Oviedo, 2016; Vilarinho & Farchian, 2015; y Guiry *et al*, 2014)

Recientemente se han propuesto mecanismos de detección basados en señales inalámbricas como es el caso de WiFall. Este modelo se basa en la detección inalámbrica de caídas usando módems de Wi-Fi convencionales y un clasificador Random Forest. Los autores reportaron una tasa de detección del 90% y una tasa de falsas alarmas del 15% (Wang *et al*, 2017). En esta misma línea se encuentran los trabajos de Su *et al* (2014) y de Amin *et al* (2016) que proponen el uso de un radar Doppler. En el modelo propuesto por Su *et al* se implementó un DEC usando la transformada wavelet, obteniéndose resultados que los autores clasificaron como buenos (Su *et al*, 2014). Amin *et al* (2016) presenta varias aproximaciones usando un efecto de Doppler y resalta que “los métodos inalámbricos para DEC son el futuro de la detección en interiores”; sin embargo, destaca la imposibilidad de implementarlos fuera del hogar.

A nivel nacional hay poca literatura disponible sobre sistemas DEC, de hecho, solo fue posible encontrar un artículo publicado. En el estudio, Vallejo *et al*. postularon un sistema de DEC con redes neuronales. La red neuronal fue alimentada con los datos registrados por un dispositivo con un acelerómetro triaxial como sensor principal. Los autores concluyeron que el sistema propuesto era una buena alternativa a los usados tradicionalmente (Vallejo *et al.*, 2013). En la Universidad de Antioquia, se desarrolló una base de datos pública que contiene la aceleración y la velocidad angular en tres dimensiones de eventos simulados de caída y ADL (actividades cotidianas). Para tal fin, se realizó una extensa investigación para determinar las necesidades de los adultos mayores. Posteriormente, con voluntarios mayores de 60 años se simuló las actividades diarias y con participantes jóvenes se

simularon 15 tipos diferentes de eventos de caída. La base de datos es de uso libre y está disponible en línea. (Sucerquia *et al*, 2017)

En la base de datos de la Universidad el Bosque no se encuentran indexados trabajos de grado, proyectos de investigación o artículos que indiquen que se hayan adelantado estudios en el área.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Aunque la población de Colombia está envejeciendo de forma acelerada (Fedesarrollo, 2015) y la atención oportuna de las caídas es una considerada importante, no existen sistemas de alerta que estén disponibles comercialmente (Iguar et al., 2013). La ausencia de estos sistemas se debe a una multitud de factores sociales, económicos y técnicos.

En el apartado técnico el problema más relevante es el alto porcentaje de falsas alarmas. Las falsas alarmas restan credibilidad al sistema haciendo que los usuarios pierdan la confianza en el mismo. A nivel geriátrico, no consiguen que el paciente pierda el miedo a caerse, y a nivel industrial, impiden que se considere un dispositivo viable. (Chen et al., 2012; Iguar et al., 2013).

Otro causal relevante es la falta de estandarización de los métodos. El desarrollo de sistemas para DEC es un área muy activa de investigación en los países desarrollados, sin embargo, ninguno de los métodos propuestos ha estado en capacidad de reducir las falsas alarmas en ambientes no controlados. Por ello, cada investigador propone su propio sistema desde cero, lo que impide el desarrollo de una metodología común a todos los estudios en el área. (Tzeng, 2010; Iguar et al., 2013)

La baja portabilidad y la complejidad de brindar un monitoreo constante derivan de las limitaciones tecnológicas del país. Asegurar la portabilidad requiere de componentes pequeños, muchas veces micro electrónicos, los cuales son de difícil adquisición. Por su parte, el monitoreo constante trae consigo una serie de retos de diseño que no valen la pena asumir si no se tiene confianza en el dispositivo.

A nivel económico el alto costo constituye una barrera para la difusión de estas tecnologías. Ya que el país no es productor de tecnología electrónica ni en él se realizan investigaciones de estos sistemas DEC, es necesario importarlos, lo que eleva los costos de manera considerable y en muchos casos hace inviable su venta libre.

El aspecto social también es importante. En general, las personas no saben de la existencia de estos dispositivos, sin embargo, cuando se les presenta el concepto parecen bastante

dispuestos a utilizarlos y ven el potencial de estas tecnologías. De igual forma, hay cierta reticencia por parte de los pacientes a ser monitoreados ya que puede ser percibido como una invasión de la privacidad. (Igual et al., 2013)

La ausencia de tecnología para DEC tiene efectos persistentes en los pacientes y en su cuidador. Para el cuidador implica una labor más compleja ya que no tiene a su disposición la información que requiere para atender las necesidades del adulto mayor o, por el contrario, requiere vigilancia muy frecuente o permanente, lo cual puede resultar problemático si no es un cuidador a tiempo completo (por ejemplo, si es un familiar).

Las consecuencias para el paciente pueden resumirse como disminución de su calidad de vida y carga económica. Por un lado, se tienen los efectos negativos en su salud psicológica, por el otro los riesgos inherentes a que se presente una caída y no sea atendido de manera oportuna. El miedo a las caídas puede llegar a interrumpir el desarrollo normal de las actividades diarias del adulto mayor y es posible que conduzca a otras patologías como la depresión o la ansiedad. (OMS, 2007)

Con respecto a la salud física del adulto mayor el riesgo que representan las caídas varía en función de su gravedad. La gravedad de la caída está condicionada por la manera en la que se dé, las condiciones médicas preexistentes (por ejemplo, fragilidad ósea) y el punto de impacto. Las caídas consideradas leves solo causan lesiones como magulladuras, abrasiones y laceraciones. Las graves en cambio, pueden ocasionar fracturas que pueden tener efectos irreversibles como es el caso de la fractura de cadera o traumas craneoencefálicos (Abraham et al., 2017; OMS, 2007)

La carga económica asociada también es un factor a tener en cuenta. Pagar un cuidador de tiempo completo puede resultar bastante costoso. Muchas familias se ven obligadas a sacrificar otras necesidades para poder costear la asistencia a tiempo completo o correr el riesgo de enfrentar cuentas elevadas para el tratamiento de las lesiones producto de una caída.

En la Figura 1 se presenta el árbol de problema planteado que resume las consideraciones aquí expuestas. Las causas que se van a atacar con la realización del proyecto se encuentran resaltadas con color morado y las consecuencias de las mismas de color rojo.

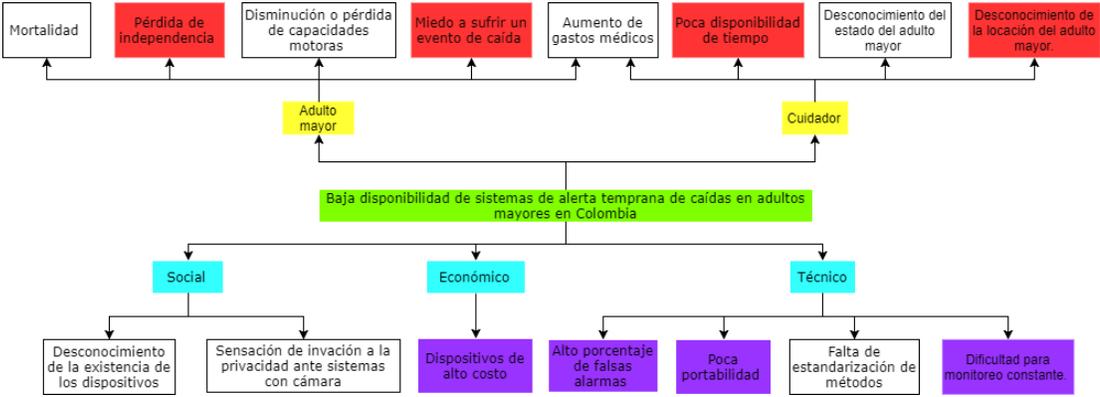


Figura 1 Árbol de problema

3. JUSTIFICACIÓN

Las caídas son uno de los mayores factores de riesgo para la integridad física, ya que con frecuencia conducen a lesiones, incapacidad (temporal o permanente) e incluso la muerte. Se estima que cada año más de 37 millones de personas sufren caídas que requieren de atención médica y cerca de 646.000 resultan fatales. La mayoría de estas fatalidades pueden evitarse si se brinda asistencia médica oportuna. A pesar de ello, en muchos casos no es posible brindarle ayuda al paciente debido a que no se tiene conocimiento del suceso, razón por la cual las caídas son la segunda causa de muerte accidental en el mundo. (OMS, 2017)

Las personas de la tercera edad son la población más vulnerable, presentando las tasas más altas de morbilidad y mortalidad. En Estados Unidos, 1 de cada 3 adultos mayores sufre una caída que termina en una lesión (Chen et al., 2012). Las lesiones pueden ser leves como magulladuras, abrasiones y laceraciones o graves como heridas intracraneales y fracturas (Abraham et al., 2017). Adicionalmente, se estima que el 25 % de las muertes en la tercera edad son producto de una caída (Chen et al., 2012).

Como consecuencia de esta problemática, se han venido desarrollando tecnologías para la detección de caídas tanto portátiles como fijas, sin embargo, en la actualidad los dispositivos disponibles comercialmente no son muy populares por varios motivos. En primera instancia, aún no se ha desarrollado un método que en aplicaciones de la vida real no presente una alta tasa de falsas alarmas. Las falsas alarmas reducen la viabilidad de los dispositivos ya que generan desconfianza en sus usuarios, por ello la mayoría de dispositivos no han superado la fase de prototipo. Otros inconvenientes que presentan las tecnologías existentes son el costo elevado (en el caso de los DEC fijos), la falta de conocimiento por parte de la población a la cual van dirigidos y la invasión de la privacidad (en los sistemas DEC basados en imágenes). (Igual et al., 2013)

En Colombia la situación es similar al resto del mundo. Las caídas son la causa más frecuente de muerte accidental en adultos mayores y la probabilidad de muerte producto de las mismas aumenta considerablemente al exceder los 70 años (Morales; Arango & Ruiz). Según el Ministerio de Salud, aproximadamente el 30% de los mayores de 65 años se caen

una vez al año y en general suelen ser reincidentes. Los incidentes se presentan el 75% de las veces en el hogar y un 33,33% son producto del entorno en el que vive el anciano (Ministerio de Salud, 2015). Un estudio conducido en Manizales reportó que de los 224 participantes mayores de 60 años el 50,8% reportaron haberse caído al menos una vez siendo los 33,34% caídas recurrentes. (Curcio et al., 2009)

Las caídas son un problema de salud pública que en nuestro país no está recibiendo la atención que requiere lo cual se evidencia por la ausencia de literatura científica, particularmente en el área de alerta y de prevención. Como bioingenieros de la Universidad el Bosque es nuestro deber procurar que el ejercicio de nuestra profesión vaya encaminado a la preservación de la calidad de vida de los seres vivos. La realización de este proyecto es indispensable para ayudar a formar una base de conocimiento que permita el desarrollo de nuevas soluciones a esta problemática. De no realizarse, podrían seguirse pasando por alto alternativas que ya se están investigando en el resto del mundo, perpetuando esta problemática que va en detrimento de la salud de un porcentaje importante de la población.

4. OBJETIVOS

4.1.OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un prototipo de dispositivo electrónico para la detección y notificación de caídas en adultos mayores.

4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Implementar un sistema electrónico para la medición de aceleración y velocidad angular en 3 ejes.
2. Desarrollar un algoritmo que permita estimar la ocurrencia de un evento de caída en función de los datos medidos de aceleración y velocidad angular.
3. Implementar un sistema para notificar la ocurrencia y localización de un evento de caída indicando la última ubicación disponible del dispositivo en caso de pérdida de la señal de GPS.
4. Evaluar la funcionalidad del prototipo en actividades cotidianas y eventos simulados de caída.

5. MARCO REFERENCIAL

En este capítulo se presenta el estado del arte sobre los distintos elementos técnicos, y conceptuales necesarios para la realización de este proyecto. Se incluyen principios electrónicos, tecnológicos y biomecánicos, además de la normatividad asociada a las prácticas de la ingeniería, el uso de dispositivos electrónicos y las pruebas en ambientes controlados.

5.1.DEFINICIÓN DE CAÍDA

A la fecha no existe consenso sobre la definición de caída a pesar de ser un elemento frecuente en la vida de las personas. Cuando se consulta la literatura, a menudo se maneja de manera similar a un concepto abstracto de consenso, es decir, se asume que los lectores conocen su significado y por ello no es definido explícitamente. A pesar de ello, algunas organizaciones manejan sus propias definiciones, como es el caso de la Organización Mundial de la Salud y algunos diccionarios de terminología médica.

La OMS (Organización Mundial de la Salud) define las caídas como: “la consecuencia de cualquier acontecimiento que precipita al individuo al suelo en contra de su voluntad” (WHO, 2007). Por su parte el Diccionario Médico Segens especifica las caídas como: “descenso precipitado desde cierta altura (o desde una posición alta a una más baja) generalmente acompañada de lesiones”. Otros diccionarios médicos como el Miller-Keane y el Mosby presentan definiciones más cortas que involucran el efecto de la gravedad (Segens, 2012; Miller-Keane, 2005, Mosby, 2009)

5.1.1. Factores de riesgo

La NANDA (Asociación Norteamericana para el Diagnostico en Enfermería) define el riesgo de caída como: “el aumento de la susceptibilidad a las caídas que pueden causar daño físico” (NANDA, 2018). Paralelamente, la OMS establece diversos factores que

influyen en el riesgo de caída, los cuales están estrechamente relacionados con el estado de salud del paciente y su bienestar.

Los factores de riesgo en caídas pueden dividirse en cuatro tipos: biológicos, de comportamiento, ambientales y socioeconómicos.

- a. Factores biológicos: Son todas aquellas características que pertenecen al cuerpo humano. Dentro de estos se encuentran la edad, el sexo y la raza que son características biológicas no modificables. Por otro lado, están: la disminución de capacidades físicas y cognitivas; la morbilidad asociada a enfermedades crónicas; fuerza y volumen muscular; trastornos del equilibrio y demás.
- b. Factores de comportamiento Son todos aquellos que se refieren a acciones, emociones y decisiones humanas de la vida diaria. Por ejemplo, la toma de múltiples medicamentos, exceso de alcohol y un estilo vida sedentario. Se diferencian de los factores biológicos porque no son inherentes a las personas y son por lo tanto modificables.
- c. Factores ambientales: Son los factores que relacionan la condición física de una persona con el espacio que las rodea. Dentro de esta categoría se incluyen peligros del hogar como escalones delgados, superficies resbalosas, alfombras que no tengan un buen agarre al suelo e insuficiencia de iluminación. Se incluyen también peligros en espacios públicos como baldosas sueltas, falta de alumbrado público, suelos desnivelados o con grietas y los imperfectos a causa de diseños civiles ineficientes. Estos factores aumentan considerablemente el riesgo de caída si se combinan con factores biológicos que pongan a la persona en situaciones de peligro.
- d. Factores socioeconómicos: Son los factores de riesgo asociados a las condiciones sociales y económicas de los individuos, así como los retos que presenta para la comunidad sobreponerse a ellos. Por ejemplo: bajos ingresos, bajo nivel educativo, aislamiento social, abandono a adultos mayores, acceso limitado a servicios de salud y falta de recursos a nivel de comunidad. (OMS, 2007)

5.1.2. Características de un evento de caída

- a. Tiempo de caída: es la duración total del evento de caída desde el momento en el que se pierde el control de la locomoción hasta que el individuo ha hecho contacto con el suelo. Este valor oscila entre 1 y 2 segundos.
- b. Momento de la caída: es una cantidad física que relaciona la cantidad de fuerza generada por el evento de caída con el centro de masa y/o los puntos de contacto con el suelo.
- c. Aceleración de la caída: es la aceleración adicional producto de la caída, es decir, toda la aceleración diferente a la aceleración de la gravedad. Dependiendo de la forma en la que se desarrolle (por ejemplo, si el trayecto se ve interrumpido por un objeto) esta aceleración será muy variable o relativamente constante.
- d. Rotación de caída: corresponde al cambio en la orientación del centro de masa del individuo con respecto a la posición inmediatamente anterior al evento de caída.
- e. Dirección de caída: corresponde al sentido del desplazamiento durante la caída (adelante, atrás, izquierda o derecha) y puede o no estar acompañado de rotación.
- f. Posición de aterrizaje: corresponde a la postura final y a la ubicación de las extremidades al momento de hacer contacto con el suelo. Esta característica está íntimamente relacionada con la rotación y la dirección de la caída. (Igual et al, 2013)

5.2.SENSORES

5.2.1. Acelerómetro

Los acelerómetros son dispositivos electromecánicos que miden fuerzas estáticas (como la gravedad) y dinámicas (como vibraciones) para determinar la aceleración de un cuerpo. La aceleración medida por el acelerómetro se da en unidades “g”, siendo 1 g la aceleración gravitacional de la tierra que se aplica sobre un cuerpo (9.8 m/s^2). Existen varios tipos de acelerómetros, siendo los más utilizados: direccionales que miden aceleración en un eje; ortogonales, capaces de medir la aceleración en hasta 3 ejes (x, y, z) (Pallares Cabrera, 2014).

5.2.1.1. Clasificación de los acelerómetros

Los acelerómetros se pueden clasificar por el tipo de transducción llevada a cabo para la medición, pudiendo ser: mecánicos, capacitivos, piezoeléctricos o mecatrónicos.

- a. Acelerómetros mecánicos: en su interior se encuentra una masa en suspensión sujeta a un resorte y a un bolígrafo en forma ortogonal, siendo este último componente el que registra del movimiento de la masa. Al acelerar el contenedor se mueve, pero la masa permanece inerte, haciendo que el resorte se elongue con una fuerza proporcional a la aceleración. El mecanismo se puede observar en la Figura 2.

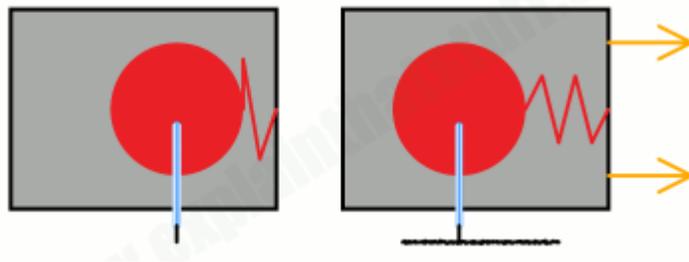


Figura 2 Generalidad acelerómetro mecánico

- b. Acelerómetros capacitivos: funcionan de manera similar a los acelerómetros mecánicos, pero en lugar de usar un bolígrafo para la medición se utiliza un condensador. En este caso la masa cambia la distancia entre las dos placas del capacitor (Figura 3) lo cual representa un cambio en la capacitancia que es medida para estimar la aceleración.

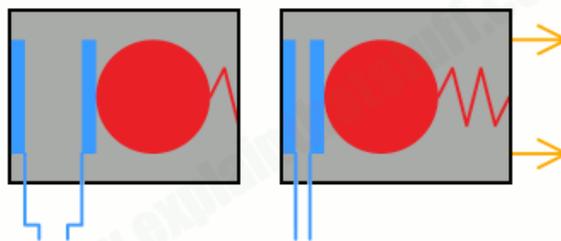


Figura 3 Generalidad acelerómetro capacitivo

- c. Acelerómetros piezoeléctricos: En su interior se encuentra un material que posee la particularidad de generar un voltaje cuando se deforma, generalmente cristales

piezoeléctricos como el cristal de Rochella o el cuarzo. Este cristal es comprimido por la masa cuando hay una fuerza externa y el potencial generado entre los extremos del material es registrado para medir la aceleración (Figura 4), transformando un fenómeno mecánico en una señal eléctrica de baja amplitud. Este es el tipo de acelerómetro más común.

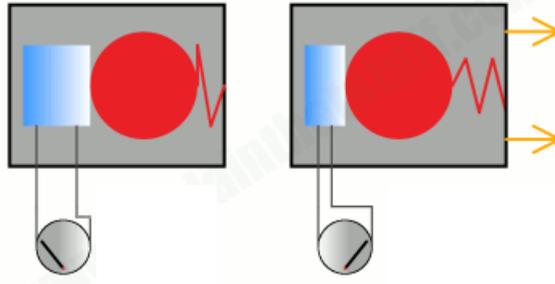


Figura 4 Generalidad acelerómetro piezoeléctrico

- d. Acelerómetros mecatrónicos: Generalmente son acelerómetros MEMS (microelectromechanical systems) los cuales por definición tienen componentes eléctricos y mecánicos en un sistema de dimensión micrométrica. Tienen la gran ventaja de ser más pequeños, de fácil fabricación y por tanto más económicos.

Los acelerómetros mecatrónicos tienen dos principios de funcionamiento principales: piezoresistivo y capacitivo. El principio piezoresistivo de detección se basa en piezoresistores integrados en un resorte. Cuando hay aplicación de una fuerza externa se registran los cambios en la resistencia del piezoresistor, permitiendo deducir la aceleración. Por su parte, el principio capacitivo de detección se basa en medir pequeños cambios en la capacitancia debido al movimiento relativo de la masa sísmica y las placas exteriores.

Al comparar los dos mecanismos se puede observar que el piezoresistivo es sólido y fácil de aplicar, pero tiene mucho ruido y es pobre en potencia. En contraste, los MEMs capacitivos son los más utilizados en industrias como la automotriz (como

el de la Figura 5) porque son de bajo costo, tienen un bajo ruido y bajo consumo energético. (Explain that stuff, 2017; Pallares Cabrera, 2014)

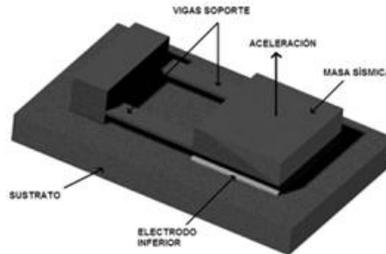


Figura 5 Acelerómetro MEMS para la industria automotriz

5.2.2. Giroscopio

“Un giróscopo o giroscopio es un artefacto que gira sobre un eje libre que se mantiene en una dirección constante” (Alarcón-Sánchez, Lugo-Ortiz, & Maldonado-Ordorica, 2011). El giroscopio está basado en el principio de conservación del momento angular. Una rueda girando se opone al cambio de dirección del eje de rotación (o plano de giro) cambiando su velocidad para contrarrestar el desplazamiento del eje. Conociendo la velocidad de la rotación (velocidad angular) es posible calcular los cambios en la posición de los ejes de referencia. Dependiendo de la aplicación la medición de la velocidad angular se realiza en grados por segundo ($^{\circ}/s$) o en RPM (revoluciones por minuto) (Universidad Autónoma de México, 2011).

5.2.2.1. Giroscopios MEMS

Los sensores giroscópicos a diferencia de los acelerómetros no presentan tanta diversidad en sus mecanismos de detección para aplicaciones electrónicas, siendo en la actualidad casi exclusivamente de tipo MEMS (Figura 6).

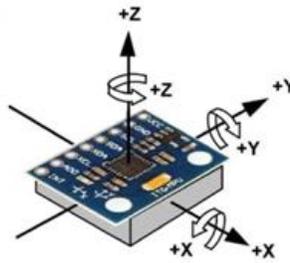


Figura 6 Giroscopio MEMS

Los giroscopios MEMS, también conocidos como giroscopios vibratorios Coriolis (CVG) usan una estructura rotatoria para determinar la tasa de vibración de una lámina oscilante. Esto es posible gracias a la tendencia de un cuerpo vibratorio de continuar su vibración en el mismo plano. Por ello, cuando se cambia la orientación de la plataforma a la cual se encuentra unida la lámina esta ejercerá una fuerza proporcional al desplazamiento (Figura 7.). Midiendo esta fuerza es posible estimar la velocidad angular. (Alarcón-Sánchez, Lugo-Ortiz, & Maldonado-Ordorica, 2011)

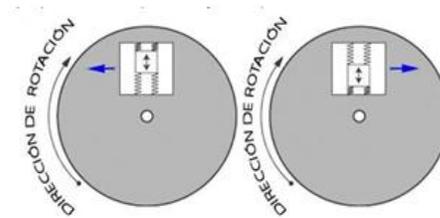


Figura 7 Generalidad mecanismo giroscópico MEMS

5.2.3. Características de los sensores

- a. Sensibilidad: Es la relación entre la variación de la magnitud de salida (voltaje) respecto a la magnitud de entrada (aceleración o velocidad angular según el caso).
- b. Masa: La masa del sensor debe ser tenida en cuenta especialmente en objetos livianos donde puede afectarse la medición. Como norma general se utilizan acelerómetros con una masa 10 veces menor que la del cuerpo a medir. En el caso de los giroscopios la masa solo es relevante si excede el 30% de la masa del cuerpo a medir.

- c. Rango dinámico: Esta característica depende de que tan sensible es el sensor y corresponde al margen que hay desde el nivel de pico hasta la frecuencia de mayor nivel que compone el ruido de fondo. Las amplitudes más bajas de aceleración (o velocidad angular) se observarían por acción del ruido del sistema y el límite de los niveles más altos corresponde a la saturación de la señal de salida.
- d. Respuesta en frecuencia: Mide la capacidad del sensor para seguir las variaciones de la señal de entrada a medida que aumenta la frecuencia, generalmente los sensores convencionales presentan una respuesta del tipo pasabajos.
- e. Ruido: Es una señal aleatoria no deseada que se observa a la salida. El mayor problema que genera es que limita el rango dinámico ya que para señales de entrada muy débiles el ruido las enmascararía.
- f. Resolución: Es la variación mínima de la entrada que puede detectar un sensor y que producirá un cambio en la señal de salida.
- g. Precisión: Corresponde al máximo error de medición esperado, es decir, es la diferencia entre el valor medido y el valor teórico esperado.
- h. Repetibilidad: Indica la variación más alta registrada al hacer la misma medición (misma magnitud de entrada) varias veces en condiciones idénticas (mismo sensor, mismas condiciones ambientales).
- i. Linealidad: Un sensor es considerado lineal si la relación entre la señal de entrada y la de salida es una constante fija (Por ejemplo, por cada grado de giro la señal de salida aumente un 1mV).
- j. Velocidad de respuesta: Hace referencia a la capacidad del sensor de seguir las variaciones de la señal teniendo en cuenta el retraso.
- k. Estabilidad: Es la variación de la medición del sensor producto de factores externos como condiciones ambientales o cambios en la alimentación.
- l. Offset: Es la cantidad de error o corrimiento presente en el sensor y se determina midiendo la salida del sensor en la posición 0. Estos errores pueden corregirse calibrando el dispositivo.

- m. Rango de temperatura: Es determinado por la temperatura máxima y mínima a la que puede exponerse el acelerómetro sin que afecte sus características ni funciones. (Pallares Cabrera, 2014; Vásquez, 2017; Universidad Autónoma de México, 2011)

5.3.TECNOLOGÍAS DE COMUNICACIÓN CELULAR

Las tecnologías inalámbricas (especialmente la telefonía celular) se han desarrollado rápidamente en los últimos años, convirtiéndose en parte indispensable de la vida diaria. Desde su concepción en los años 70, los servicios ofrecidos por la telefonía celular han aumentado dramáticamente, llegando a convertirse en las plataformas multimedia que constituyen uno de los pilares fundamentales de la era de la información

La estructura del sistema de comunicación celular consiste en la división de cierta área en celdas, cada una de ellas con una frecuencia diferente a sus vecinas previniendo interferencias y por consiguiente la conexión de teléfonos de manera simultánea. El área normalmente se divide en celdas hexagonales de 26 kilómetros cuadrados en una disposición similar a la presentada en la Figura 8. Gracias a esta disposición es posible reutilizar frecuencias, siempre y cuando celdas con la misma frecuencia no sean contiguas (Astudillo Velasco & Zambrano Escalante, 2006).

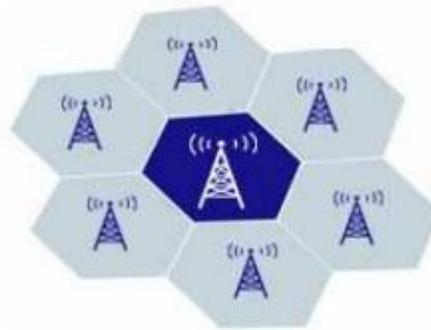


Figura 8 División de un área por celdas para telefonía celular

5.3.1. GSM

El Sistema global para comunicaciones móviles (GSM) es una tecnología digital de segunda generación desarrollada por el Instituto para Estándares de Telecomunicación Europeo y es actualmente el estándar de telecomunicaciones móviles más usado en el mundo. El GSM se caracteriza por sus servicios de voz y datos conmutados por circuitos en una amplia gama de bandas espectrales (450, 850, 900, 1800 y 1900 MHz), facilitando su aplicación y su escalabilidad. Adicionalmente, su alta difusión y la infraestructura consecuente son la razón principal por la cual las generaciones subsecuentes de telefonía celular (3G,4G y 5G) aseguran total o parcialmente su retro-compatibilidad con este estándar.

Para que la comunicación GSM sea posible se requiere de un módulo suscriptor de identidad (SIM card). Las SIM card son circuitos integrados que sirven como almacenamiento de los datos requeridos para la autenticación de un dispositivo en una red GSM. Entre los datos requeridos para la autenticación se tienen: el ICCID, que es un id del circuito integrado; el IMSI, que es una secuencia de dígitos que incluye el código de operador, de la red del país y el número de teléfono; el KI que es un archivo de login de 128 bits; el LAI, que es un código de área local del operador. Adicionalmente, las SIM permiten almacenar datos para el usuario como los contactos y los mensajes de texto. (Astudillo Velasco & Zambrano Escalante, 2006)

5.3.1.1.SMS

Uno de los primeros servicios desarrollados utilizando el estándar GSM es el Servicio de Mensajes Cortos (SMS). El SMS sirve para enviar y recibir mensajes de texto de hasta 160 caracteres alfanuméricos y representa aproximadamente el 50% de la mensajería en teléfonos móviles. Entre las ventajas que tiene este sistema se pueden destacar: facilidad de uso, implementación económica, rapidez, soporte para varios años y omnipresencia en los teléfonos móviles. Entre los múltiples servicios SMS que hay en el mercado se pueden destacar:

- a. Servicio de Mensajería SMS: Envío individual o masivo de mensajes cortos SMS y recepción y procesamiento automático de mensajes SMS PREMIUM.

- b. SMS- PUSH: Envío desde la web o por medio de una aplicación personalizada.
- c. SMS-PULL: Recibe y procesa mensajes SMS para recolectar información de clientes, gestionar sorteos, concursos, campañas entre otros.
- d. Localización GSM y GPS: permite establecer la posición de un terminal móvil empleando la red GSM y situándolo en un mapa georreferenciado a partir del GPS.
(Astudillo Velasco & Zambrano Escalante, 2006)

5.3.1.2. Tecnologías TDMA y CDMA

El Sistema de Acceso Múltiple por División de Tiempo (TDMA) es una tecnología de segunda generación utilizada por el sistema GSM que brinda alta calidad de voz y datos de circuito conmutado en las bandas más usadas del espectro (850 y 1900 MHz). El TDMA divide un canal de frecuencia de radio en 6 ranuras de tiempo las cuales se asignan una a cada persona que realiza una llamada. Esta estrategia usa más eficientemente el espectro y ofrece tres veces más capacidad que la tecnología analógica de primera generación.

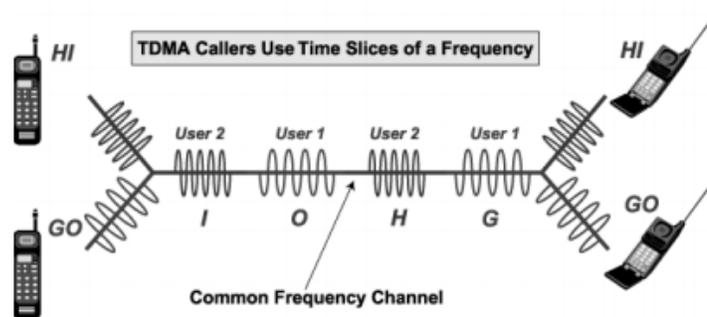


Figura 9 Sistema TDMA

Con el aumento desmesurado en el número de usuarios y la información que era manejada por las redes de telefonía celular se fue haciendo necesaria la creación de un sistema de comunicación más eficiente que el TDMA, así surgió el sistema de Acceso Múltiple por División de Código (CDMA). El CDMA fue implementado a partir de la 3G y es un método de comunicación móvil que permite a varios usuarios compartir el mismo espectro de radiofrecuencia asignando a cada usuario un código y sobreponiendo varias llamadas en

el canal. Con este método se pueden comprimir entre 8 y 10 llamadas digitales que ocupen el mismo espacio que una llamada analógica. (Astudillo Velasco & Zambrano Escalante, 2006)

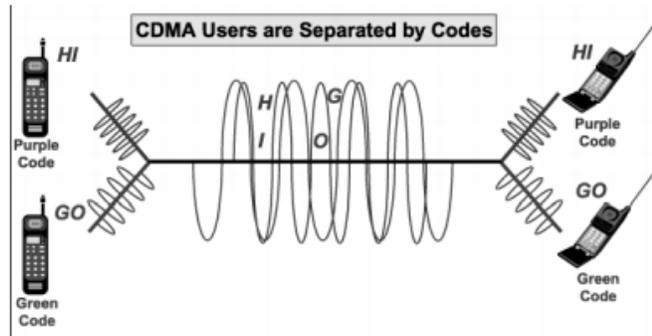


Figura 10 Tecnología CDMA

5.3.2. Modem GSM

Un módem GSM es conjunto integrado de componentes que permite la conexión de un micro controlador u otros dispositivos con la red GSM mediante la generación, transmisión y decodificación de datos de una red celular. Al igual que los teléfonos móviles los módems GSM requieren de una SIM y tienen asignado un Identificador Internacional de Equipo Móvil (IMEI) (SIMCom©, 2013).

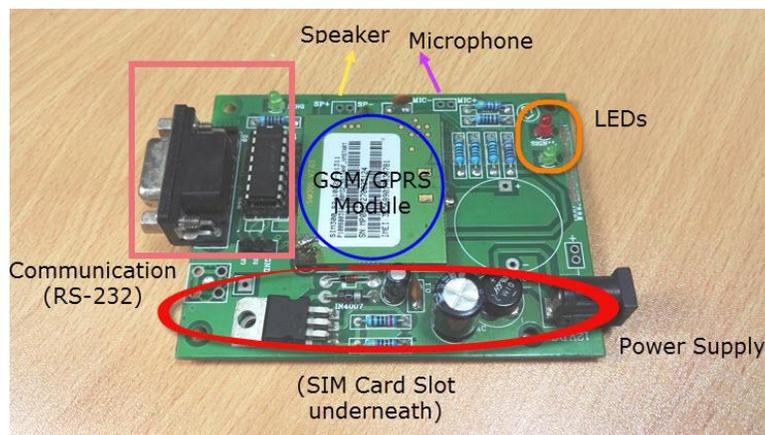


Figura 11 Componentes de un modem GSM

Los componentes principales de un módem GSM se pueden apreciar en la Figura 11 y serán descritos con brevedad. En primer lugar, se tiene el componente central, el módulo GSM. Este componente se encarga de iniciar y mantener la conexión con la red GSM. El slot de la SIM es una ranura que permite la lectura de los datos de conexión almacenados en la SIM card. El circuito integrado (IC) tiene 3 LED que funcionan como indicadores, uno para estado de la alimentación (ON/OFF), otro para el estatus de la red y el último para indicar el estado del módulo GPS (ON/OFF). El dock de comunicación RS-232 permite conectar el módem con otros dispositivos que manejen este estándar de comunicación. Para la alimentación se tiene un socket de poder y un regulador de voltaje. Dependiendo del modelo algunos de los pines están reservados para funciones de audio (tanto parlantes como micrófono). Por último, algunos modelos cuentan con una antena externa, que varía en longitud dependiendo del fabricante.

5.4.PROTOCOLOS DE COMUNICACIÓN ENTRE DISPOSITIVOS

5.4.1. UART

EL protocolo UART es uno de los protocolos de comunicación más utilizados desde su inyección en el año 1970 y en la actualidad, es posible encontrarlo en la gran mayoría de microcontroladores. Se caracteriza por usar una comunicación asíncrona, es decir, no es necesario el envío de una señal de reloj junto con la señal objetivo, en cambio el usuario provee el timing tanto para el receptor como para el emisor. En la Figura 12 se puede apreciar una versión simplificada del protocolo UART. Visto como una comunicación serial, el tráfico de datos se lleva a cabo por dos vías: datos transmitidos en serie (TX) y datos recibidos en serie (RX). Sin embargo, la implementación de la comunicación serial requiere el uso de comunicación paralela, que es representada en el lado “parallel” en la Figura 12. (Keim, 2016)

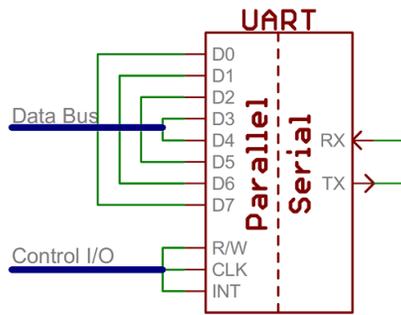


Figura 12 UART simplificado

La comunicación paralela es llevada a cabo usando un Data Bus de 8 bits acompañados de dos bits adicionales (un bit de inicio y un bit de parada), tal como se observa en la Figura 13. A la secuencia 8 de bits que llevan la información se les denomina Byte. En algunos casos se adiciona un bit de paridad que sirve para identificar si un bit se perdió en la transferencia. Ya que el emisor envía los bits basándose en la señal de reloj brindada por el usuario, es necesario que la señal de reloj que se provee al receptor este sincronizada. La sincronización se realiza con el procedimiento presentado en la Figura 14. (Keim, 2016)

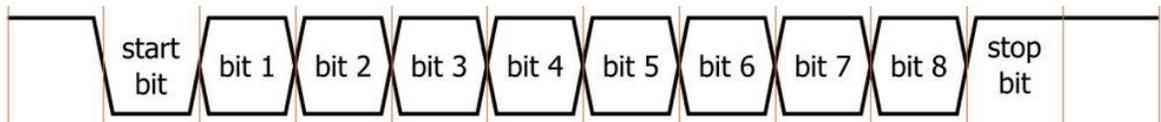


Figura 13 Un byte enviado por UART

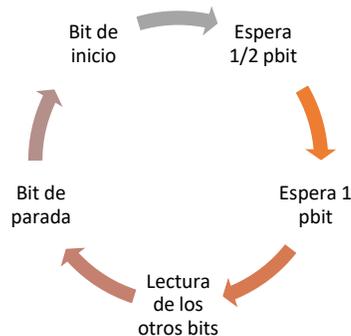


Figura 14 Lectura de un byte por UART

La sincronización requiere tener conocimiento del valor del periodo de bit (pbit). Un pbit es igual al tiempo que tarda en enviarse un bit medido en número de ciclos de reloj,

asumiéndose constante para cada uno de los bits. Conociendo este valor, se apunta a que la lectura de cada bit se haga a la mitad de su ciclo ($1/2$ pbit) para prevenir la corrupción de la información (por ejemplo, si la lectura es muy rápida podría leerse alguno de los bits más de una vez). Cuando se inicia la lectura de un Byte por parte del receptor se hace en el instante en el que se detecte el bit de inicio. Como esta detección es al inicio del bit de inicio se aplica una espera de $1/2$ pbit para posicionarse a la mitad del ciclo del bit. A partir de este punto comienza la lectura de los 8 bits que traen la información, llevándose a cabo cada 1 pbit para tomar los bits a la mitad de su ciclo o en su defecto tan cerca del mismo como sea posible. Por último, se lee el bit de parada y se inicia la recepción del siguiente Byte. (Keim, 2016)

5.4.2. I2C

El protocolo de comunicación I2C (Bus de Comunicación Inter Integrado) es usado con frecuencia para la comunicación entre componentes que pertenecen a una misma placa de circuitos. Se caracteriza por permitir la comunicación entre varios elementos de control (Maestros) y sus ejecutores (Esclavos) de una manera robusta y fácil de adaptar. Para ello, cuenta con dos líneas de comunicación, una de reloj y una de información (Figura 15). La línea de reloj es la que indicara a los esclavos en que instante de tiempo deben hacer la lectura de los bits que son enviados por la línea de información. El I2C al igual que el UART envía los datos en paquetes de 10 bits: 8 de información, 1 de inicio y 1 de fin. (Keim, 2015)

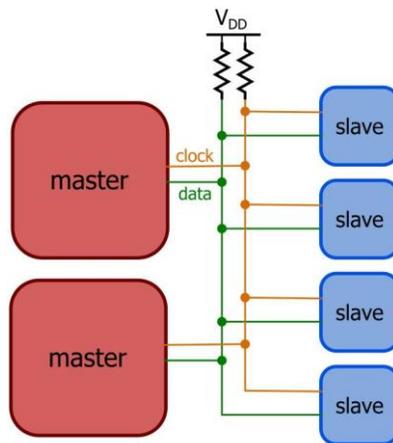


Figura 15 I2C con dos maestros

Los maestros son los únicos componentes que inician y terminan la comunicación entre componentes, por ello es necesario que puedan identificar a los esclavos. Cada esclavo tiene asignado un código de 7 bits que permite su identificación. Es necesario tener presente que los maestros puedan comunicarse con varios esclavos al mismo tiempo, sin embargo, los roles de maestro y esclavo no siempre son permanentes. Algunos componentes pueden cambiar entre ser maestros o esclavos dependiendo de la configuración. (Keim, 2015)

5.5.GPS

El Sistema de Posicionamiento Global (GPS) es un sistema perteneciente al gobierno de los Estados Unidos que presta servicios de Posicionamiento, Navegación y Tiempo (PNT). Este sistema se puede dividir en tres segmentos: uno espacial, uno de control y uno de usuarios. La Fuerza Aérea de los Estados Unidos se encarga de mantener, desarrollar y operar los dos primeros. (Sistema de información del GPS y temas relacionados, 2018).

El segmento espacial se compone de un enjambre de satélites que orbitan la tierra a 22.000 Km de altura (Figura 16). Cada uno de estos satélites da vuelta a la tierra dos veces al día, asegurando que cada usuario pueda observar al menos 4 satélites de la red sin importar en que parte de la Tierra se encuentre. En la actualidad hay 31 satélites GPS en órbita que

funcionan intermitentemente, pero la mayoría del tiempo con un mínimo de 24 satélites en funcionamiento simultáneo. (Sistema de información del GPS y temas relacionados, 2018)

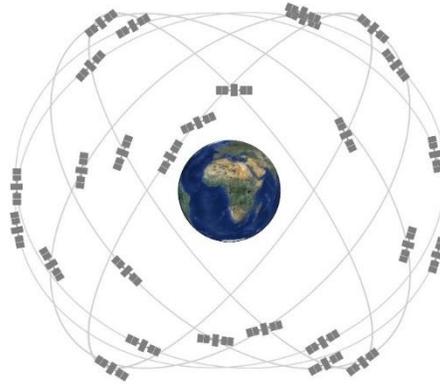


Figura 16 Constelación de satélites del GPS

El siguiente segmento corresponde al de control. Para este segmento se mantiene una red de sedes en diferentes partes del mundo que hacen seguimiento de los satélites, monitorean las transmisiones, hacen análisis y envían comandos a la constelación de satélites. El segmento de control operacional actual incluye una estación maestra, 11 antenas de comando y control y 16 sitios de monitoreo. (Sistema de información del GPS y temas relacionados, 2018)

El último segmento corresponde al segmento de usuario. Esta división corresponde al uso que le dan los distintos dispositivos como celulares, sistemas aeronáuticos etc. Para ello, estos dispositivos reciben las señales de radio emitidas por los satélites, decodificando una serie de caracteres que son posteriormente descifrados por un convertidor de coordenadas GPS. Los datos que se reciben siguen el protocolo NMEA (National Marine Electronics Association), siendo las sentencias \$GPRMC las más utilizadas. Usualmente las lecturas de GPS se dan en 3 dimensiones (latitud, longitud y altura); sin embargo, dependiendo de la ubicación de los satélites y de la calidad de la señal la altura no se puede determinar directamente. En estos casos la altura es estimada a partir de estimaciones que reducen la precisión general del dispositivo.

```
$GPRMC,044235.000,A,4322.0289,N,00824.5210,W,0.39,65.46,020615,020.3,E*44
```

Figura 17 Secuencia GPS de ejemplo

En la Figura 17 se presenta una secuencia de GPS con cada una de sus partes de un color diferente. La primera sección es un código de 7 caracteres que indica el tipo de conexión con el satélite y siempre inician con los caracteres \$GP. La segunda sección corresponde a la hora GMT del satélite, 04:42:35 para este caso. La tercera sección indica si el dato de posición está fijado, siendo A correcto y V no valido. La siguiente sección se compone de dos partes: la primera es la latitud en grados y minutos, 43°22.0289' para este caso; la segunda indica si es norte (N) o sur (S). La quinta sección indica la longitud y tiene la misma estructura de la sección anterior: longitud en grados y minutos (008°24.5210') y un indicativo del hemisferio (E para este, W para oeste). La sexta sección es el valor de Speed Over Ground, que indica la velocidad relativa con respecto al desplazamiento de la tierra. La séptima sección es el Course Made Good que es la dirección de un vehículo independientemente del sentido del vehículo. El siguiente segmento corresponde a la fecha (02/06/2015). El noveno segmento indica los grados de variación producto de los cambios en al campo magnético de la tierra. El último valor corresponde a un checksum. (Sistema de información del GPS y temas relacionados, 2018)

5.6.MATERIAL DE LA CARCASA

5.6.1. Características mecánicas de un material

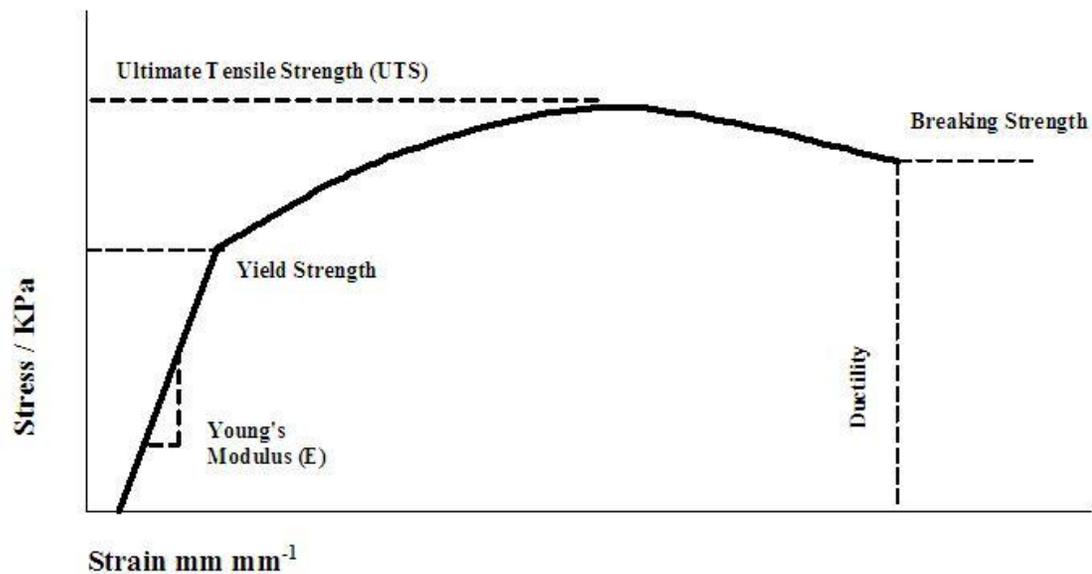


Figura 18 Gráfica de una prueba de resistencia tensil

Las características mecánicas de un material son aquellas que determinan su comportamiento cuando es sometido a fuerzas externas. En la Figura 18 se puede observar una gráfica de resistencia tensil. Para esta prueba se toma un volumen fijo de material y se somete de manera progresiva a estrés longitudinal. De esta forma es posible establecer una gran parte de las propiedades mecánicas de un material. Otras propiedades se pueden calcular a partir de las obtenidas con esta prueba o realizando pruebas adicionales.

A continuación, se presentan las características mecánicas más importantes de un material.

- a. Plasticidad/elasticidad: estas propiedades complementarias miden la deformación elástica máxima que puede soportar un material sin deformarse permanentemente. Cuando un material se encuentra en su región elástica significa que deformación a la que es sometido es reversible. La región plástica en cambio, indica que la deformación no es reversible, aún si se deja de aplicar la fuerza.
- b. Módulo de Young: es la relación entre estrés y carga en la región elástica cuando se aplica una carga longitudinal. Un módulo de Young alto indica que se requiere de mucho esfuerzo longitudinal para deformar un material.
- c. Fluencia: corresponde a la cantidad de estrés requerida para iniciar la deformación de un material.
- d. Ductilidad: indica la cantidad máxima de deformación plástica que puede soportar un material sin romperse.
- e. Limite tensil: es el estrés máximo que puede soportar un material sin fracturarse.
- f. Tenacidad: esta propiedad suele asociarse con la carga producida por impactos. Se define como la energía requerida para fracturar una unidad de volumen de un material. Generalmente, la combinación de una alta ductilidad y un alto limite tensil conduce a una alta tenacidad. Una baja tenacidad se denomina fragilidad.
- g. Dureza: es la capacidad de un material de resistir a la abrasión, rayones, hendiduras o abolladuras producidas por otro objeto.

- h. Límite de fatiga: este parámetro corresponde a la máxima cantidad de estrés que se puede aplicar a un material de forma cíclica sin que se fracture (University of Warwick, 2012).

5.6.2. Características fisicoquímicas de un material

Las características fisicoquímicas son todas aquellas que determinan la respuesta de un material a factores externos diferentes a la aplicación de estrés mecánico como temperatura, pH etc. Los factores que se deben tener en cuenta para asegurar buenas condiciones de operación y seguridad son:

- a. Expansividad térmica: es la tendencia de un material de cambiar su forma, área y volumen cuando es sometido a cambios en la temperatura. Resulta importante para establecer las temperaturas que ocasionarían deformación del material.
- b. Permeabilidad: expresa la capacidad de un material de permitir el paso de fluidos a través del mismo.
- c. Conductividad térmica: es la capacidad de un material de conducir el calor. A mayor conductividad térmica mayor es la capacidad de disipar el calor.
- d. Temperatura de deflexión: cuando los materiales se calientan cambian sus propiedades mecánicas, por ello es importante saber a qué temperatura un material se empieza a deformar con mucha facilidad.
- e. Densidad: es la propiedad de un material que describe la cantidad de materia contenida en una unidad de volumen. Resulta útil para calcular la masa y otras propiedades del material.
- f. Flamabilidad: es el factor que determina la facilidad con la que un material entrará en ignición cuando es sometido a altas temperaturas.
- g. Conductividad eléctrica: es la facilidad que tiene un material para permitir el paso de una corriente eléctrica. Está determinada por la distribución de las moléculas, la composición química y otros factores (University of Warwick, 2012).

5.7.ESTADÍSTICA Y PROBABILIDAD

5.7.1. Distribución normal

La distribución normal también conocida como distribución gaussiana es la distribución de probabilidad más utilizada debido a su aplicabilidad y a sus propiedades particulares. Se caracteriza por ser una curva simétrica con su centro en la media de los datos, es decir el 50% de los datos se ubican a la izquierda y el 50% a la derecha. Muchos eventos en la naturaleza y conjuntos de datos presentan este comportamiento, por ello se suele asumir una distribución de probabilidad normal cuando no se conoce con certeza la distribución de un conjunto de datos. (Monroe, 2017)

Las propiedades más importantes de una distribución normal son: el área total debajo de la curva es igual a 1; la media, mediana y moda de los datos son iguales; la distancia de un dato con respecto a la media permite estimar la probabilidad de ocurrencia de un evento. Como se puede observar en la Figura 19 la curva normal tiene forma de campana y cada región coloreada corresponde a una probabilidad. La región roja corresponde a los datos que se encuentran alejados de la media una desviación estándar o menos, la región verde para datos alejados entre una y dos desviaciones estándar y la azul entre tres y dos desviaciones estándar. La probabilidad de que un dato se encuentre en alguna de estas regiones es de: 99.7% para alguna de las tres regiones; 95% en la región roja o la verde; 68% solo en la región roja.

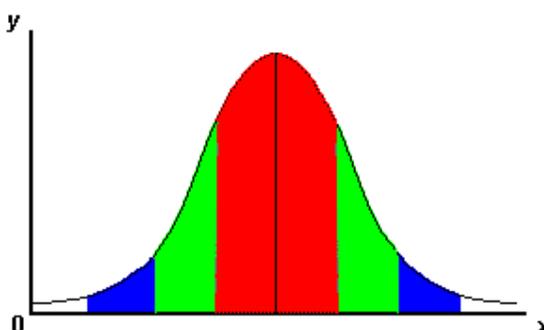


Figura 19 Curva de distribución normal

5.7.2. Teorema de Bayes

El teorema de Bayes describe la probabilidad de que se dé un evento dadas ciertas condiciones conocidas con anterioridad. Adicionalmente, el teorema brinda la posibilidad de revisar teorías o modelos existentes dada nueva información. El teorema tiene en cuenta la probabilidad de un evento A dado B, tal como se puede observar en la ecuación 1. La relación de causalidad entre A y B resulta muy útil para muchas aplicaciones, ya que la mayoría de eventos no se dan de forma independiente. (Joyce, 2003)

Ecuación 1 Fórmula de Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{P(A) * P(B|A)}{P(B)}$$

Una extensión del teorema de Bayes es la interpretación Bayesiana de la probabilidad. Este planteamiento presenta la probabilidad como una suposición razonable, un estado de conocimiento. Las preconcepciones por lo tanto están en constante actualización, entre más conocimiento se posee mejor será la suposición. Al observar con detenimiento esta visión se hace evidente que es el mismo principio de los métodos de machine learning, a partir de una base de conocimiento se hacen suposiciones de datos no conocidos (predicciones) y en muchos casos entre más datos se posee mejor será el modelo. (Joyce, 2003)

5.7.3. Entropía cruzada

Cuando se desea evaluar un modelo se busca que la expresión matemática sea tan fiel a la realidad como sea posible, una representación perfecta sería la solución ideal. En estadística se conoce como entropía al número total de bits necesarios para obtener el resultado más óptimo, es decir, el camino que conduzca a la solución ideal. Esto se ve reflejado en su fórmula (ecuación 2). El término Y_i corresponde a la probabilidad del valor y $\log Y_i^{-1}$ es el número de bits más bajo posible para la distribución de probabilidad de Y. Al multiplicar los dos términos se está obteniendo la tasa óptima, el camino ideal.

Ecuación 2 fórmula de la entropía

$$H(y) = \sum_i y_i \log \frac{1}{y_i}$$

Conociendo la entropía es posible aplicar una técnica conocida como entropía cruzada. La entropía cruzada compara la entropía con el costo real del modelo utilizado, estableciendo que tanto difieren. Para ello, solo basta una ligera modificación a la fórmula de la entropía (ecuación 3, \hat{y}_i . Corresponde al número de bits de la solución actual). La entropía cruzada permite, por lo tanto, estimar que tan cercano es el modelo a la realidad. Expandiendo esta aplicación es posible mejorar el entrenamiento de modelos al usar funciones que minimicen la entropía cruzada con cada iteración. (DiPietro, 2016)

Ecuación 3 fórmula de la entropía cruzada

$$H(y) = \sum_i y_i \log \frac{1}{\hat{y}_i}$$

5.7.4. Valor F Ajustado

Cuando se tienen varios clasificadores puede ser difícil decidir uno a partir de la matriz de confusión, por ello se han desarrollado algunas métricas que permiten evaluar ciertas características de interés, una de ellas es el valor F. El valor F es un índice que tiene en cuenta tanto la precisión como la sensibilidad y se utiliza en casos en donde ambos valores tienen una importancia similar. La relación se puede observar en la ecuación 4.

Ecuación 4 Fórmula del Valor F

$$\text{Valor F} = \frac{2 * \text{sensibilidad} * \text{precisión}}{\text{sensibilidad} + \text{precisión}}$$

El Valor F presenta una limitación importante: presenta buenos resultados para set de datos relativamente balanceados, pero no para datos desbalanceados. Producto de esta limitación surge el Valor F ajustado. Su cálculo se realiza en varias etapas. En primer lugar, se calcula el Valor F2 usando la ecuación 5, que como se puede apreciar le da más peso a la

sensibilidad. Posteriormente, se invierten las denominaciones (clases) positivo (1) y negativo (0), es decir, los casos positivos pasan a ser negativos y viceversa. Una vez invertidos se calcula el índice Inv. F0.5 (Ecuación 6). Por último, se usan los dos índices para calcular el Valor F ajustado (Ecuación 7).

Ecuación 5 Fórmula F2

$$F2 = 5 * \frac{\text{sensibilidad} * \text{precisión}}{(4 * \text{sensibilidad}) + \text{precisión}}$$

Ecuación 6 Fórmula F Inv. 0.5

$$\text{Inv F0.5} = \frac{5}{4} * \frac{\text{sensibilidad} * \text{precisión}}{(0.5^2 * \text{sensibilidad}) + \text{precisión}}$$

Ecuación 7 Valor F ajustado

$$VFA = \sqrt{F2 * \text{Inv F0.5}}$$

5.8.MACHINE LEARNING

Se conoce como Machine Learning al conjunto de algoritmos y métodos que permiten a los computadores hacer lo que se da de forma natural para humanos u animales, aprender de la experiencia. Los algoritmos de Machine Learning utilizan métodos computacionales para “aprender” directamente de los datos sin depender de una ecuación o modelo matemático predeterminado. Gracias a ello, es posible encontrar patrones y relaciones en los datos para mejorar la toma de decisiones y la capacidad de predicción. Los algoritmos mejoran su capacidad a medida que el número de observaciones disponibles para el entrenamiento aumentan (Mathworks, 2016).

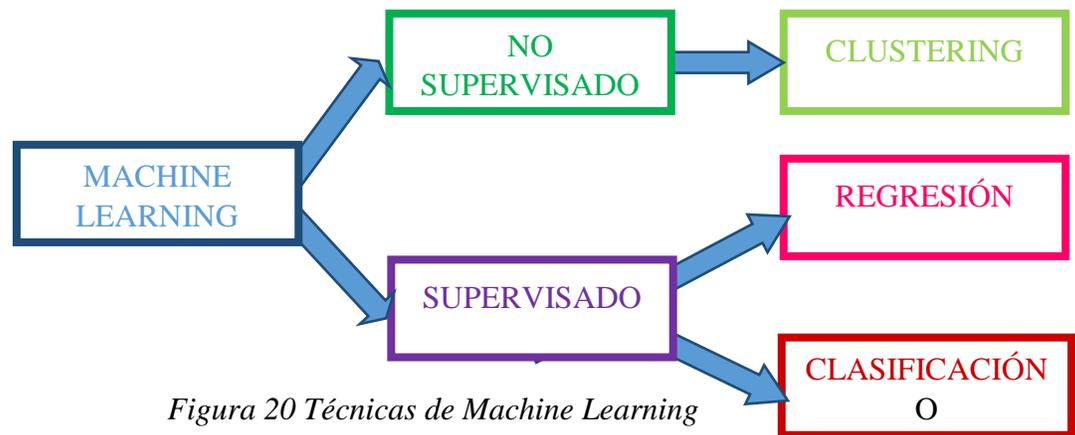


Figura 20 Técnicas de Machine Learning

Existen dos técnicas de aprendizaje para Machine Learning: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado (Figura 20). El aprendizaje supervisado entrena un modelo con entradas y salidas conocidas para poder predecir futuros resultados, a diferencia del no supervisado que encuentra patrones ocultos o estructuras intrínsecas de los datos de entrada por medio de clustering u otras estrategias similares. Otra diferencia entre el aprendizaje supervisado y el no supervisado es el tipo de problemas que pueden abordar. El supervisado puede usarse para problemas de regresión y clasificación, mientras que el no supervisado no se puede aplicar a problemas de regresión debido a la naturaleza de los mismos. La regresión busca predecir una salida a partir de una entrada continua, a diferencia de la clasificación que busca asignar un grupo a un conjunto de datos (Mathworks, 2016).

Para la implementación de algoritmos de Machine Learning se disponen los datos de forma matricial, ya que las operaciones matriciales son mucho más eficientes computacionalmente con respecto a la utilización de ciclos. En la Figura 21 se presentan las generalidades de un conjunto de datos para Machine Learning en forma matricial. Cada fila de la matriz corresponde a una observación (señalado con negro). Las observaciones son cada una de las muestras del conjunto de datos y se componen de varias columnas. Cada columna (señalada en rojo) es un tipo de dato que se toma de forma simultánea a los demás de la misma observación. Por ejemplo, si se tienen los datos de aceleración en tres ejes, cada columna corresponderá a uno de los ejes. La última columna de la matriz (amarillo) almacena la clase a la cual pertenece la observación. Por convención si son dos clases se usa notación binaria (1 para una clase, 0 para la otra).

DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE
DATO	DATO	DATO	CLASE

Figura 21 Estructura de un conjunto de datos en forma matricial

Las columnas de las observaciones pasan a representar características cuando se hace la extracción de las mismas. La extracción de características consiste en el procesamiento de datos crudos para la obtención de información más significativa. Generalmente, la extracción de características se hace por ventanas o segmento de datos y no dato a dato. Para seleccionar las características que han de extraerse se tiene en cuenta el tipo de dato, la aplicación y la información que se desea obtener. Paradójicamente, la mayoría de las veces no se sabe con antelación que características son las más indicadas, así que suelen preseleccionarse varias para ser evaluadas en función de su capacidad discriminativa (Mathworks, 2016).

5.8.1. Matriz de confusión y métricas

El rendimiento de un algoritmo de clasificación se evalúa en base a su capacidad discriminativa y una de las formas más intuitivas de hacerlo es usando una matriz de confusión. En la Tabla 1 se presenta el esquema de una matriz de confusión para dos clases. En la primera fila y la primera columna se ubican los nombres de las clases. Las filas hacen referencia a las clases reales y las columnas a las asignadas por el algoritmo. Cuando a un dato se le asigna la clase de interés se le denomina positivo, si no es el caso se le denomina negativo. De igual forma cuando a un dato se le asigna la clase correcta se le denomina verdadero y si es errada se designa como falso. Teniendo en cuenta estas denominaciones se pueden tener las cuatro denominaciones presentes en la matriz. (Stanford, 2013)

Tabla 1 Matriz de confusión para dos clases

	CLASE 1	CLASE 2
CLASE 1	VERDADEROS POSITIVOS (VP)	FALSOS NEGATIVOS (VN)
CLASE 2	FALSOS POSITIVOS (FP)	VERDADEROS NEGATIVOS (VN)

A pesar de que la matriz de confusión da un buen panorama general, suele ser necesario evaluar aspectos específicos del modelo dependiendo de la aplicación. Por este motivo se utilizan infinidad de métricas que en general derivan de 4 fundamentales: exactitud, sensibilidad, precisión y especificidad.

- Sensibilidad: se calcula con la ecuación 8 y corresponde al porcentaje de datos clasificados en la clase positiva que si pertenecen a la misma

Ecuación 8 Fórmula de sensibilidad

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FP}$$

- Precisión: se calcula con la ecuación y expresa el porcentaje de datos de la clase positiva que fueron identificados correctamente.

Ecuación 9 Fórmula de precisión

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

- Especificidad: se determina con la ecuación e indica el porcentaje de datos de la clase negativa que fueron asignados correctamente.

Ecuación 10 Fórmula de especificidad

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FN}$$

- Exactitud: se calcula con la ecuación y sirve como medida general del rendimiento de un modelo.

Ecuación 9 Fórmula de exactitud

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

5.8.2. Clustering no supervisado

Como se mencionó anteriormente, el aprendizaje no supervisado permite encontrar patrones o estructuras intrínsecas a los datos, usándose para trazar diferencias entre los datos de un set compuesto de entradas sin clases asignadas. Entre las técnicas de aprendizaje no supervisado la más utilizada es el clustering. Esta técnica es utilizada para realizar un análisis de datos mediante agrupaciones de los datos, como se observa en la Figura 22 Cada clúster (grupo de datos) está señalado con un color diferente. Los métodos para definir estas agrupaciones varían dependiendo del algoritmo utilizado. Algunos de los algoritmos de clustering más utilizados son: k-means, c-means difuso y mezclas gaussianas. (Mathworks, 2016).

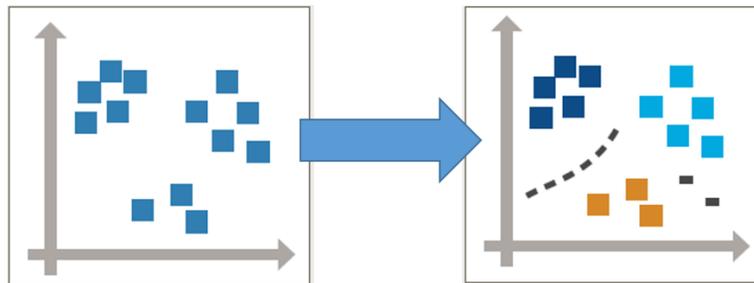


Figura 22 Clustering

5.8.2.1.K means

El algoritmo k-means es uno de los más populares para realizar tareas de clustering no supervisado. El algoritmo almacena k centroides que usa para definir los clústeres. Posteriormente, cada punto es asignado al clúster que tenga el centroide más cercano. Sin embargo, los clústeres no son estáticos. El algoritmo k means selecciona los mejores

centroides alternando su operación entre asignar puntos a alguno de los clústeres y recalcular los centroides. (Stanford, 2013)

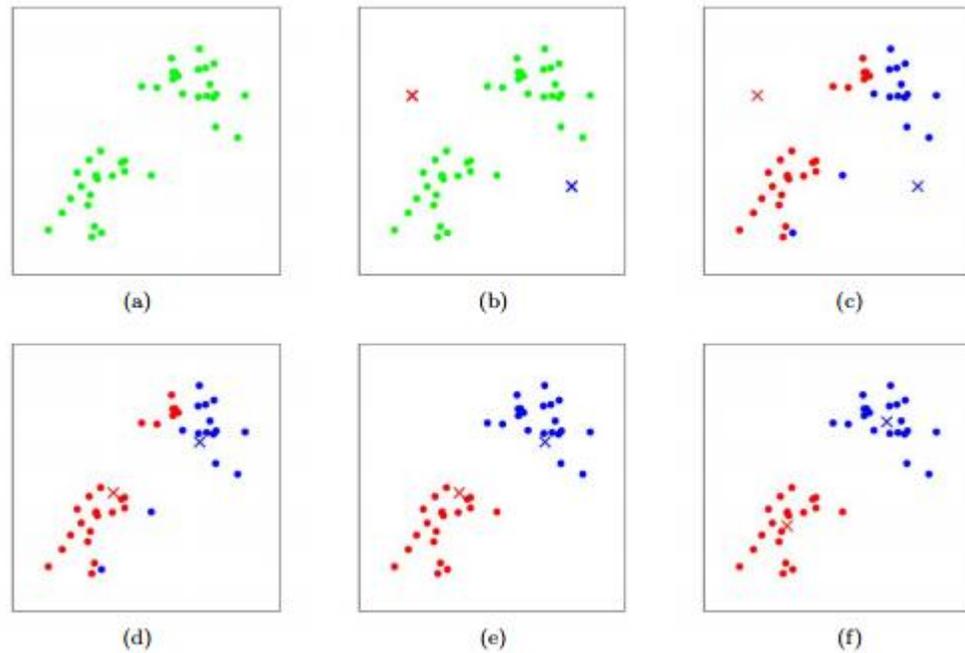


Figura 23 K means graficas paso a paso

En la Figura 23 se presenta de forma gráfica la operación del algoritmo. En la gráfica a se presentan los datos sin clases asignadas. En primera instancia se seleccionan los centroides de forma aleatoria (b), posteriormente se asignan los datos a cada clase a partir de los mismos (c). Con los datos ya clasificados se recalculan los centroides a partir de la agrupación actual (d). Los nuevos centroides se utilizan para volver a asignar las clases (e) y volver a calcular los centroides (f). Este procedimiento en dos pasos se repite con cada iteración del algoritmo.

Ecuación 10 Asignación a clúster

$$c^{(i)} := \arg \min_j \|x^{(i)} - \mu_j\|$$

Ecuación 11 Generación de clúster nuevo

$$\mu_{(j)} := \frac{\sum_{i=1}^m 1\{C^{(i)} = j\}x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m 1\{C^{(i)} = j\}}$$

La asignación de clústeres y la actualización de los mismos se realizan con las ecuaciones 10 y 11 respectivamente. La ecuación 10 describe la selección del valor más bajo (arg min) de la distancia entre el punto x y alguno de los centroides μ . La ecuación 11 expresa el cálculo de un clúster a partir de las clases ya asignadas (C). Ambas operaciones se realizan de forma iterada hasta que la distancia entre los puntos y su clúster asignado sea la menor posible, haciendo invariantes los clústeres.

5.8.2.2.C-means difuso

El algoritmo c-means difuso fue desarrollado a partir del algoritmo de k means visto desde la perspectiva de la lógica difusa. Mientras que aplicando la lógica tradicional un punto solo puede pertenecer a una clase, con lógica difusa los puntos pueden pertenecer a varias clases a la vez en mayor o menor medida (función de pertenencia). De esta forma, es posible aproximarse más fácilmente a un clasificador adecuado para datos con distribuciones complejas. (Laszlo *et al*, 2011).

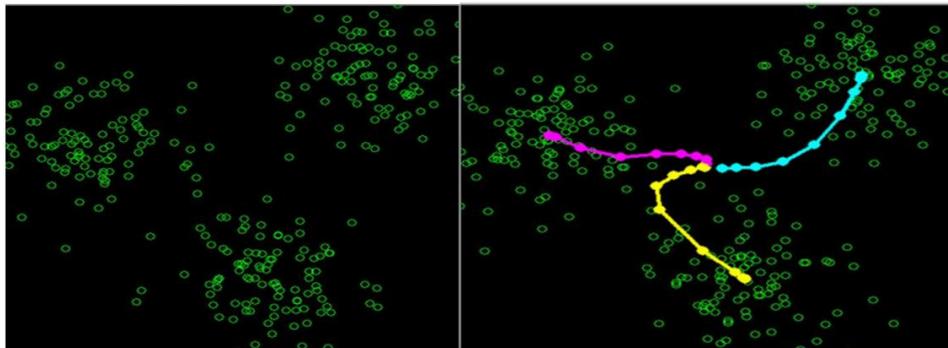


Figura 24 Progresión de los clústeres

En la Figura 24 se presenta de forma gráfica la progresión del algoritmo. La imagen del lado izquierdo corresponde a los datos iniciales. La imagen del lado derecho muestra la ubicación de los clústeres a lo largo de las iteraciones y sus trayectorias. Como se puede

observar conserva muchas similitudes con la operación del algoritmo K-means, mas no son iguales, la diferencia es más evidente en los métodos de cálculo.

Dado un número de clústeres c , el algoritmo particiona los datos en los clústeres minimizando el valor del error cuadrado de la función objetivo con la ecuación 12. $J_m(U, V)$ es la sumatoria de los errores cuadrados para el set de clústeres difusos representados por la matriz U y el set de centros de clúster asociados V .

Ecuación 12 Error cuadrado para la partición

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (U_{ik})^m \|X_k - V_i\|^2$$

$$1 \leq m \leq \infty$$

El cálculo de los valores de U se lleva a cabo con la ecuación 13. El término contenido en la sumatoria representa la relación entre la distancia del dato con el clúster de la iteración anterior y la distancia entre el dato y cada clúster de la iteración actual. Así, la sumatoria será el error cuadrado total del dato con respecto a todos los clústeres de la iteración actual.

Ecuación 13 Cálculo de matriz U

$$U_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|X_k - V_i\|}{\|X_k - V_j\|} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad \forall i, \forall k$$

El cálculo de los clústeres para cada iteración se realiza con la ecuación 14, que es esencialmente la misma que la empleada en el algoritmo K-means.

Ecuación 14 Cálculo de clúster

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m X_k}{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m}$$

5.8.2.3. Mezclas Gaussianas

Un modelo de mezcla Gaussiana es un modelo probabilístico que asume que todos los puntos (cada dato) son generados por una mezcla de un número finito de distribuciones Gaussianas de parámetros desconocidos. Se puede pensar que los modelos gaussianos son modelos de clustering k-means generalizados para incluir información de la estructura de covarianza además de los centros de las distribuciones gaussianas latentes. (scikit, 2017).

El algoritmo para el cálculo del modelo de mezclas gaussianas se compone de k componentes de densidad normal multivariable, siendo k un entero positivo. Cada uno de estos componentes tiene una media de n dimensiones, una proporción de mezclas y una matriz de covarianza de $n \times n$ siendo n un entero positivo. La proporción de mezcla j determina la proporción de la población compuesta por cada elemento. (Mathworks, 2018).

El ajuste del modelo gaussiano se lleva a cabo por medio de él algoritmo de Maximización de la Esperanza. Haciendo uso de los valores iniciales de las medias de los componentes, las matrices de covarianza y las proporciones de mezcla, el algoritmo de maximización procede en dos etapas:

1. Etapa E: Para cada observación el algoritmo calcula las probabilidades posteriores (probabilidad de asignar observaciones a un grupo de datos previo) de pertenencia de cada miembro. El resultado es una matriz de $n \times k$, donde cada fila corresponde a una observación y cada columna la probabilidad de esa observación de pertenecer a una de las clases.
2. Etapa M: Usando las probabilidades posteriores como pesos, el algoritmo estima las medias de los componentes, las matrices de covarianza y las proporciones de mezclas aplicando la máxima probabilidad.

El algoritmo realiza estos dos pasos de forma iterada hasta lograr la convergencia. La convergencia se lleva a cabo en un mínimo local que puede o no depender de las condiciones iniciales. Una vez entrenado el modelo se procede a realizar el clustering. A partir de la probabilidad posterior de pertenecer a cada clúster se asignan las clases para cada dato. (Mathworks, 2018).

5.8.3. Aprendizaje supervisado

5.8.3.1. Árboles de decisión

Los árboles de decisión son métodos de aprendizaje supervisado que se emplean para solucionar problemas de regresión y de clasificación. El objetivo es crear un modelo que prediga el valor de una variable objetivo a partir de algunas reglas inferidas de las características de los datos (Kingsford & Salzberg, 2009). Como se puede observar en la Figura 25, un árbol se compone de nodos y ramas. Cada nodo corresponde a una condición y cada rama al posible valor del nodo que la origina. Cuando un dato se ingresa al árbol tomará una ruta hasta llegar a las hojas que corresponden a la clase asignada o el valor esperado de una variable.

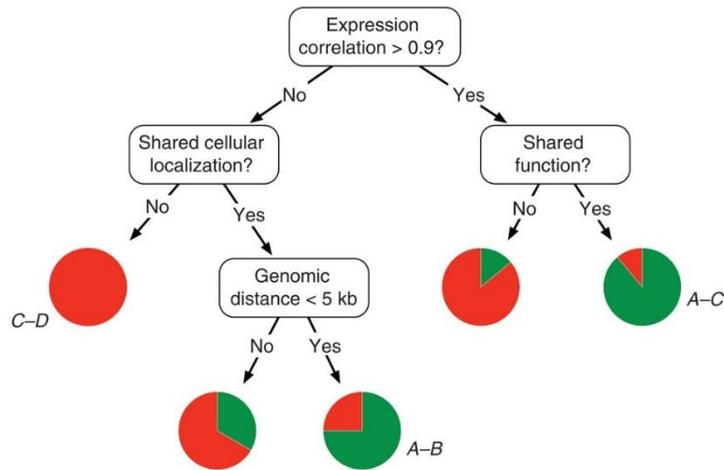


Figura 25 Ejemplo de un árbol de decisión

La creación de un árbol de decisión se realiza dividiendo los datos en función de la clase a la cual pertenecen a partir de las ecuaciones 13 y 14. Para cada bifurcación candidata, $\theta = (j, T_m)$ compuesta de una característica j y un threshold t_m se dividen los datos para ese nodo Q en dos subgrupos izquierda y derecha. Posteriormente, se calcula la impureza con la ecuación 15. Esta impureza se calcula con la función H que varía dependiendo del problema. Por último, se selecciona la configuración del nodo que minimice la función de impunidad.

Ecuación 15 Ecuaciones para la creación de bifurcaciones

$$Q_{izquierda}(\theta) = (x, y) | x_j \leq tm$$

Ecuación 16 Ecuaciones para la creación de bifurcaciones

$$Q_{derecha}(\theta) = Q \setminus Q_{izquierda}(\theta)$$

Ecuación 17 Ecuación de impuridad

$$G(Q, \theta) = \frac{n_{izquierda}}{Nm} H(Q_{izquierda}(\theta)) + \frac{n_{derecha}}{Nm} H(Q_{derecha}(\theta))$$

5.8.3.2.K-vecinos más próximos

El algoritmo k vecinos es uno de los clasificadores más utilizados debido a su simplicidad y facilidad de implementación. Se caracteriza por ser un método no paramétrico, es decir, un método que no hace asunciones sobre la distribución de los datos. Adicionalmente, también es un método perezoso, denominación que reciben los modelos que no hacen generalizaciones a partir de los datos de entrenamiento. (Ertekin, 2012)

La clasificación se realiza mediante una comparación entre las características de los datos de entrada y las de los datos de entrenamiento. Para ello, se comparan los valores de las características del dato a clasificar con los de los datos más cercanos del set de entrenamiento. El número de datos es seleccionado por el usuario y siempre es impar para prevenir empates. La selección de un número de vecinos adecuado es fundamental para la clasificación, ya que incide directamente en el rendimiento del modelo. Por ejemplo, tal como se puede observar en la Figura 26, si se escoge solo un vecino el dato sería asignado a la clase 1, por el contrario, si se escogen tres vecinos será asignado a la clase 2.

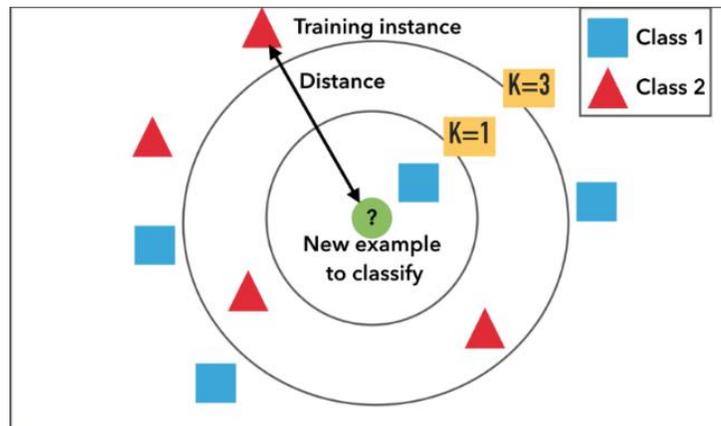


Figura 26 Variación de la clase asignada por k-vecinos

5.8.3.3.Regresión Logística

La regresión logística es uno de los algoritmos más sencillos y utilizados para problemas de clasificación. Se caracteriza por su facilidad de implementación y su versatilidad. Para realizar la clasificación el algoritmo trata de determinar la probabilidad de que un dato pertenezca a la clase 0 o a la clase 1 haciendo uso de la función sigmoide. La función sigmoide (ecuación 16) comprime el valor de $(-\theta^T x)$ entre 0 y 1, permitiendo su interpretación como una probabilidad. El objetivo del algoritmo es encontrar un valor de θ que haga que la probabilidad de x de pertenecer a alguna de las clases sea muy alta cuando pertenezca a la clase 1 y muy baja cuando pertenezca a la clase 0.

Ecuación 18 Función sigmoide

$$P(y = 1|x) = h\theta(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\theta^T x)} = \sigma(\theta^T x)$$

La determinación de θ se lleva a cabo minimizando la función de coste $J(\theta)$. Como se puede apreciar en la ecuación 17, la función de coste relaciona la probabilidad estimada con el modelo actual y la probabilidad real penalizando la diferencia. Derivando la función de coste es posible hallar el gradiente descendente que permite hallar θ cercanos a los θ objetivo. (Stanford, 2013)

Ecuación 19 Función de coste regresión logística

$$J(\theta) = - \sum_i (y^i \log(h\theta(x)^i) + (1 - y^i) \log(1 - h\theta(x^i)))$$

5.8.3.4. Análisis de discriminante lineal

Los modelos de clasificación por análisis de discriminante lineal surgen como respuesta a las limitaciones de la regresión logística y están pensados principalmente para problemas de clasificación multi-clase, aunque pueden ser usados para clasificación binaria. Los modelos de este tipo parten de las propiedades estadísticas de los datos calculadas para cada clase. Para una sola variable se utilizan la media y la varianza de los datos pertenecientes a la clase; para varias variables se utilizan los mismos valores que en una gaussiana multivariadas, es decir, las medias y las matrices de covarianza. (Schmidt, 2007).

El cálculo del modelo se realiza a partir de dos asunciones: que los datos tienen una distribución gaussiana y que cada atributo tiene la misma varianza, en otras palabras, que los valores de cada variable difieren de la media por el mismo valor. La media para la clase se calcula haciendo uso de la ecuación 16, con n_k siendo el número de datos pertenecientes a la clase. La varianza se calcula para todos los datos con la ecuación 17.

Ecuación 20 Media de la clase

$$media(k) = \frac{1}{n_k} * sum(x)$$

Ecuación 21 Varianza de la clase

$$\sigma^2 = \frac{1}{n - K} * sum((x - media(x))^2)$$

La predicción se lleva a cabo haciendo uso del teorema de Bayes. Se puede estimar la probabilidad de pertenecer a la clase k dada la entrada x usando la probabilidad asociada a cada clase y la probabilidad del dato de pertenecer a alguna de las clases. Si además se tiene en cuenta la distribución Gaussiana y se incluye en la ecuación de probabilidad se obtiene

la función discriminante (Ecuación 18). Esta función se aplica para cada clase y el dato se asigna a la clase con el valor de discriminante más grande.

Ecuación 22 Función del discriminante lineal

$$D(k) = x * \left(\frac{\text{media}(k)}{\sigma^2} \right) - \left(\frac{\text{media}(k)^2}{2 * \sigma^2} \right) + \ln(\text{Probabilidad previa})$$

5.8.3.5. Bayes ingenuo

Partiendo del teorema de Bayes se desarrollaron una serie de clasificadores denominados de Bayes ingenuo. Reciben este nombre porque hacen fuertes suposiciones de independencia, es decir, que las variables son estadísticamente independientes, lo que se conoce como ingenuidad. Por ejemplo, si se tiene un auto, el clasificador de Bayes ingenuo podría considerarlo como tal si tiene llantas, un motor, ejes y ventanas. Esta determinación se hace asumiendo que cada una de las variables contribuye de igual forma a la probabilidad de que el objeto sea un auto y que además no están relacionadas entre sí. En resumen, se calcula la probabilidad de que los datos correspondan al tipo de objeto en cuestión; la probabilidad de A (que sea un auto) dado B (las características) (IBM, 2015).

5.8.3.6. Redes neuronales artificiales

Cuando se tienen problemas de clasificación tanto multi-clase como binarios, las redes neuronales representan una buena alternativa para definir un modelo apropiado, incluso si los datos son difíciles de diferenciar. (Stanford, 2013)

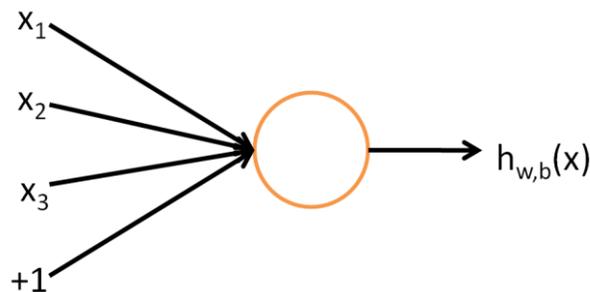


Figura 27 Perceptrón

La descripción de una red neuronal parte de su unidad funcional más sencilla, un perceptrón. Los perceptrones (Figura 27), son unidades computacionales que toman múltiples entradas (x_1, x_2, x_3 etc.) y un intercepto (+1) para obtener pesos (h) a partir de una función de activación. Generalmente, la función de activación es una función sigmoide, haciendo que cada perceptrón corresponda a un modelo de regresión logística. Otras funciones de activación comúnmente utilizadas son el tangente hiperbólico y la función rectificadora lineal o ReLu.

La construcción de una red neuronal está dispuesta de forma que la salida de una neurona sea la entrada de otra tal como se puede ver en la Figura 28. Los círculos de la primera capa (azul) corresponden a las entradas y los de la segunda (capa oculta) y tercera capa (capa de salida) corresponden a los perceptrones. En la capa de entrada y en la intermedia se añade un sesgo que corresponde al intercepto (+1). El paso de información de una capa a otra tiene un peso asociado que se puede interpretar como la capacidad diferenciadora de la unidad. Estos pesos determinaran la capacidad de clasificación de la red neuronal.

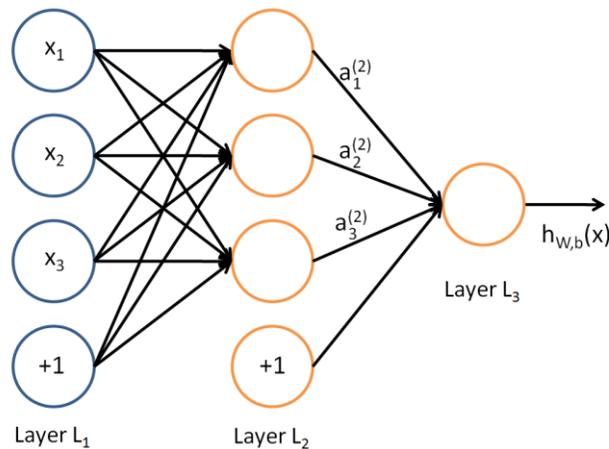


Figura 28 Red Neuronal sencilla

Existen múltiples metodologías para determinar el valor óptimo de los pesos necesarios para un buen rendimiento de la red, sin embargo, el más utilizado es el algoritmo de backpropagation. El algoritmo backpropagation hace uso del gradiente descendente para encontrar el mínimo global o en su defecto aproximarse al mismo. Encontrar el mínimo

global conlleva identificar el set de pesos que permite la mejor clasificación posible dada la arquitectura de la red y el set de datos. (Stanford, 2013).

El cálculo del gradiente descendente se realiza con la ecuación 29. El término $J(W, b; x^i, y^i)$ corresponde al cálculo de la función de coste y el λW_{ij} un parámetro para prevenir el sobre-entrenamiento. Para cada iteración del algoritmo backpropagation, se calcula el gradiente descendente y a partir del mismo se actualizan los pesos. En cada iteración se realiza este procedimiento hasta que se alcance el mínimo global.

$$\frac{\partial}{\partial W_{ij}} = \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\partial}{\partial W_{ij}^l} J(W, b; x^i, y^i) + \lambda W_{ij} \right]$$

Figura 29 Gradiente descendente backpropagation

5.8.4. Base de datos SISFALL

La base de datos SISFALL publicada en el año 2017 es el resultado de la investigación llevada a cabo por el grupo SISTEMIC de la Universidad de Antioquia. Se compone de más de 4.500 archivos txt que corresponden a las señales registradas por dos acelerómetros triaxiales y un giroscopio triaxial. Cada señal fue tomada durante la realización de pruebas en un ambiente controlado realizadas por un grupo de voluntarios compuesto de 23 adultos jóvenes y de 15 adultos mayores. Las pruebas realizadas se presentan en la Tabla 2 y 3. (Sucerquia *et al*, 2017).

Tabla 2 Pruebas de actividades diarias realizadas por SISTEMIC

Prueba	Número de repeticiones	Duración	Grupo de participantes
Caminata lenta	1	100s	Ambos
Caminata rápida	1	100s	Ambos
Trote lento	1	100	Ambos
Trote rápido	1	100	Ambos

Subir y bajar escaleras lentamente	5	25s	Ambos
Subir y bajar escaleras rápidamente	5	25s	Solo jóvenes
Sentarse y levantarse de una silla lentamente	5	12s	Ambos
Sentarse y levantarse de una silla rápidamente	5	12s	Ambos
Sentarse y levantarse de una silla baja lentamente	5	12s	Ambos
Sentarse y levantarse de una silla baja rápidamente	5	12s	Ambos
Sentarse, tratar de levantarse y colapsar en la silla	5	12	Ambos
Sentarse, recostarse lentamente y sentarse de nuevo	5	12s	Ambos
Sentarse, recostarse y sentarse de nuevo rápidamente	5	12s	Solo jóvenes
Reposar en la espalda y cambiar a posición lateral para luego regresar a reposar en la espalda	5	12s	Ambos
Estar en pie, ponerse de cuclillas lentamente y levantarse	5	12s	Ambos
Estar en pie, inclinarse sin doblar las rodillas y levantarse	5	12s	Ambos
Estar en pie, ingresar a un auto, permanecer sentado y salir	5s	25s	Ambos
Tropezarse al caminar	5	12s	Solo jóvenes
Saltar gentilmente para alcanzar un objeto	5	12s	Solo jóvenes

Tabla 3 Caídas simuladas por SISTEMIC

Prueba	Repeticiones	Duración
Caminar y resbalarse hacia adelante	5	15s
Caminar y resbalarse hacia atrás	5	15s
Caminar y resbalarse hacia un lado	5	15s
Caminar y caer hacia adelante por un tropiezo	5	15s
Trotar y caer hacia adelante por un tropiezo	5	15s
Caída vertical producto de un desmayo al caminar	5	15s
Caída al caminar producto de un desmayo, amortiguada por las manos	5	15s
Caída hacia adelante al levantarse	5	15s
Caída lateral al levantarse	5	15s
Caída hacia adelante tratando de sentarse	5	15s
Caída hacia atrás tratando de sentarse	5	15s
Caída lateral tratando de sentarse	5	15s
Caída hacia adelante al sentarse producto de desmayo o somnolencia	5	15s
Caída hacia atrás al sentarse producto de desmayo o somnolencia	5	15s
Caída lateral al sentarse producto de desmayo o somnolencia	5	15s

Las proporciones de señales presentes en la base de datos se presentan en la Figura 30. Como se puede observar el 67% de los archivos corresponde a las actividades diarias, siendo un 60% de las mismas proveniente de adultos jóvenes y el 40% restante de adultos mayores. Por su parte, las señales de eventos de caída son casi en su totalidad provenientes de adultos jóvenes debido al riesgo para la salud de los adultos mayores que conllevan las caídas; solo un adulto mayor realizó simulaciones de caída.

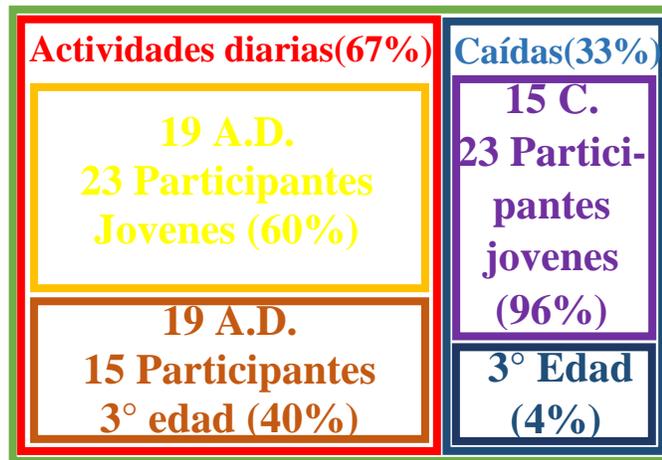


Figura 30 Distribución de los datos de SISFALL

Cada uno de los archivos se compone de 9 columnas correspondientes a los tres sensores y a los tres ejes que registran cada uno. En la Figura 31 se muestran los gráficos en tres dimensiones de uno de los archivos. La primera y tercera imagen corresponden a los acelerómetros; la segunda imagen corresponde al giróscopo. Debido a que la frecuencia de muestreo es de 200 Hz todos los archivos deben tener un número de observaciones que sea múltiplo de 200.

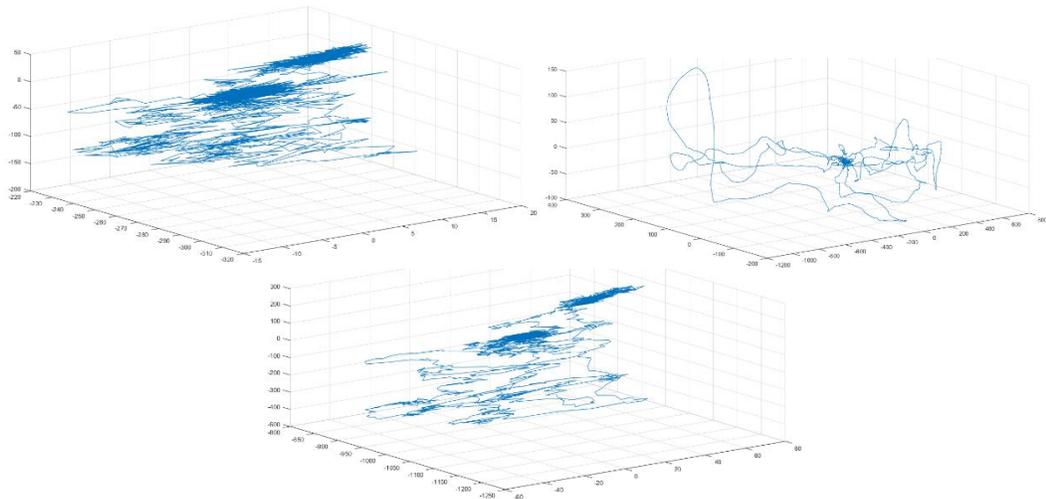


Figura 31 Gráficos de los tres sensores de uno de los archivos

5.9.MARCO LEGAL

Teniendo en cuenta que la validación del sistema se llevara a cabo a partir de la recolección de datos producto de una simulación de caída en diferentes sujetos bajo condiciones controladas se deben tener en cuenta las normativas vigentes respecto a la seguridad humana y las buenas prácticas de ingeniería.

RESOLUCION NUMERO 8430 DE 1993 “Por la cual se establecen las normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud.” En esta resolución se establecen las normas relacionadas con el uso de personas en experimentos, las implicaciones éticas a tener en cuenta, y el manejo especial de poblaciones vulnerables como mujeres embarazadas, niños, personas con limitaciones físicas y comunidades.

DECRETO 393 DE 1991 “Por el cual se dictan normas sobre asociación para actividades científicas y tecnológicas, proyectos de investigación y creación de tecnologías.” En este decreto se establecen algunas normas generales para proyectos de investigación y creación de tecnologías especialmente en aquellos lineamientos que puedan requerir o se beneficien de la asociación con Colciencias.

LEY 842 DE 2003 “Por la cual se modifica la reglamentación del ejercicio de la ingeniería, de sus profesiones afines y de sus profesiones auxiliares, se adopta el Código de Ética Profesional y se dictan otras disposiciones.” Esta ley establece todas las normas relacionadas con el ejercicio de la ingeniería, desde sus implicaciones sociales, culturales, tecno científicas, éticas y jurídicas.

LEY 9 DE 1979 “Por la cual se dictan Medidas Sanitarias.” En esta ley se establecen las medidas de sanidad necesarias para garantizar el bienestar tanto del usuario como del fabricante, igual que las implicaciones ambientales a tener en cuenta para la creación y disposición final de energías. (Colombia, 2017).

6. LEVANTAMIENTO DE REQUERIMIENTOS

El dispositivo tiene como población objetivo adultos mayores residentes en Colombia, por ello se plantean los requerimientos presentados en la Tabla 4.

Tabla 4 Requerimientos generales

Requerimiento	Valor o condición
Precio	Costo de fabricación < \$400.000
Resistencia	Golpes, temperatura, agua y uso cotidiano
Autonomía energética	Una carga diaria o menos
Dimensiones	> 15cm x 8cm x 5cm
Masa	<400g
Preparación de uso	Plug and Play

A pesar de que el dispositivo es un prototipo, se tuvo en cuenta que la mayoría de familias en Colombia poseen ingresos medios y bajos, por esta razón se seleccionó como tope del costo de fabricación 400.000 pesos. El dispositivo debe ser fácil de usar y no representar un impedimento para el desarrollo de las actividades cotidianas, por ello se seleccionó un tamaño máximo que no excediera por mucho el de un celular promedio y que además no requiera configuraciones adicionales. Asimismo, el dispositivo va a ser usado de forma continua a lo largo del día, razón por la cual debe ser resistente a diversos factores ambientales y de realización de las pruebas.

Dados los objetivos y requerimientos del proyecto se plantea el diagrama de bloques presentado en la Figura 32. Los componentes necesarios para su implementación son: sensores para detectar las variables de interés (aceleración y velocidad angular); un micro controlador o dispositivo de procesamiento; un algoritmo de detección de caídas y de generación de alarma; un módulo GPS para la estimación de la ubicación; un módulo GSM para el envío del mensaje de alerta; una batería para alimentar los componentes electrónicos. Adicionalmente, se requiere de una carcasa para el dispositivo.

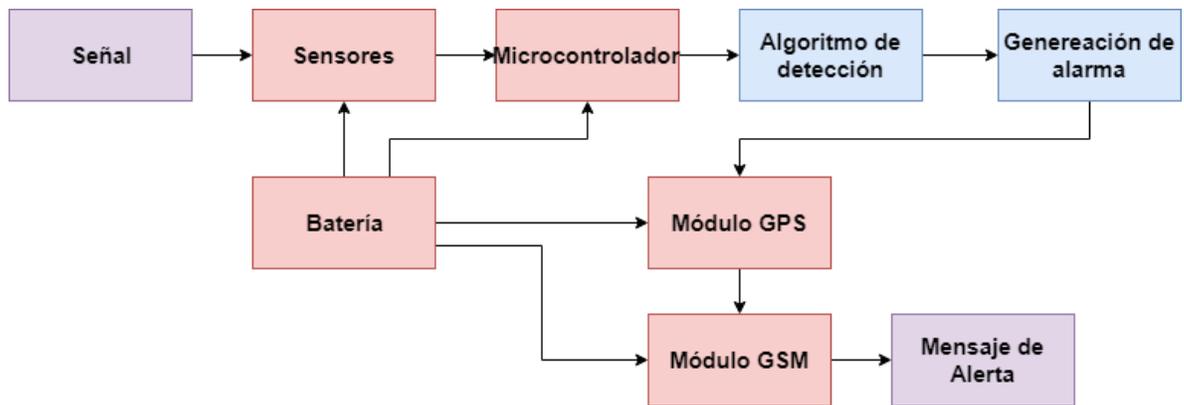


Figura 32 Diagrama de bloques del sistema

Los elementos presentados anteriormente son los esenciales para el funcionamiento del dispositivo; sin embargo, para mejorar el funcionamiento del mismo se proponen elementos adicionales: un botón de falsa alarma, para disminuir el impacto de los falsos positivos; material de relleno, para facilitar la disipación de la energía cuando se produzca un impacto; un buzzer para dar una alarma sonora.

Algunos de los componentes del sistema demandan una serie de consideraciones particulares que son presentadas de forma independiente.

6.1.REQUERIMIENTOS DEL COMPONENTE ELECTRÓNICO

El componente electrónico corresponde a todo el hardware operativo, lo que incluye la captura de las señales, el procesamiento de la información, la comunicación y la provisión eléctrica de los componentes.

6.1.1. Sensores

Para este apartado se tuvieron en cuenta las características reportadas por los estudios de Sucerquia *et al* (2017), Chen *et al* (2015) y Medrano (2014). El tope superior del rango de temperatura se tomó de la temperatura máxima promedio para un micro controlador con el propósito de que su capacidad de operación no se vea limitada cuando se esté realizando

cómputo intensivo. La masa, las dimensiones, el precio y la disponibilidad se seleccionaron para que sean acordes a los rangos definidos para el sistema completo.

Tabla 5 Requerimientos de los sensores

Característica	Rango o valor
Sensibilidad	>32 LSB/g
Rango dinámico	> ±8 g
Respuesta en frecuencia	>100 Hz
Ruido	<16 LSB rms
Resolución	10-16 bits
No Linealidad	<0.9%
Velocidad de respuesta	<200 ms
Grados de libertad	≥3
Rango de temperatura	Hasta 70°C
Consumo energético	<1mAh
Masa	< 10g
Dimensiones	< 3cm en su dimensión más prominente
Precio	< \$30.000 en total
Disponibilidad	Nacional

6.1.2. Procesamiento

Los requerimientos de procesamiento (RAM y procesador) se extrajeron de los trabajos de Vallejo (2013), Chen (2012) y Pannurat (2014) los cuales implementaron sistemas DEC con algoritmos de machine learning. El consumo energético se determinó a partir del consumo promedio para un microcontrolador de alta gama con memoria y frecuencia del procesador superiores al límite inferior escogido. Los puertos de comunicación son requeridos para la comunicación con los sensores y con un PC para facilitar la

programación. Todos los demás requerimientos derivan de los requerimientos del sistema completo.

Tabla 6 Requerimientos de la unidad de computo

Característica	Rango o valor
RAM	>500 Mb
ROM	Ampliable
Procesador	>1000MHz
Consumo energético	<300 mAh
Puertos de comunicación	USB, UART, I2C
Temperatura de operación	Hasta 70°C
Calentamiento promedio	<80°C
Masa	<100g
Tamaño	Largo<15 cm; ancho<8 cm
Precio	< \$200.000
Disponibilidad	Nacional

6.1.3. Conectividad

Debido al uso masivo de la telefonía celular y del protocolo de comunicación GSM, los módulos de este tipo están bastante estandarizados en sus características de comunicación, haciendo innecesario tener en cuenta la gran mayoría de ellas. La única característica de comunicación GSM que fue considerada es el multibanda, que en este caso se escoge con el propósito de facilitar la comunicación con algunos de los operadores de telefonía celular. Las demás características fueron seleccionadas para dar continuidad a las del dispositivo completo. Cabe resaltar que algunos módulos no cuentan con protección contra sobrecargas, ni con regulación de voltaje así que se seleccionó como requerimiento la presencia de ambas para no recurrir a circuitos adicionales que ocupan más espacio.

Tabla 7 Requerimientos módulo GSM

Característica	Rango o valor
Redes disponibles	2G y 3G
Bandas	Tri o cuatribanda
Consumo energético	<1 mAh
Autorregulación de voltaje	Si
Protección contra sobrecargas	Si
Protocolos de comunicación	UART o I2C
Temperatura de operación	Hasta 70°C
Masa	<20g
Tamaño	Largo<15 cm; ancho<8 cm
Precio	<\$40.000
Disponibilidad	Nacional

Las consideraciones más importantes a tener en cuenta en un módulo GPS son la sensibilidad y el tiempo para fijar por primera vez (TTFF por sus siglas en inglés). Las señales emitidas por los satélites de la red de GPS son muy débiles para cuando hacen contacto con la superficie, por ello se requiere de una sensibilidad de mínimo -155dBm (-145 dBm inicio frio) para la recepción en exteriores y -160 dBm en interiores (-150 dBm inicio frio). El TTFF es el tiempo que tarda el dispositivo en adquirir y fijar una señal de GPS, entre mayor sea este periodo de tiempo mayor será la probabilidad de que uno o varios de los satélites se salgan del rango antes de que se fije la señal, impidiendo determinar la localización. Un TTFF de 30s para inicio frio y 2s de inicio caliente es suficiente para una amplia variedad de circunstancias (Zabala *et al*, 2018). Los demás requerimientos derivan de los requerimientos generales del dispositivo.

Tabla 8 Requerimientos del módulo GPS

Característica	Rango o valor
Sensibilidad	Rastreo < -160dBm; inicio frio < -150 dBm
TTF (2D)	Inicio frio<30s; Inicio caliente<2s
Consumo energético	<1 mAh
Autorregulación de voltaje	Si
Protección contra sobrecargas	Si
Protocolos de comunicación	UART o I2C
Temperatura de operación	>70°C
Masa	<20g
Tamaño	Largo<15 cm; ancho<8 cm
Precio	<\$40.000
Disponibilidad	Nacional

6.1.4. Batería

La batería debe cumplir seis condiciones para adaptarse a los requerimientos del proyecto. Su área no debe exceder el área máxima establecida del dispositivo (15cm x 8cm). Su costo no debe exceder los \$ 30.000 para mantenerse dentro del presupuesto. No debe pesar más de 100g para que el porte del dispositivo no genere incomodidad. Debe ser recargable y estar disponible en Colombia. Finalmente, debe tener una capacidad de por lo menos 3800 mAh, para suplir energía a los demás componentes por 12h.

6.2.REQUERIMIENTOS DEL ALGORITMO DE PREDICCIÓN

El algoritmo de DEC debe tener una serie de características para adaptarse a las necesidades del proyecto que pueden dividirse en dos grupos: de detección y de ejecución.

Requerimientos de ejecución: ya que el algoritmo no va a ser implementado en un PC convencional se requiere de ciertas condiciones. Debe ser posible su ejecución en la unidad

de procesamiento, ya sea porque es un método computacionalmente barato o porque la mayoría del cálculo se realiza en la fase de entrenamiento. El lenguaje utilizado para su implementación puede diferir entre el usado para el entrenamiento en el PC y la implementación en la unidad de procesamiento, siempre y cuando esto sea posible.

Requerimientos de detección: el algoritmo debe tener como máxima prioridad la identificación de los eventos de caída, ya que un falso negativo podría resultar en una caída no atendida. También se debe buscar la tasa de falsas alarmas más pequeña posible para que el dispositivo brinde tranquilidad al usuario. Sin embargo, no se puede establecer con facilidad un valor cuantitativo para estos valores, ya que la literatura difiere mucho en este aspecto. Por este motivo, los trabajos de Sucerquia *et al* (2017), Medrano *et al* (2014), Vilarinho *et al* (2015), Ofli *et al* (2015), Stone *et al* (2014), Ma *et al* (2014) y Li *et al* (2012) que reportaron valores cuantitativos serán usados como patrón y se buscare obtener valores similares. También se tendrá como meta obtener los mejores valores posibles dadas las limitaciones de procesamiento, de tiempo y de los datos disponibles.

6.3.REQUERIMIENTOS DE LA CARCASA DEL DISPOSITIVO

El dispositivo requiere de una carcasa resistente, que además sea liviana y que se ajuste al presupuesto del proyecto. Estas características dependen casi enteramente del material de construcción. Los requerimientos mecánicos garantizan que el material pueda resistir los impactos producto de las caídas sin romperse y sin deformarse. Sin embargo, si la fuerza a la que es sometido el material supera los límites establecidos, la carcasa tendera a deformarse en vez de fragmentarse. Este comportamiento es intencional, ya que implica más seguridad para el usuario. Con el propósito de asegurar que la carcasa resista el uso cotidiano se consideró la resistencia a la deformación tanto por la aplicación de estrés como de calentamiento. También se tuvo en cuenta la resistencia al agua, a los rayones y al paso de corriente eléctrica. El precio límite y la disponibilidad son acordes a los requerimientos generales del sistema.

Tabla 9 Requerimientos del material de la carcasa

Característica	Rango, valor o condición
Módulo de Young	>3
Fluencia	Módulo flexional >3
Ductilidad	<30% de elongación
Límite tensil	>3000 psi
Tenacidad	Respuesta a impacto dúctil, no frágil
Dureza	>Rockwell 60
Límite de fatiga	>5000 psi
Expansividad térmica	<6x10 ⁻³
Permeabilidad	Impermeable
Conductividad térmica	>0.17 W/Km
Temperatura de deflexión	>100° C a 66 psi y >70° C a 264 psi
Densidad	<0.4 g/cm ³
Flamabilidad -	>100° C
Conductividad eléctrica	Rigidez dieléctrica >300 V/mil
Precio	< \$50.000 para toda la carcasa
Disponibilidad	Nacional

En cuanto al diseño de la carcasa los requerimientos son más cualitativos. El diseño debe ser minimalista para reducir el uso de material y con ello el costo y el peso. La forma final de la carcasa no debe tener esquinas pronunciadas para prevenir accidentes cuando se produzcan los eventos de caída. Debe tener solo tres aperturas (botón de falsa alarma, nivel de batería y puerto de carga) para reducir el riesgo filtración de líquidos. Adicionalmente, su apertura no debe comprometer la integridad estructural de la misma.

7. METODOLOGÍA

La metodología para el desarrollo del proyecto se plantea con base en los cuatro objetivos planteados y la metodología CDIO utilizada en proyectos de ingeniería y desarrollo. Esta metodología abarca los procesos de concepción, diseño, implementación y operación de un dispositivo (CDIO, 2018).

En la Figura 33 se presentan las seis etapas de desarrollo del proyecto, la relación entre las mismas y a qué etapa del CDIO corresponden. Los bloques de color morado corresponden a las etapas que no están directamente contempladas en los objetivos, pero que son indispensables para la realización de los mismos. El bloque de metodología general corresponde a los pasos previos a la ejecución del proyecto. En este apartado se incluye la revisión bibliográfica, el planteamiento de los objetivos y requerimientos para su cumplimiento, además de la selección del esquema metodológico.

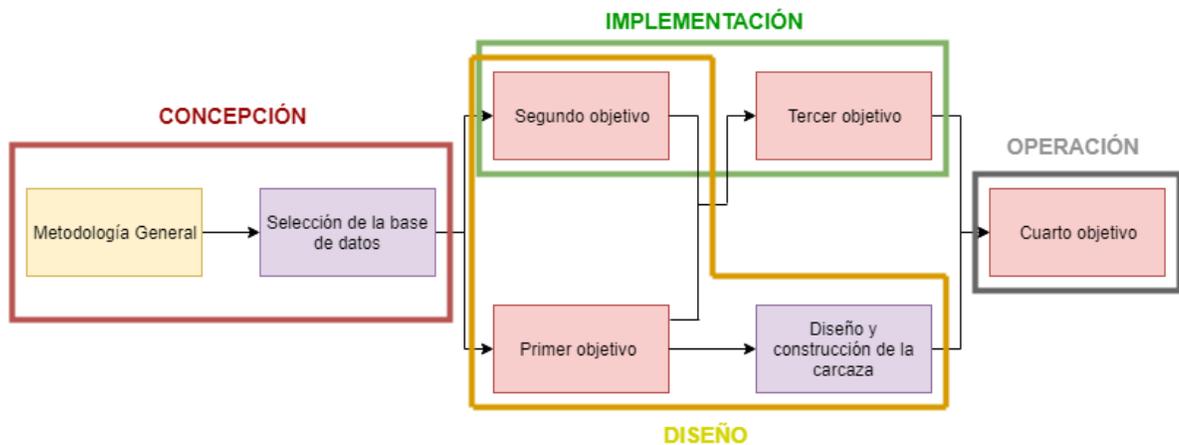


Figura 33 Esquema de metodológico

7.1. SELECCIÓN DE LA BASE DE DATOS

A partir de una consulta bibliográfica se determinaron ocho bases de datos para eventos de caída que son de acceso público (Tabla 10). Con el propósito de seleccionar la más adecuada se partió de 8 factores: eventos incluidos, sujetos de prueba, sensores utilizados, accesibilidad y disponibilidad de los datos y tipo de datos. Tal como se presenta en la

sección de resultados la base de datos SISFALL demostró las características más deseables y por ello fue escogida como la mejor para la realización del proyecto.

Tabla 10 Bases de datos de eventos de caída de acceso público

Base de datos	Número de participantes	Número de A. diárias registradas	Número de eventos de caída registrados	Ubicación de contacto
Mobifall	24	342 (9 tipos)	288 (4 tipos)	Grecia
Berkley MHAD	12	659 (11 tipos)		Estados Unidos
Project gravity	3	138 (7 tipos)	72(12 tipos)	España
SISFALL	38	2850 (15 tipos)	1200 (15 tipos)	Colombia
UTD-MHAD		(27 tipos)		Canadá
DLR	16	961 (6 tipos)	56 (*)	Dinamarca
UR fall	1	40 (1 tipo)	20 (1 tipo)	Portugal
TFall	10	240 (**)	240 (8 tipos)	Reino Unido

* Los autores no especificaron los tipos de caídas registradas

** Toma de datos continua por parte de los participantes por una semana

7.2.PRIMER OBJETIVO: IMPLEMENTAR SISTEMA ELECTRÓNICO PARA LA MEDICIÓN DE ACELERACIÓN Y VELOCIDAD ANGULAR EN 3 EJES.

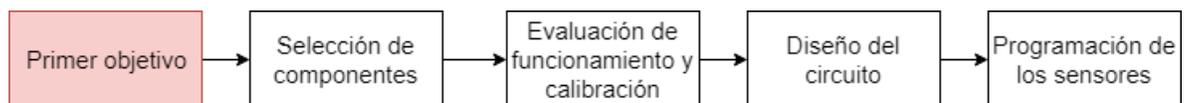


Figura 34 Metodología primer objetivo

La metodología desarrollada para el primer objetivo se puede dividir en 4 tareas principales tal como se puede observar en la Figura 34.

La selección de componentes se desarrolló con base en los requerimientos presentados en la sección correspondiente. En esta instancia se escogieron los sensores, los módulos GSM y GPS, la unidad de procesamiento y la batería.

La evaluación de funcionamiento y calibración es diferente para cada elemento y debe realizarse siguiendo las instrucciones del fabricante. La batería se evaluó cargándola el tiempo recomendado por el fabricante y posteriormente, verificando con un multímetro que la salida en corriente y voltaje fuera acorde a la indicada en la caja. En el caso de los acelerómetros, a pesar de ser referencias diferentes el procedimiento es el mismo. A continuación, se presentan los pasos para la calibración de los sensores. Los pasos exclusivos de los acelerómetros son indicados con la letra “a” después del número.

1. Ubicar el sensor en una superficie completamente plana
2. Tomar datos de lectura del sensor
3. En caso de estar bien calibrado las medidas del sensor deberían ser cero en los dos ejes perpendiculares a la gravedad y 1G en el eje paralelo. Para el giroscopio todos los ejes deben ser cero
4. Tomar 100 datos y hallar el promedio
5. Hallar la diferencia entre el promedio y el dato que debería registrar
6. a. Repetir para cada una de las 6 direcciones de registro de la lectura triaxial del acelerómetro.
7. a. Ponderar los datos en ambas direcciones (positiva y negativa).
8. Determinar offset

Para verificar el correcto funcionamiento de la Raspberry se instaló el sistema operativo Raspbian y se ejecutó el programa de evaluación que viene incluido. Posteriormente, se hicieron pruebas de ping de todos los puertos de comunicación que se iban a usar, se acoplaron los sensores y con scripts sencillos se verificó que se estuvieran recibiendo las lecturas de los mismos.

El **diseño del circuito** se realizó en dos instancias. La primera corresponde a la asignación de los puertos de la Raspberry a cada uno de los componentes garantizando conexiones adecuadas. La segunda se realiza para la impresión del circuito en PCB, para ello se trazan los caminos que han de conectar cada uno de los componentes. Se tuvo especial precaución con la ubicación de los elementos para evitar interferencias de funciones y reducción de funcionalidad (por ejemplo, la antena del GPS está en uno de los extremos para reducir el contacto con fuentes de interferencia dentro del circuito).

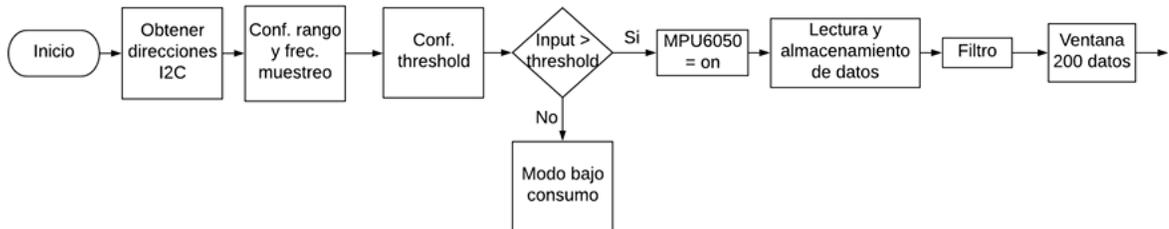


Figura 35 Diagrama de flujo de la programación de los sensores

La última tarea para el cumplimiento de este objetivo es la **programación de los sensores** que incluye la aplicación de la frecuencia de muestreo, filtros y limitación del tiempo de operación, tal como se observa en la Figura 35. Basados en las características de la base de datos SISFALL se implementó una frecuencia de muestreo de 200 Hz y un filtro digital pasa bajas IIRC Butterworth de 4° orden con una frecuencia de corte de 5 Hz. La limitación del tiempo de operación consiste en añadir un threshold para que el sistema no esté permanentemente activado y así ahorrar batería. El sistema permanecerá en standby hasta que el acelerómetro ADXL345 detecte una aceleración superior a 85 bits que es equivalente a 1/3 de G. El valor de aceleración del threshold fue seleccionado para que alcance a registrar la mayoría del evento de caída, pero lo suficientemente alto para reducir el tiempo de operación del aparato.

7.3.SEGUNDO OBJETIVO: DESARROLLAR UN ALGORITMO QUE PERMITA ESTIMAR LA OCURRENCIA DE UN EVENTO DE CAÍDA EN FUNCIÓN DE LOS DATOS MEDIDOS DE ACELERACIÓN Y VELOCIDAD ANGULAR

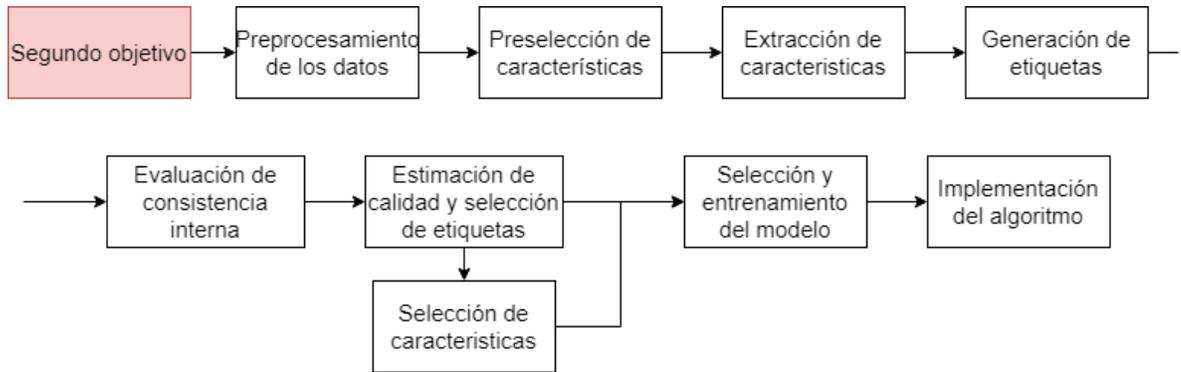


Figura 36 Metodología segundo objetivo

En la Figura 36 se presentan las tareas realizadas para el cumplimiento del segundo objetivo. Cada una de ellas se presentará en un apartado diferente.

7.3.1. Preprocesamiento de los datos

Para verificar la integridad de las señales se creó un algoritmo que confirmara que el número de observaciones de cada uno de los archivos fuera consistente con el esperado. Se encontró que varios de ellos presentaron una o dos observaciones faltantes. Si el número de observaciones en las matrices no es el mismo, se presentan problemas al realizar operaciones matriciales, por ello, se decidió duplicar o triplicar una de las observaciones según fuera necesario. Se seleccionó la primera observación, ya que con certeza no contiene información sobre el evento de caída.

Posteriormente, se aplicó un tamaño de ventana de 200 observaciones acorde a los resultados del objetivo anterior. Asimismo, las ventanas fueron sobrelapadas en un 99%, práctica habitual en aplicaciones que buscan tiempos de respuesta bajos (Ofli et al, 2015). Por último, se aplicó el filtro seleccionado en la programación de sensores.

7.3.2. Preselección de características

Sucerquia *et al* (2017) dividieron las características más referenciadas en la literatura en cuatro categorías diferentes: amplitud, orientación, tiempo y estadística. Otros autores como Medrano *et al* (2014) y Vilarinho *et al* (2015), a pesar de no clasificarlas de esta forma las recomiendan de forma individual. Las características son presentadas en la Tabla 11.

Tabla 11 Características más usadas para la detección de eventos de caída

Categoría	Característica
Amplitud	RMS
	RMS del plano horizontal
	Amplitud pico a pico máxima
Orientación	Ángulo entre plano vertical y el eje de referencia
	Orientación del tronco
	Orientación del plano horizontal
Tiempo	Tirón
Estadística	Magnitud de la desviación estándar
	Magnitud de la desviación estándar en el plano horizontal
Área	Área de la magnitud de la señal
	Área de la magnitud de la señal en el plano horizontal
	Variación del área de la magnitud de la señal
	Variación del área de la magnitud de la señal en el plano horizontal
	Velocidad

Las características correspondientes a la categoría orientación suelen aplicarse cuando la DEC solo usa datos de acelerómetros. Estas características no fueron consideradas porque se incluirán datos de giroscopio en el dispositivo, el cual ya está brindando esa información sin necesidad de cálculos adicionales. De manera similar, las características que tienen en

cuenta solo los datos del plano horizontal fueron descartadas a partir de los resultados obtenidos por Sucerquia *et al* (2017) y Chen *et al* (2012), al demostrar en dichos trabajos un bajo poder discriminante. De las características restantes, se seleccionaron las que requieren menos capacidad de cómputo para facilitar su implementación en la unidad de procesamiento. Es así como se preseleccionaron el tirón, el RMS, la magnitud de la desviación estándar y el área de la magnitud de la señal.

7.3.3. Extracción de características

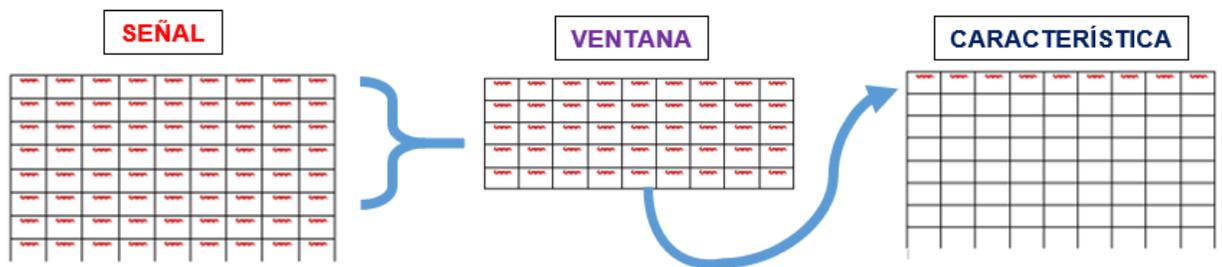


Figura 37 Procedimiento de extracción de características

El procedimiento en 2 pasos para la extracción de características se puede apreciar en la Figura 37. Partiendo de la matriz que contiene una señal se extrajeron ventanas que contienen cierto número de observaciones (las ventanas fueron creadas en el pre procesamiento). A partir de las observaciones en la ventana se calcularon las características para la misma, quedando una única observación que es representativa de toda la ventana. Este procedimiento se repite hasta haber recorrido toda la señal.

Se llevó a cabo la extracción por ventanas de las cuatro características preseleccionadas: tirón, RMS, magnitud de la desviación estándar y magnitud del área de la señal. El método para calcular cada una se presenta a continuación.

- El tirón es una magnitud que corresponde a la derivada de la aceleración, por ello no se calculó para los datos del giroscopio. Para el cómputo del tirón se utilizó la aproximación analítica expresada en la Ecuación 23. El término ΔA corresponde al cambio en el valor de la aceleración en el intervalo correspondiente a la ventana y

ΔT a la duración del periodo evaluado en términos de número de datos. Este último siempre es 199, ya que se están aplicando ventanas de 200 observaciones.

Ecuación 23 Cálculo del tirón por ventanas

$$\text{Tirón} = \frac{\Delta A}{\Delta T} = \frac{A[n] - A[k - n]}{T[n] - T[k - n]}$$

- El RMS corresponde al valor cuadrado medio de la señal para la ventana. Se calculó haciendo uso de la función del mismo nombre integrada en Matlab. Esta función calcula el RMS usando la Ecuación 24, donde N corresponde al número de datos (200) y X_n al valor de la observación. El RMS fue calculado para cada eje de los tres sensores

Ecuación 24 Fórmula RMS

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{n=1}^N |X_n|^2}$$

- La magnitud de la desviación estándar se calcula como la cuadratura de la desviación estándar de las observaciones para esa ventana. Para su implementación se utilizó la Ecuación 25.

Ecuación 25 Fórmula de magnitud de la desviación estándar

$$\|\sigma\| = \sqrt{\sigma^2[k]} = \sqrt{\left(\frac{1}{N} * \sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2\right)^2}$$

- La magnitud del área de la señal corresponde a la sumatoria de las áreas de los componentes de la señal para esa ventana (Ecuación 26). Al tratarse de una integral debe calcularse por aproximación analítica para realizar el cómputo. Con este fin se utilizó el método de trapecoides y su función correspondiente en Matlab.

Ecuación 26 Fórmula de la magnitud del área de la señal

$$\frac{1}{N} * \int Ax[k] dt + \int Ay[k] dt + \int Az[k] dt$$

7.3.4. Generación de etiquetas

Usualmente el siguiente paso sería el diseño y entrenamiento del modelo, no obstante, existe un problema crítico con el set de datos: en la base de datos ninguno de los archivos está etiquetado. En otras palabras, no hay clases asignadas a las secciones de las señales correspondientes al evento de caída. En la Figura 38 se presenta una señal de ejemplo proveniente del subset de caídas. La región en amarillo corresponde a los instantes previos a la caída, la roja al evento de caída y la café a la señal posterior al evento. Las regiones amarilla y café pertenecen a la clase 0 (no caída), la roja en cambio, pertenece a la clase 1 (caída).



Figura 38 Señal del subset de caídas

El no conocer la clase de los datos imposibilita la aplicación de métodos de aprendizaje supervisado, por este motivo, se contactó con los autores de la base de datos para solicitar los archivos con las clases, pero manifestaron no estar en posesión de los mismos. Ya que

las otras bases de datos no cumplen con los requerimientos se decidió realizar el etiquetado como parte de este proyecto.

Los archivos de actividades diarias fueron etiquetados con facilidad, ya que toda la señal corresponde a la clase “no caída”. Las señales del subset de caídas, por el contrario, presentan el inconveniente de que solo una parte corresponde a la clase “caída”, tal como se manifestó anteriormente. La solución más directa a esta problemática corresponde a la revisión manual de cada una de las señales del subset de caídas.

La asignación de clases manual a simple vista parece la solución idónea; no obstante, una mirada más detallada revela que no es el caso. La cantidad de archivos que deben etiquetarse es muy alta (más de 4500), lo que implicaría una inversión de tiempo considerable. También se debe tener en cuenta que una clasificación hecha por humanos no está exenta de errores, además, se corre el riesgo de que el sesgo inherente de realizar una tarea de este tipo se incremente por la repetición (Kou & Wang, 1994). Producto de estas consideraciones se decidió optar por una aproximación diferente.

Para el etiquetado del subset de datos de caídas se probaron cuatro métodos: 1 método estadístico y 3 métodos de clustering. Cada uno de ellos fue evaluado y contrastado con los demás.

7.3.4.1.Método estadístico

Para el método estadístico se partió del principio de que la mayoría de eventos en la naturaleza presentan una distribución de probabilidad normal; por lo tanto, es muy poco probable que los datos se alejen consistentemente de la media por una o dos desviaciones estándar o más. De hecho, en la mayoría de los casos se asume esta distribución cuando no se conoce la distribución exacta (Gale, 2018). Este principio es fácilmente aplicable al subset de datos que se está manejando, ya que las pruebas fueron realizadas en condiciones controladas y sin perturbaciones externas.

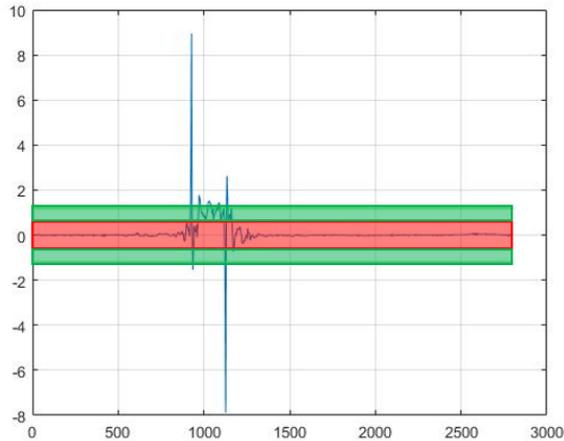


Figura 39 Gráfica del tirón de una señal de caída

En la Figura 39 se presenta la gráfica del tirón de una señal de caída. Se puede observar que solo los datos que son parte del evento de caída están fuera de la región roja. La región roja contiene todos los datos que se ubican hasta máximo una desviación estándar de la media. Por su parte las secciones en verde corresponden a la región comprendida entre una y dos desviaciones estándar de la media.

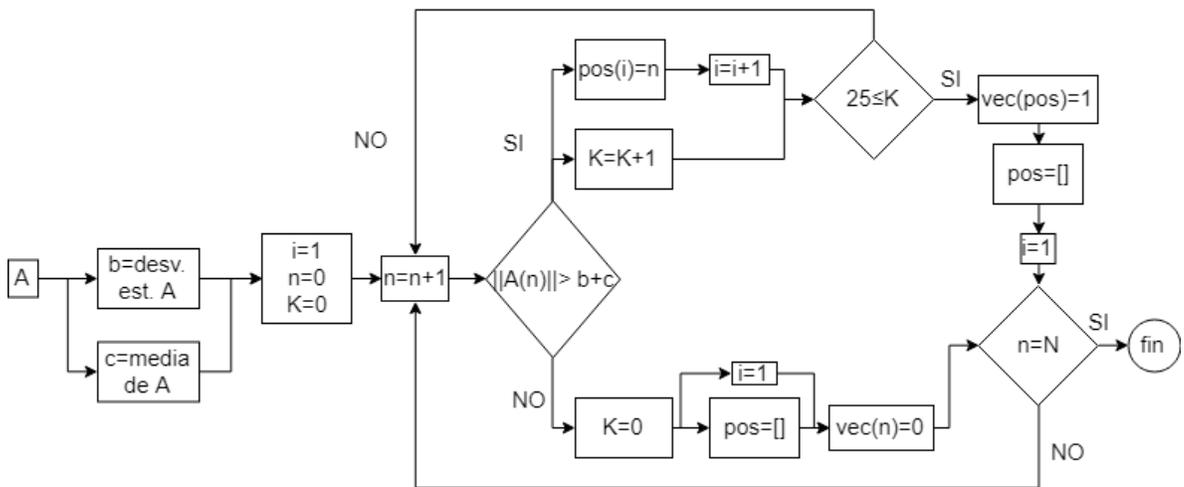


Figura 40 Diagrama de flujo implementación del método estadístico

Para la implementación se realizaron las operaciones para los archivos de características del subset de caída de forma individual. El diagrama de flujo del algoritmo se presenta en la

Figura 40. En primera instancia, toma una columna (A) de la matriz de la característica a usar y calcula su desviación estándar (b) y su media (c). Posteriormente, compara cada observación con $b + c$. y se realiza alguno de los siguientes procesos según el resultado:

- a. En caso de ser mayor se realiza un procedimiento para determinar continuidad. Si la condición se ha cumplido 25 veces seguidas se considera caída y se le asigna clase 1 a todas las observaciones de esa secuencia. Todo dato posterior también será asignado a la clase 1 hasta que se deje de cumplir la condición $\|A(n)\| > b + c$.
- b. Si es menor se asigna la clase 0 al dato y se resetea el conteo de continuidad.

El procedimiento se realiza de forma iterada hasta haber evaluado todas las observaciones. Al terminar la ejecución se obtiene un vector de unos y ceros que corresponde a las clases asignadas para esa característica. El programa se utilizó para las 4 características preseleccionadas. Cabe resaltar que la extensión de la secuencia de continuidad se estimó a partir de la duración promedio de un evento de caída reportada por Ofli, *et al* (2015) y Chen *et al* (2012).

El método estadístico se aplicó para cada una de los archivos de características del subset de caídas, realizándose 7200 etiquetados en total (4 características, 24 sujetos y 15 tipos de caídas que fueron realizadas por los participantes 5 veces).

7.3.4.2.Métodos de clustering

Generalmente cuando se usan métodos no supervisados no se tiene certeza de la relación entre los datos; por consiguiente, la mayoría de los algoritmos no permiten especificar el número de clústeres que han de formarse. Para el etiquetado se seleccionaron los algoritmos de clustering más difundidos que además permiten especificar con antelación el número de clases. Estos métodos son: k means, c means difuso y mezclas gaussianas.

Los métodos de clustering utilizados están basados fundamentalmente en la distancia entre los datos, ya sea del dato directamente o del espacio probabilístico al que pertenecen. (Faraoun, 2005) Por esta razón, para obtener buenos resultados fue necesario aplicar normalización a las características extraídas. Se aplicó normalización por puntaje z acorde

la Ecuación 27, ya que no modifica la distribución de los datos y es menos sensible a los outliers en comparación con otros métodos.

Ecuación 27 Normalización por z-score

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Los métodos de clustering al igual que todos los métodos de clasificación son muy dependientes de las características seleccionadas, por esta razón se probaron clasificaciones con cada combinación posible de las características (Tabla 13).

En total cada método de clustering hizo 225 etiquetados (15 tipos de caída y 15 combinaciones de características). Los parámetros usados para cada uno de los métodos de clustering se presentan en los anexos.

Tabla 12 Combinaciones de características

N° de características	Combinación
1	Desviación
	Magnitud
	RMS
	Tirón
2	Desviación + Magnitud
	Desviación + RMS
	Desviación + Tirón
	Magnitud + RMS
	Magnitud + Tirón
	RMS + Tirón
3	Desviación + Magnitud + RMS
	Desviación + Magnitud + Tirón
	Desviación + RMS + Tirón
	Magnitud + RMS + Tirón

4	Desviación + Magnitud + RMS + Tirón
---	-------------------------------------

7.3.4.3. Evaluación del etiquetado

En la actualidad no existe consenso en la metodología o en las métricas requeridas para la evaluación de clasificación no supervisada. De hecho, en la literatura se han planteado muchos métodos de validación que suelen ser muy específicos y solo aplicables al set de datos con el que fueron concebidos (Kou, 2014). Sin embargo, los métodos consultados tienen algo en común. Generalmente, buscan establecer que tan consistente es el método y medir su fiabilidad comparándolo con una muestra estadística significativa con clases conocidas. Por ello, se propuso una validación del etiquetado usando estos lineamientos.

7.3.4.3.1. Consistencia del etiquetado

Los métodos no supervisados suelen usarse en conjunto con los supervisados, producto de una relación de complementariedad. Por ejemplo, algoritmos como k means son utilizados para asistir en la selección de características para Deep learning (Faraoun, 2005); paralelamente, algoritmos supervisados como redes neuronales son utilizados para evaluar la eficacia de métodos no supervisados gracias a sus propiedades estadísticas (Kou, 2014). Por esta razón se decidió usar redes neuronales superficiales para evaluar la consistencia interna de cada etiquetado. Si el método no supervisado etiquetó los datos de forma coherente, redes neuronales entrenadas con los mismos presentarán un muy buen rendimiento.

En el caso de los etiquetados por el método estadístico fue necesario normalizar de la misma forma en la que fue llevado a cabo para los métodos de clustering. Lo anterior con el propósito de homogeneizar los datos de los 4 etiquetados y así poder realizar la comparación adecuadamente.

La estimación de consistencia interna se condujo entrenando redes neuronales superficiales para cada uno de los etiquetados. Las redes neuronales fueron diseñadas con la arquitectura

estándar: 2 capas (una oculta y una de salida) y un número de perceptrones en la capa oculta igual al doble de las entradas. Las observaciones de cada mini set de datos fueron distribuidas de forma aleatoria con las siguientes proporciones: 70% entrenamiento, 15% prueba y 15% validación.

La evaluación de los distintos métodos se hizo con un sistema de puntajes de 4 ítems, cada uno calificado en una escala de 0 a 10, que se obtuvo de la normalización en este rango de los resultados para cada ítem. En otras palabras, se le asigna al mayor un valor de 10 y al menor un valor de 0. Los ítems evaluados son: la sensibilidad, la tasa de falsos positivos (fall-out), la entropía cruzada y el número de datos. Este último ítem es una comparación entre el número de observaciones clasificadas como caídas vs un rango estimado del número de datos de esa clase. La estimación se realizó a partir de la duración promedio de un evento de caída, la frecuencia de muestreo y el número de señales.

7.3.4.3.2. Calidad del etiquetado

Para evaluar la calidad de los etiquetados escogidos previamente se requiere de un estándar para realizar una validación y la asignación de clases manual es el único disponible. Como se mencionó anteriormente, realizar una asignación manual trae consigo una serie de complicaciones importantes. Con el objetivo de mitigar estos inconvenientes se decidió realizar la asignación manual de solo una muestra de datos estadísticamente significativa.

Con el propósito determinar cuántos archivos del subset debían etiquetarse manualmente se utilizó la calculadora de muestras estadísticas de Creative Research Systems®. Se seleccionó un nivel de confianza del 99% y un intervalo de confianza del 10%. Para una población de 1840 señales (subset de caídas) con los parámetros dados se requiere una muestra de 150 señales.

Se decidió etiquetar manualmente todas las señales del subset de caídas del adulto mayor (75 señales) al ser los únicos provenientes de nuestra población objetivo. Las restantes 75 fueron seleccionadas aleatoriamente por el algoritmo desarrollado. Con el fin de comparar los etiquetados manuales con los provenientes de los clústeres fue necesario buscar en los

archivos consolidados para cada tipo de caída de la sección correspondiente. Con los resultados de la comparación se determinaron las matrices de confusión para los etiquetados de los 4 métodos.

Usualmente se usa la exactitud como factor de evaluación, pero no para este tipo de modelos. Debido a que la mayoría de los datos del subset corresponden a la categoría “no caída” no se puede utilizar la exactitud como factor de evaluación. Si la mayoría de los datos pertenecen a una clase, la exactitud conduciría a resultados no representativos de la clasificación, más aún si la clase de interés es la minoría (Maratea *et al*, 2014; Bekkar *et al*, 2014). Por consiguiente, se requiere de un factor de evaluación para conjuntos de datos con una distribución muy dispareja de las clases.

Se consideraron varias métricas, entre ellas: área de la ROC, poder de la discriminante, índice de Matthews y Valor-F ajustado, siendo este último el seleccionado. Ya que la prioridad del proyecto es la detección de caídas, la métrica utilizada debe dar mayor peso a los verdaderos positivos. Sin embargo, también se desea la tasa de falsos positivos más baja posible. El VFA prioriza la identificación de la clase de interés sin dejar de tener en cuenta los otros datos (Sokolova, 2006).

7.3.4.4. Selección y entrenamiento del modelo

Con los 2 etiquetados seleccionados en las tareas anteriores se llevó a cabo el entrenamiento de múltiples métodos de clasificación supervisada. Este entrenamiento también incluyó los datos del subset de actividades diarias a los cuales se les aplicó el mismo procedimiento que a los datos del subset de caídas: ventanas de doscientos datos con solapamiento del 99%; cálculo de la magnitud de la desviación y del tirón por ventana; normalización de las características extraídas.

La mayoría de los métodos se probaron con diferentes configuraciones. Los métodos evaluados y las distintas configuraciones usadas (si aplica) se presentan en la Tabla 13.

Tabla 13 Algoritmos evaluados

Método	Configuración
Árboles de decisión	100/20/4 Nodos*
Análisis de discriminante	Lineal/cuadrático*
Regresión logística	-- *
K vecino más próximo	1/10 vecinos distancia euclidiana*; 10 vecinos distancia ponderada/cúbica*
Bayes ingenuo	--*
Redes neuronales	10/15/20 neuronas en la capa oculta **; 6/9/15/20 neuronas en la capa oculta***

* probada para ambos etiquetados (desviación y desviación-tirón)

** probada para el etiquetado desviación-tirón

*** probada para el etiquetado desviación

Para cada una de las configuraciones se determinaron sus respectivas matrices de confusión junto a sus valores de precisión, sensibilidad y Valor F Ajustado. Posteriormente, se contrastó el rendimiento de los métodos y las ventajas de su implementación en la Raspberry Pi3 para seleccionar el más adecuado.

7.3.4.5. Implementación del algoritmo

La última tarea para el cumplimiento de este objetivo corresponde a la implementación del algoritmo de detección en la Raspberry Pi3. La programación fue realizada en el lenguaje de programación Python versión 3 y en la Figura 41 se presenta el correspondiente diagrama de flujo. El bloque “Programa de los sensores” como su nombre lo indica corresponde a la programación presentada en metodología para el primer objetivo. De igual forma, el bloque “¡Alerta!” corresponde a la programación que se presentará en el tercer objetivo. La extracción de características y normalización de las mismas se lleva a cabo con los procedimientos descritos en numerales anteriores. La condición de dos eventos de caída seguidos para la generación de la alerta responde al overlapping de 50% (sujeto a cambios

en función de los resultados obtenidos) llevado a cabo en el programa de los sensores y la duración mínima de una caída de 1 segundo.

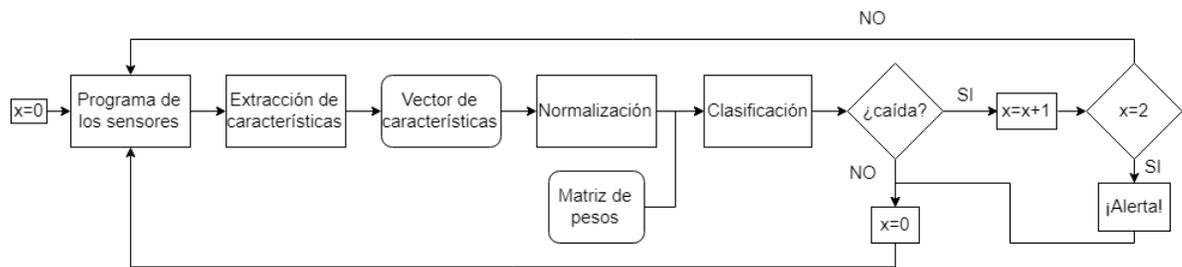


Figura 41 Diagrama de flujo implementación algoritmo de detección

Para evaluar la viabilidad se realizaron pruebas de tiempo de ejecución del programa para determinar si la Raspberry Pi3 podía correrlo en el intervalo de tiempo requerido. Se registró el tiempo de ejecución por ventana del dispositivo por 250 segundos, con distintos porcentajes de overlapping y se promedió junto al porcentaje de pérdida de información por ventana. Los resultados se presentan en el apartado correspondiente y con base en los mismos se modificó el overlapping propuesto en la programación de sensores.

7.4.TERCER OBJETIVO: IMPLEMENTAR UN SISTEMA PARA NOTIFICAR LA OCURRENCIA Y LOCALIZACIÓN DE UN EVENTO DE CAÍDA INDICANDO LA ÚLTIMA UBICACIÓN DISPONIBLE DEL DISPOSITIVO EN CASO DE PÉRDIDA DE LA SEÑAL DE GPS.

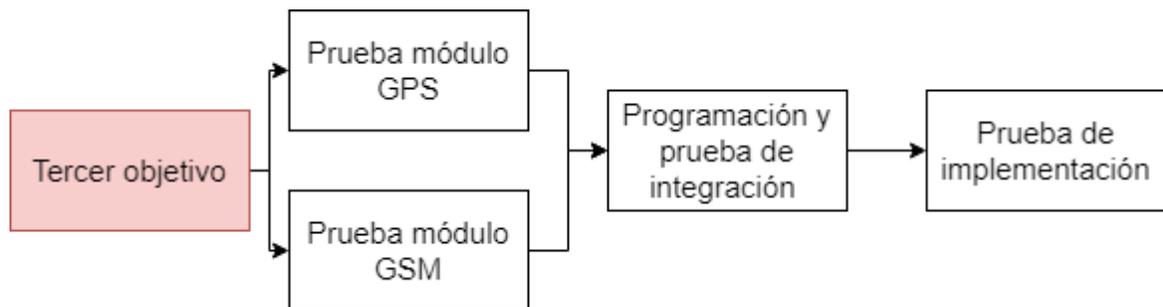


Figura 42 Esquema de tareas tercer objetivo

Para el cumplimiento del tercer objetivo se realizaron cuatro tareas que son presentadas en la Figura 42. La metodología para la evaluación de los módulos de forma independiente es presentada a continuación.

La **prueba de funcionamiento del módulo GPS** se efectuó en la Raspberry Pi3 haciendo uso del módulo GPSD para Python 3 siguiendo los pasos recomendados por la documentación de GPSD:

1. Conectar las terminales UART del módulo GPS a su equivalente en la Raspberry Pi3.
2. En el Shell de Python3 ejecutar el comando GPSD.
3. Cuando se inicie la recepción de información comprobar que los valores correspondan a los del protocolo NMEA.
4. Comprobar la información contra los datos de un servicio GPS, en este caso Google Maps.

De manera similar a la prueba anterior, la **prueba de funcionamiento del módulo GSM** se ejecutó en la Raspberry Pi3 siguiendo el procedimiento recomendado por el protocolo GSM versión 5.1 (ETSI, 1999).

1. Conectar el módulo a la alimentación y el puerto serial.
2. Comprobar la conexión enviando un comando AT por comunicación serial y obtener como respuesta del módulo “OK”.
3. Observar la intermitencia de los leds en el módulo como guía del estado del mismo:

LED NET intermitente cada segundo: No hay red celular.

LED NET intermitente cada 5 segundos: Conexión a red celular.
4. Verificar presencia y calidad de la señal con el comando AT+CSQ.

La **programación de los módulos** se realizó con el objetivo de dar continuidad al algoritmo de detección. El diagrama de flujo de la programación es presentado en la Figura 43.

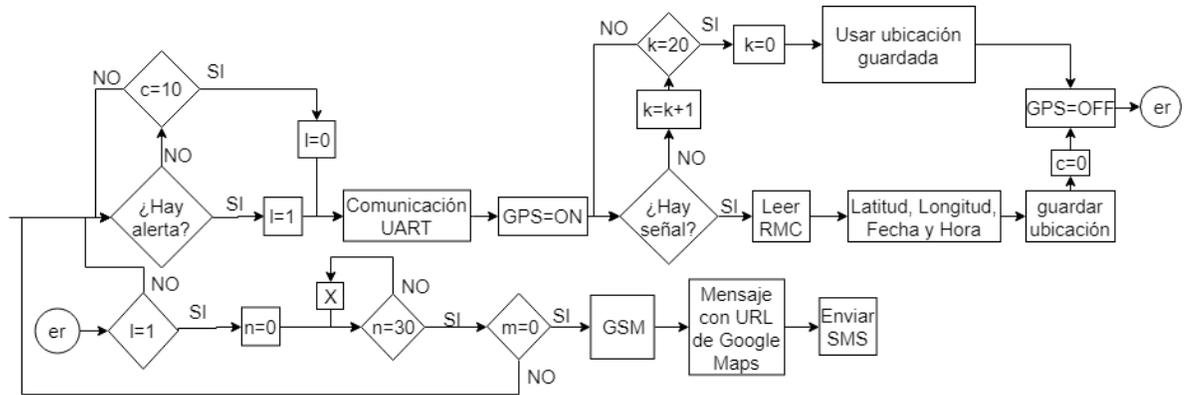


Figura 43 Diagrama de flujo programación de los sensores

El programa inicia con la evaluación del estado del sistema. Si hay generación de alarma por parte del algoritmo de detección se activa la comunicación UART, que a su vez cambia el modo del GPS de “OFF” a “ON”. En caso contrario, se va registrando el tiempo (variable c) y cada diez minutos también se inicia el procedimiento previamente descrito. Una vez encendido el módulo GPS se determina si hay recepción de señal. Si no hay señal se reintenta la conexión 20 veces más y de continuar sin señal se utiliza la última ubicación almacenada. Cuando hay presencia de señal se lee la información de NMEA en formato RMC y se extrae de la misma la ubicación, la fecha y la hora. Una vez concluido se almacena la ubicación y se apaga el módulo. Si la ubicación guardada es producto de un evento de caída se inicia un conteo de 30 s (variable n) en los cuales estará activa la alarma sonora y el usuario podrá pulsar el botón de falsa alarma (bloque x). Si el botón no es pulsado (m=0) en ese periodo, se establece la comunicación GSM y se envía el mensaje.

La **prueba de integración** se realiza para verificar que los módulos funcionen de forma conjunta y con la programación correspondiente. Siguiendo la metodología recomendada por National Instruments (2018) se utilizó el módem basado en texto Minicom para Linux y se siguieron los siguientes pasos:

1. Comprobar conexión del módulo enviando el comando AT a través del puerto serial.
2. Tras recibir respuesta del módulo enviar el comando de activación del servicio GPS y comprobar la lectura de datos en la ventana del terminal.
3. Extraer los datos del sistema del comando NMEA GSA el cual otorga información sobre la disponibilidad de la señal y la calidad de la misma.
4. Extraer los datos del sistema GPS de acuerdo al comando NMEA GGA el cual otorga información sobre la posición.
5. Tomar datos de la posición (latitud y longitud) durante un periodo de tiempo (10 minutos) y graficar los datos para observar su comportamiento.
6. Observar la capacidad del módulo de mantener una posición fija con los datos de desviación en cada una de las tomas de acuerdo a la repetitividad de las mismas.

La última tarea, **la prueba de implementación**, se condujo para determinar que el sistema envíe las alertas con la información adecuada. Se programó el envío de las alertas en distintas ubicaciones (tanto en exteriores, como en interiores) y se registraron los resultados.

7.5.DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE LA CARCASA

En primer lugar, se efectuó la **selección del material**. Con este fin, fue evaluado el cumplimiento de los requerimientos por parte de 8 materiales, siendo 7 de ellos poliméricos.

Una vez seleccionado el material se procedió al **diseño y fabricación de la carcasa**. Debido a las características particulares del EVA (material seleccionado) se optó por utilizar el corte láser para la generación de las caras. Los planos de corte fueron realizados en Fusion 360 (planos en anexos) y posteriormente exportados al programa propietario del cortador láser. Las caras fueron adheridas con un pegamento a base de poli cloropreno por su alta fuerza inicial, gran resistencia al calor y al agua.

Con la carcasa ya construida se condujeron pruebas para determinar el grado de protección IP en conformidad de la norma internacional 60529 de la Comisión Electrónica Internacional. Se aplicaron las pruebas que fueron consideradas pertinentes para el desarrollo del proyecto y se determinó su clasificación en este esquema. Las pruebas conducidas y sus resultados se presentan en la sección de resultados.

A pesar de que la carcasa fue realizada a medida de los componentes algunos de los más pequeños no quedan lo suficientemente asegurados, por ello se añadió EVA de relleno para impedir que los componentes tengan libertad de movimiento cuando se produce un impacto.

7.6. CUARTO OBJETIVO: EVALUAR LA FUNCIONALIDAD DEL PROTOTIPO EN ACTIVIDADES COTIDIANAS Y EVENTOS SIMULADOS DE CAÍDA.

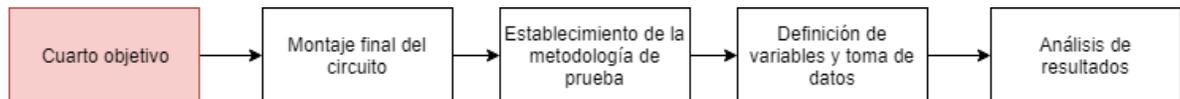


Figura 44 Actividades cuarto objetivo

En la Figura 44 se presentan las cuatro actividades llevadas a cabo para la realización del último objetivo.

La primera actividad corresponde al **montaje final del circuito**. El montaje consistió en la implementación final del dispositivo en la lámina de PCB y la colocación de los componentes para su fijación en la carcasa. La disposición de los componentes responde a las necesidades de detección o de recepción de la señal según aplique.

El **establecimiento de la metodología de prueba** se realizó a partir de una consulta bibliográfica de trabajos similares (principalmente de SIFALL) siendo modificada para adaptarse a las necesidades del proyecto. Con este procedimiento se ejecutó la toma de datos 14 sujetos de prueba comprendidos entre los 20 y 26 años de edad. El procedimiento realizado se presenta a continuación:

1. Charla preparatoria a los participantes en las que se expuso el procedimiento a seguir y las medidas de seguridad.
2. Toma de datos de los participantes. Se incluyen: género, altura, peso y edad.
3. Firma de consentimiento y descargo de responsabilidad.
4. Delimitación del espacio de prueba y colocación de una superficie amortiguadora (colchón de aire).
5. Colocación de los implementos de seguridad (casco y rodilleras) y del dispositivo.
6. Pruebas iniciales en 4 direcciones para ajustar las variables (**definición de variables**) en función del mejor rendimiento para todos los participantes. Los valores modificados corresponden al overlapping de las ventanas y al umbral.
7. Ejecución de las pruebas realizadas por los autores de SISFALL que fueron consideradas pertinentes, tanto de actividades diarias como eventos de caída. Se realizaron 3 repeticiones para cada una y se registraron los resultados. Algunas de las señales se almacenaron para facilitar el análisis de datos.

Por último, el **análisis de datos** se llevó a cabo considerando diversos factores tanto de los sujetos de prueba como de las pruebas como tal. Se determinaron diversas métricas y se contrastaron los resultados con los estudios de referencia mencionados en los requerimientos del algoritmo.

8. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

8.1. SELECCIÓN DE LA BASE DE DATOS

Para evaluar qué base de datos es la adecuada para la realización del proyecto se tuvieron en cuenta varios aspectos que son presentados por separado.

8.1.1. Eventos incluidos en la base de datos

Algunos estudios han señalado el uso de un número reducido de tipos de caídas como uno de los factores limitantes de mayor impacto en la aplicación de sistemas de detección (Medrano et al, 2014; Ofli et al, 2015). De igual forma, las actividades diarias incluidas determinan la calidad de la detección al mejorar la capacidad del sistema de diferenciar los eventos de caída de otras acciones. Por este motivo, una base de datos que incluya más variaciones de los eventos de caída y de actividades diarias fue considerada una prioridad.

El grupo de investigación de la Universidad de Antioquia que desarrolló la base de datos SISFALL propuso inicialmente la inclusión de los eventos de caída reportados con mayor frecuencia en la literatura. Sin embargo, para mejorar la capacidad de la base de datos llevaron a cabo entrevistas a adultos mayores y a profesionales de la salud en centros geriátricos. Gracias a la información recolectada les fue posible determinar 7 tipos de caídas adicionales y actividades asociadas a las mismas que debían incluirse en la base de datos (Sucerquia et al, 2017).

El número de eventos tenidos en cuenta y la forma en la que se determinó su inclusión le confieren al conjunto de datos un grado de pertinencia acorde a los objetivos del proyecto. Como se puede apreciar en la Tabla 11 en metodología, ninguna de las otras bases de datos incluyó un número de eventos similar claramente diferenciado.

8.1.2. Sujetos de prueba

Debido al riesgo para la integridad física de los adultos mayores, se suele realizar la toma de datos en pacientes menores de 40 años y en buena condición de salud (Sucerquia et al,

2017; Kepsky & Kwolek, 2014). Estas precauciones, aunque necesarias, representan una disminución considerable de la relevancia de los datos al no provenir de la población objetivo. Por este motivo, una base de datos para este tipo de aplicaciones debe incluir tantos datos de adultos mayores como las condiciones de seguridad lo permitan.

La mayoría de bases de datos consultadas no incluían pacientes de la tercera edad en la toma de datos para actividades diarias, y de igual forma, muy pocas presentaban datos de eventos de caídas de adultos mayores. SISFALL destacó entre las consultadas por ser la única con un set completo de datos para un paciente geriátrico, además de tener el mayor número de voluntarios de la tercera edad para las actividades diarias (15 participantes) (Sucerquia et al,2017).

8.1.3. Sensores requeridos por la base de datos

Las especificaciones técnicas de los sensores no son consideradas muy relevantes para este tipo de dispositivos, de hecho, diversos autores consideran que es el factor menos importante (Frank et al, 2010; Sucerquia et al, 2017; Pannurat & Thiemjarus, 2014). Para este apartado solo se tuvo en cuenta la disponibilidad de los sensores a nivel comercial y el cumplimiento de las características establecidas en los requerimientos del proyecto.

Para todas las bases de datos encontradas se utilizaron sensores adecuados o en su defecto no fue posible encontrar documentación pertinente.

8.1.4. Accesibilidad y disponibilidad de los datos

Todas las bases de datos revisadas se encuentran disponibles y pueden ser descargadas. Sin embargo, con excepción de SISFALL, las bases de datos no tienen suficientes registros o no tienen claramente definidos los eventos, incrementando enormemente la dificultad de aplicación. Por último, SISFALL representa una ventaja adicional frente a las demás: la ubicación de los autores. Al encontrarse en Colombia, la comunicación con los autores es mucho más eficiente.

8.1.5. Tipo de datos

La metodología de adquisición determina la calidad de los datos y su utilidad. Si el protocolo de adquisición tiene objetivos diferentes a la detección con un dispositivo portable los datos obtenidos podrían no ser aplicables a este proyecto. Por ejemplo, las bases de datos URFall, Berkley y UTD a pesar de incluir datos de acelerómetros portables, van encaminadas a la detección de caídas por sensores de movimiento estático (Vavoulas et al, 2014; Ofli et al, 2015; Kepsky & Kwolek, 2014). Por este motivo, los datos alojados en estas no son de utilidad para este proyecto.

El entorno de toma de datos puede constituirse como un problema. Tanto los eventos de caída como las actividades diarias fueron llevados a cabo en un ambiente controlado. Esta condición facilita la capacidad de clasificación de los algoritmos, pero limita la aplicabilidad de los modelos a situaciones de la vida real.

Aun a pesar de estos inconvenientes, la base de datos SISFALL es probablemente de las mejores bases de datos para este tipo de aplicaciones a la fecha. De igual forma, no fue posible encontrar una base de datos o estudio de este tipo que no presentara estas limitaciones o similares

8.2.PRIMER OBJETIVO: IMPLEMENTAR SISTEMA ELECTRÓNICO PARA LA MEDICIÓN DE ACELERACIÓN Y VELOCIDAD ANGULAR EN 3 EJES.

A continuación, se presentan las tablas comparativas de los elementos electrónicos evaluados. En las tablas se consignan los requerimientos que fueron determinantes para la selección. Los demás requerimientos son cumplidos por todas las referencias analizadas.

8.2.1. Sensores

Basados en la composición de los datos de SISFALL y en los resultados obtenidos para el algoritmo en la selección de características, se optó por usar tres sensores: dos

acelerómetros y un giroscopio. En la selección de los sensores se evaluaron tanto sensores independientes como integrados (acelerómetros-giroscopio). En las tablas 14 y 15 se pueden apreciar las referencias comparadas. Los modelos señalados con amarillo fueron los seleccionados.

Tabla 14 Tabla comparativa acelerómetros

Modelo	Rango (g)	Resolución (bits)	Sensibilidad (LSB/g)	Consumo Standby (μ A)	Consumo activo (μ A)	Grados de libertad	Protocolo de comunicación	Precio (pesos)	Disponibilidad
ADAFR-2472 (BNO055)	± 2 ± 4 ± 8 ± 16	14	1000	400	1230	9	I2C UART	154.700	Local
ADXL 335 (Gy- 61)	± 3	10	62.5	-	350	3	I2C	38.000	Local
ADXL 345 (Gy-291)	± 2 ± 4 ± 8 ± 16	10 11 12 13	256 128 64 32	23	140	3	I2C SPI	14.000	Local
ADXL 321	± 18	10	14.25	-	350	2	I2C	41,650	Local
LSM303D LHC	± 2 ± 4 ± 8 ± 16	10	1000 2000 4000 12000	10	150	6	I2C	45.000	Local
MMA7455 L	± 2 ± 4 ± 8	8 10(\pm 8g)	64 32 16	25	400	3	I2C SPI	17.000	Local
MMA8451 q	± 2 ± 4 ± 8	8 14	4096 2048 1024	5	165	3	I2C	52.000	Internacional

Tabla 15 Comparación de giroscopios

Modelo	Rango (g)	Resolución (bits)	Sensibilidad (LSB/ $^{\circ}$ /s)	Consumo Standby (μ A)	Consumo activo (μ A)	Grados de libertad	Protocolo de comunicación	Precio (pesos)	Disponibilidad
--------	-----------	-------------------	-----------------------------------	----------------------------	---------------------------	--------------------	---------------------------	----------------	----------------

ADAFR-2472 (BNO055)	±125 ±250 ±500 ±1000 ±2000	16	400	400	1230	9	I2C UART	154.700	Local
ITG3205	±2000	16	14.38	5	6500	3	I2C	36.900	Local
L3GD20H	±245 ±500 ±2000	16	8.75 17.50 70.00	2500	5000	3	I2C SPI	25.800	Local
LPR550AL	±500	8 10(± 8 g)	20	5	6800	2	UART	45.000	Local
LSM9DS1	±245 ±500 ±2000	10	8.75 17.5 70	-	4000	9	I2C SPI	97.580	Local
MPU6050 (GY-521)	±250 ±500 ±1000 ±2000	16	131 65.5 32.8 16.4	5	3600	6	I2C	17.000	Local
MPU9250	±250 ±500 ±1000 ±2000	10	131 65.5 32.8 16.4	8	3200	9	I2C SPI	47.200	Local

Se seleccionaron las referencias ADXL345 (acelerómetro) y MPU6050 (acelerómetro y giroscopio integrado) considerando los siguientes parámetros:

1. Las especificaciones de rango y resolución coinciden con las de los componentes usados para la adquisición de los datos de SISFALL.
2. Presentan una de las mejores relaciones costo-especificaciones de las referencias comparadas.
3. El MPU6050 al ser un integrado trae una serie de ventajas si se compara con el uso de dos sensores independientes, como la reducción de costos. También requiere de menos espacio y tiene un consumo energético menor.
4. Son fácilmente encontrados en Colombia aumentando la replicabilidad del proyecto, facilitando tanto la continuidad del mismo como la búsqueda de repuestos en caso de ser necesario.

5. Su consumo energético es bajo, incluso comparado con referencias de menor capacidad (por ejemplo, ADXL 335 y LPR550AL)
6. Alta precisión y la opción de usar I2C para su uso paralelo.

8.2.2. Unidad de procesamiento

Al igual que con los demás componentes electrónicos en la Tabla se presentan solo los requerimientos que fueron decisivos, ya que los demás eran cumplidos por todas las referencias evaluadas.

Tabla 16 Comparación de microcontroladores y PC de placa reducida

Modelo	Flash (kB)	EE PROM (KB)	SRAM (KB)	Frecuencia del procesador (MHz)	Consumo energético (mA)	Tamaño (cm)	Precio	Disponibilidad
Arduin o Due	512	0	96	84	17	10.2 x 5.3	163.700	Internacio nal
Arduin o Mega	128	4	8	16	20	10.2 x 5.3	70.900	Local
Arduin o mini Pro	32	1	2	16	5	3.3 x 1.8	27.000	Local
Banana Pi M3	8000000	0	2000000	1800	400	9.2 x 6.0	480.000	Internacio nal
C.H.I.P .	4000000	0	512000	1000	90	6.0 x 4.0	170.000	Internacio nal
Raspbe rry Pi 3	Externa	0	1000000	1200	250	8.7x 5.9	150.000	Local
Raspbe rry Pi Zero	Externa	0	512000	1000	80	5.8 x 2.3	98.500	Local
ROCK 64	Externa	0	1000000 2000000 4000000	1500	2000	8.5 x 5.6	152. 800 (1G)	Internacio nal

De las distintas unidades de procesamiento evaluadas se eligió la computadora de placa reducida Raspberry Pi 3 en base a las siguientes características:

1. Bajo consumo energético respecto a otros elementos con la misma capacidad computacional.
2. RAM de 1 GB y bajo costo para la misma. La RAM juega un papel crucial en la ejecución de algoritmos de machine learning, ya que la gran mayoría requiere muchas operaciones matriciales que dependen en gran medida de esta especificación.
3. Capacidad de almacenamiento de datos en Micro-SD de hasta 64 GB que pueden resultar útiles para añadir características adicionales.
4. Procesador multicore de alto rendimiento para la franja de precios en la que se ubica. Una capacidad de procesamiento elevada es necesaria para reducir el porcentaje de pérdida de datos producto del tiempo de ejecución del algoritmo, lo que se traduce en mayor robustez.
5. Tanto la placa como los accesorios se encuentran fácilmente en Colombia, mejorando la replicabilidad y la búsqueda de asistencia técnica.
6. Cuenta con Bluetooth y Wifi integrado, facilitando su uso. Además, abre la posibilidad de añadir otras funciones en el futuro.
7. Un sistema operativo amigable con el usuario, con una amplia variedad de drivers y documentación. Adicionalmente, soporta diversos lenguajes de programación.

8.2.3. Batería

Tabla 17 Comparación de baterías

Modelo	Dimensiones	Peso	Capacidad	Precio	Disponibilidad
ADATTA PT100	14cm x 6.3 cm x 2.15 cm	285g	10000mAh	\$47.900	Nacional
Belkin Mixit	10cm x 5cm x 2cm	100g	4000mAh	\$24.900	Nacional
Tl-pb2600	9.4cm x 2.6cm x 2.6 cm	68g	2600mAh	\$29.000	Nacional
PowerBank6	10.6cm x 7cm x 1.45 cm	100g	6000mAh	\$39.000	Nacional

El PowerBank6 fue seleccionado por tener la mejor capacidad dentro de los límites de tamaño, precio y peso. Adicionalmente, el voltaje de salida de la batería (5 V) es el necesario para la alimentación de la Raspberry Pi3.

8.2.4. GPS y GSM

Al realizar la búsqueda de referencias se encontró que resultaba más práctico utilizar un módulo integrado GSM/GPS debido al costo, espacio y consumo energético reducido. Para este componente se evaluaron menos referencias, ya que los módulos de este tipo suelen ser muy parecidos entre sí.

Tabla 18 Comparación de módulos integrados GSM/GPS

Modelo	Precisión (m)	Consumo Standby (μ A)	Consumo activo(μ A)	Tamaño (cm)	Protocolo de comunicación	Precio (pesos)	Disponibilidad
UBLOX M8NGLRC	± 2	10000	100000	3.2x1.8x 0.7	UART USB SPI	72.300	Internacional
GYNEO6M	± 7	10000	100000	3.0x2.0x 1.2	UART	47.000	Local
SIM808	± 2	1000	350000	5.4x4.3x 0.3	UART	88.000	Local
FONA808	± 2	1000	500000	8.0x6.6x 1.1	UART	351.500	Internacional

En esta ocasión el módulo SIM 808 fue seleccionado. La decisión se tomó principalmente por la disponibilidad a nivel local, la buena precisión y el bajo consumo energético en standby.

8.2.5. Diseño del circuito

El diseño del circuito se realizó para siete componentes tal como se presenta en la Figura 45. La alimentación de todos los componentes proviene de la Raspberry Pi3 y está a su vez es

alimentada por la batería seleccionada. El bloque buzzer hace referencia a la bocina para la alerta sonora. El bloque pánico hace referencia al botón de falsa alarma. El pin Sleep es parte del Módulo integrado GSM/GPS, pero es indicado por separado debido a que no hace parte de la regleta principal.

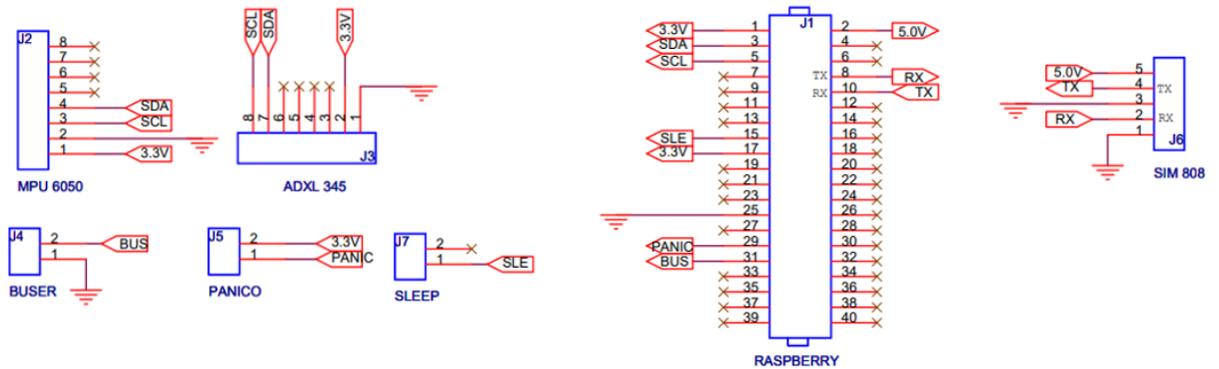


Figura 45 Esquemático del sistema

8.2.6. Programación de los sensores

En la programación de los sensores se tuvieron las siguientes consideraciones que fueron:

- a) Basados en las características de la base de datos SISFALL se implementó una frecuencia de muestreo de 200 Hz que es más baja que la usada por otros autores (Vilarinho et al, 2015); no obstante, no se encontró ninguna base sólida para cambiarla. Adicionalmente, mantener la misma frecuencia de muestreo permite que las características extraídas de los datos obtenidos por el dispositivo presenten comportamientos más parecidos a los de la base de datos.
- b) Los autores de SISFALL aplicaron a los datos un filtro digital IIR Butterworth de 4 orden con una frecuencia de corte de 5 Hz, encontrando el filtrado suficiente para aplicaciones de detección. Además, resulta beneficioso para su aplicación en microcontroladores debido a su robustez y a su facilidad de computo (Sucerquia et al, 2017).

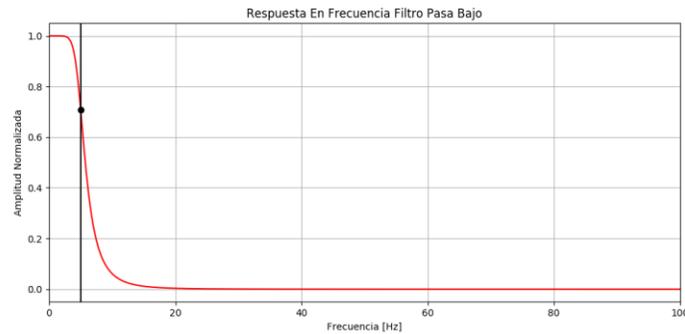


Figura 46 Respuesta en frecuencia filtro Butterworth

La respuesta en frecuencia de este filtro se presenta en la Figura 46 donde se observa que el comportamiento es el esperado. Más aún, al comparar las señales registradas con el dispositivo antes y después del filtrado vs las señales de la base de datos (Figura 47) se hace evidente que las señales presentan comportamientos similares. Además, si se tiene en cuenta que la frecuencia de corte utilizada se encuentra acorde a las recomendaciones de los datasheets de los sensores y otros trabajos como los de Frank *et al* (2010), Vavoulas *et al* (2014) y Chen *et al* (2015), no hay razón aparente para utilizar filtros adicionales, tal como se puede observar en la Figura 47.

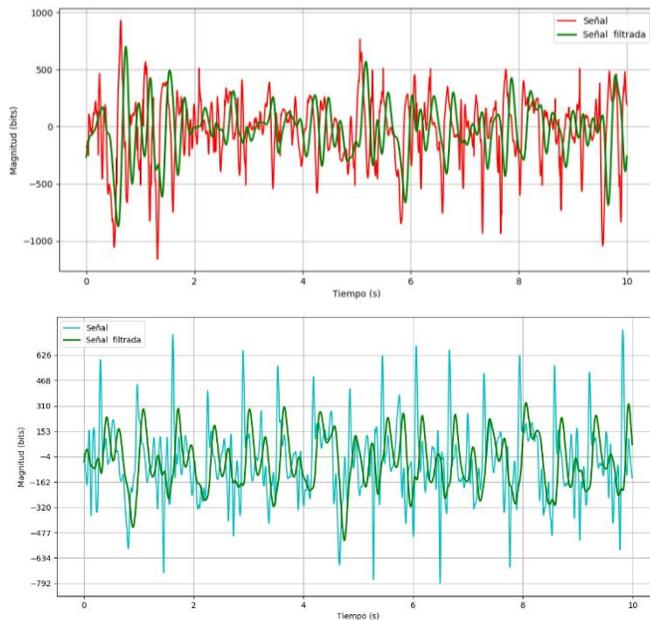


Figura 47 Comparación de las señales (bd rojo, dispositivo azul)

- c) El tamaño de ventanas seleccionado para la extracción de las características corresponde a 1 segundo, lo que equivale a 200 datos. Ventanas de un segundo son consideradas optimas en su relación costo de computo-exactitud para la detección de caídas (Ofli et al, 2015).
- d) El porcentaje de solapamiento utilizado para los datos de SISFALL en el entrenamiento del modelo (99%), aunque deseable, puede generar retrasos significativos al implementarse en la unidad de procesamiento. La Raspberry Pi3 debe estar en capacidad de registrar los datos, extraer las características y realizar la clasificación en un tiempo razonable, por este motivo, se evaluaron distintos porcentajes de solapamiento para la adquisición en la implementación final del algoritmo de detección.
- e) El threshold para cambiar los sensores de standby a modo activo (1/3 G leído por el acelerómetro ADXL 345) será evaluado en el último objetivo.

Los resultados obtenidos para este objetivo son considerados satisfactorios tanto por el comportamiento observado como por la literatura que lo respalda, por este motivo el objetivo se determina como cumplido.

8.3.ALGORITMO

7.3.1. Etiquetado

En la Figura 48, se presentan los puntajes para cada una de las combinaciones de variables de los 4 métodos. El valor presentado es la suma de los 4 ítems, cada uno con un valor de 0 a 10 que se obtuvo de la normalización en este rango de los resultados para cada ítem. Se hace evidente que los etiquetados con los mejores puntajes son el k means y el c means difuso. Dada la similitud entre ambos métodos, rendimientos similares eran de esperarse. Las mezclas gaussianas por su parte, presentaron el peor rendimiento de los 4 y el método estadístico no destacó particularmente. La diferencia en el rendimiento de estos últimos con respecto a los mejores parece indicar que los datos no responden a una distribución normal, haciendo que estos métodos no se desempeñasen tan bien como se esperaba inicialmente.

Con respecto a las características, una tendencia visible en los 4 métodos es el desempeño sobresaliente de la magnitud de la desviación (abreviada como desviación) que presentó uno de los puntajes más altos para cada uno. También se puede observar que el tirón presenta un buen desempeño, en especial cuando está en compañía de la desviación. En contraste, el RMS y la magnitud de la señal presentaron malos resultados tanto solos como en compañía de otras variables. Este rendimiento puede deberse a que la marcha es radicalmente diferente para cada individuo, por ello características como el RMS y el área de la señal (integral) son más sensibles a este hecho, ya que están directamente relacionadas con la amplitud de las señales. Por el contrario, la desviación de la magnitud de la señal y el tirón miden las variaciones de los datos con respecto a su tendencia natural, aumentando su robustez.

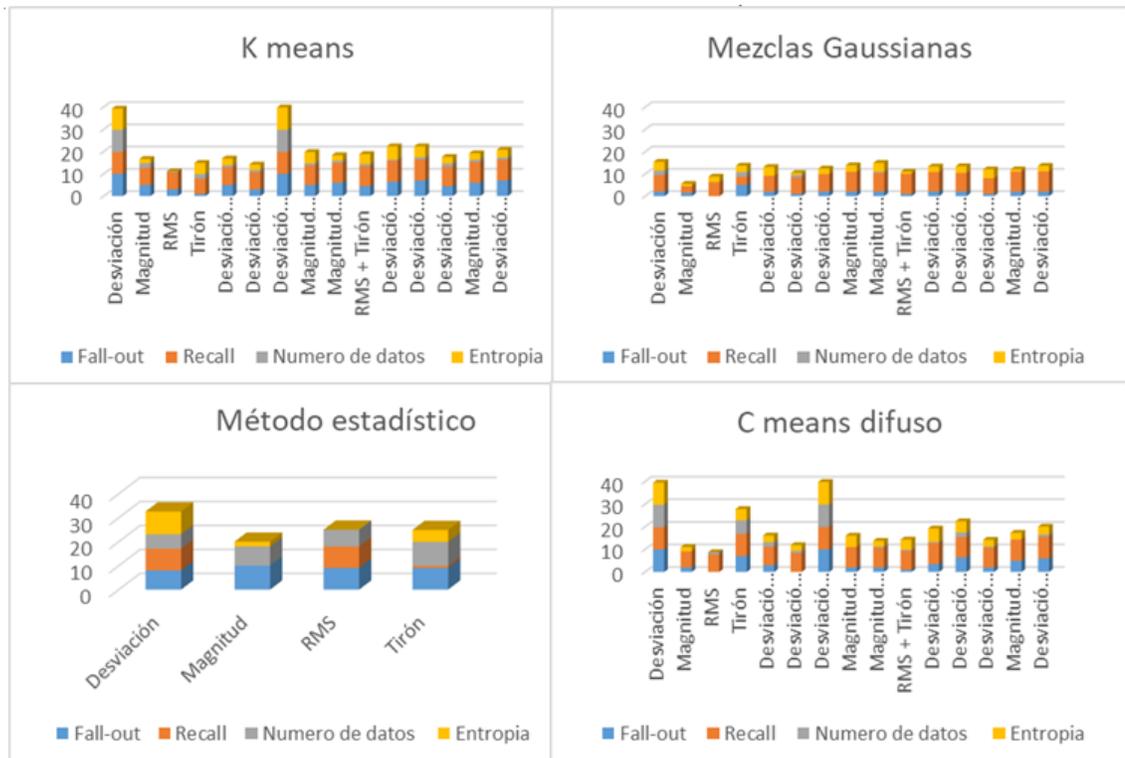


Figura 48 Resultados etiquetado

Con base en los resultados obtenidos se escogieron 4 etiquetados para ser sometidos a la evaluación de calidad: 2 de K-Means (desviación y desviación + tirón) y 2 de C-means difuso (desviación y desviación + tirón). Los resultados de la evaluación de la calidad del etiquetado se muestran en la Tabla 19. Se incluyen los valores de la matriz de confusión y el Valor F Ajustado calculado a partir de los mismos.

Tabla 19 Resultados comparación con etiquetado manual

Método	Característica	VP	VN	FP	FN	VFA
K means	Desviación	30343	372320	8042	7922	0.879949244
	Desv. +Tirón	30345	372319	8043	7920	0.87995023
C means	Desviación	33510	372007	4875	7777	0.920632606
	Desv. +Tirón	34504	372150	3884	7751	0.932835184

Los etiquetados realizados con C-Means demostraron ser mejores que los obtenidos con K-Means. Teniendo en cuenta el tipo de datos que se están manejando el resultado puede deberse a las características de ambos métodos. El C-Means difuso es menos “rígido” que el K-Means, ya que este último parte del principio de que todos los datos solo pueden pertenecer a una clase, lo cual puede resultar contraproducente en los casos más difíciles de distinguir.

Entre los dos etiquetados realizados con C-Means la diferencia no es lo suficientemente significativa como para descartar definitivamente alguno de los dos, por ello se dejó la combinación desviación + tirón como primera opción y solo la desviación como alternativa.

8.3.1. Algoritmo de clasificación

En la Figura 49 se presentan los resultados obtenidos para todos los algoritmos y sus respectivas configuraciones. Se indica con el número 5 los métodos que tuvieron en cuenta tanto la desviación como el tirón y con el número 3 los que fueron realizados solo con la desviación.

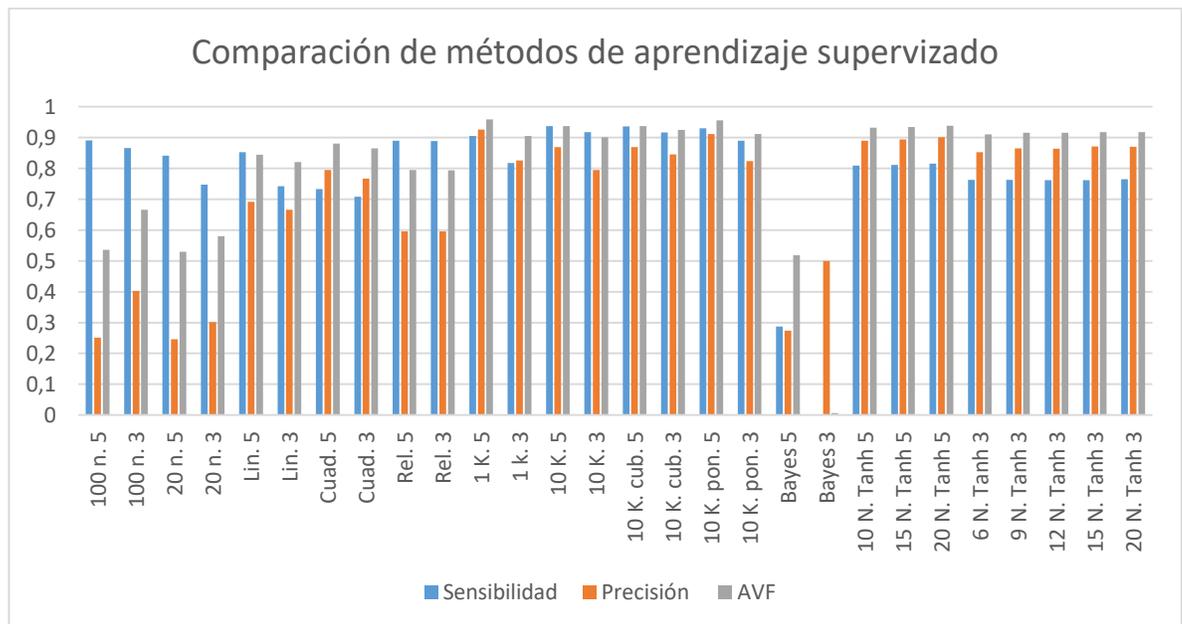


Figura 49 Rendimiento algoritmos de aprendizaje implementados

Se observa en la gráfica que los grupos de métodos que presentaron el mejor rendimiento son los algoritmos de K-vecinos y las Redes Neuronales, especialmente la configuración de 1 vecino y $\text{désv}+\text{tirón}$ para el primero, y 20 neuronas en la capa oculta y $\text{désv}+\text{tirón}$ para el segundo. En contraste, los árboles de decisión y especialmente el Bayes Ingenuo demostraron una capacidad de clasificación muy pobre. El bajo rendimiento del Bayes Ingenuo parece acorde a las inferencias obtenidas de los resultados del etiquetado: los datos muy probablemente no presentan una distribución de probabilidad normal y por esta razón los métodos basados en este principio no resultan muy efectivos.

Teniendo en cuenta solo el rendimiento del modelo, el K vecinos sería el algoritmo seleccionado, sin embargo, hay que tener en cuenta el costo computacional. El K vecinos es un algoritmo del tipo “lazy learner”, es decir, no establece una generalización que permita discriminar los datos, lo que puede representar un costo computacional mayor al momento de clasificar (Stanford, 2013). Adicionalmente, los algoritmos de este tipo deben disponer de todos los datos de entrenamiento cada vez que se realiza una clasificación, haciendo el algoritmo aún más lento. Por el contrario, las Redes Neuronales son “eager learners”, lo que representa un gran costo computacional inicial, pero una ejecución muy ágil al momento de la clasificación (Mathworks, 2016). Por lo expuesto anteriormente, se seleccionó la Red Neuronal de 20 Neuronas en la capa oculta.

Con el fin de obtener la mejor relación costo computacional beneficio se revaluaron algunas arquitecturas de Redes Neuronales ya probadas utilizando funciones de activación diferentes. La primera arquitectura implementada corresponde a: 1 capa oculta, para este caso compuesta de 10 perceptrones, con función de activación sigmoide tanto para la capa oculta como la de salida y back propagation por método de gradiente conjugado.

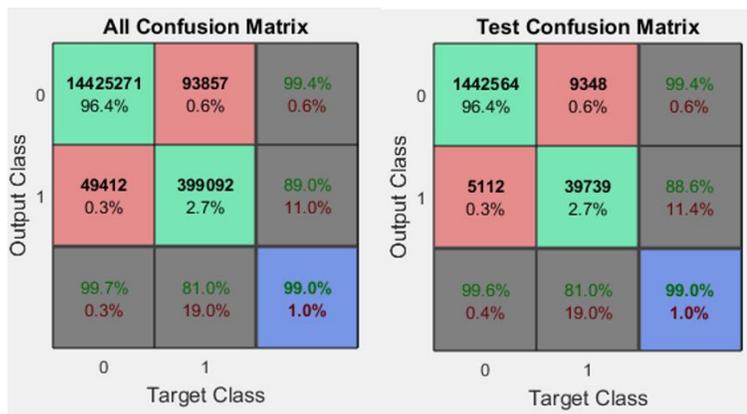


Figura 50 Matriz de confusión

La red no alcanzó el threshold de convergencia, en cambio, el entrenamiento fue detenido porque se excedió el número de iteraciones máximo. La matriz de confusión (Figura 50) revela una tasa de detección de verdaderos positivos del 81% y una tasa de falsas alarmas del 11%. El rendimiento de la red empeoró con respecto al anterior, así que se modificó la arquitectura y se realizó un nuevo entrenamiento.

La segunda arquitectura utilizada se compuso de 15 neuronas en la capa oculta, de nuevo, con funciones de activación sigmoide en la capa oculta y en la de salida. En esta ocasión la red tampoco logra la convergencia y el rendimiento obtenido no varió apreciablemente de la arquitectura anterior. Como se puede observar en la matriz de confusión (Figura 51), la tasa de detección es del 81% y la tasa de falsas alarmas es del 11%.

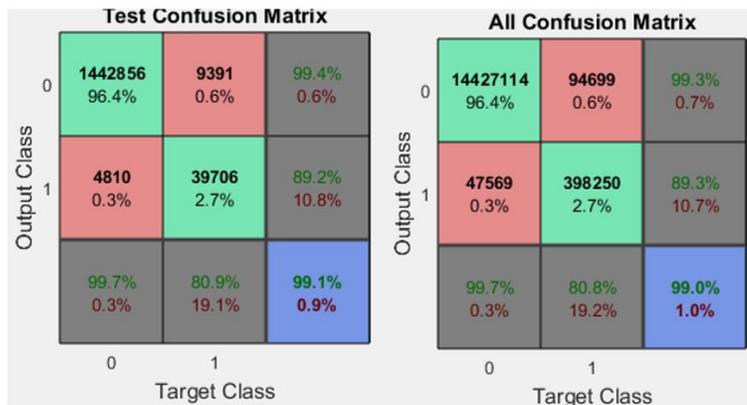


Figura 51 Matriz de confusión 2

Ya que el uso de más capas ocultas es desaconsejado en la mayoría de los casos se hizo una última prueba con solo una capa oculta aumentando el número de perceptrones a veinte. En esta ocasión el rendimiento aumento marginalmente (Figura 52), la tasa de detección aumento a 81.6% y la tasa de falsas alarmas se redujo a 10%. Al no haber una razón clara para la relativa constancia del rendimiento se hizo una revisión de la evolución del gradiente de las tres redes.

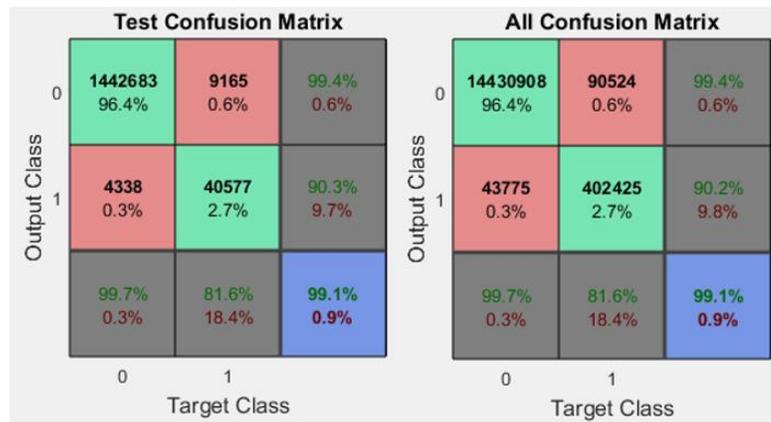


Figura 52 Matriz de confusión 3

Para los tres casos se pudo observar (Figura 53) que el gradiente de las tres redes al momento de terminar esta un punto en el que es difícil determinar si sigue en descenso o si se ha estancado. Con el fin de descartar un problema de vanishing gradient se decidió entrenar una red con dos capas ocultas.

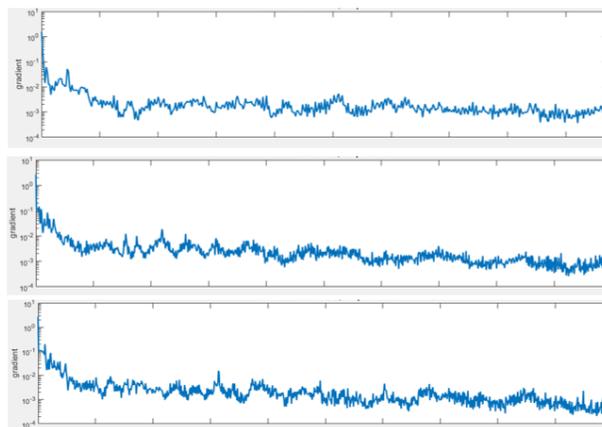


Figura 53 Gradientes descendentes

La red neuronal profunda de 2 capas implementada arrojó resultados similares a las usadas con anterioridad, incluyendo el comportamiento del gradiente descendente, haciendo muy improbable que se trate de un problema de vanishing gradient.

Para discernir si el problema radica en un límite de iteraciones muy bajo para el set de datos, se realizó el entrenamiento de una red con la misma arquitectura de la segunda (15 neuronas) cambiando la función de activación de la capa oculta. Se utilizó una función de activación ReLu, la cual se caracteriza de tener una de las convergencias más rápidas (Mathworks, 2016). El propósito de usar ReLu en este caso es para estimar la dificultad de convergencia y aplicar estrategias correctivas de ser necesario.

La red entrenada con la función ReLu tampoco alcanzó la convergencia; sin embargo, al observar la gráfica de gradiente descendente de la misma (Figura 54) se puede observar que el gradiente descendente presenta tendencia a la baja indicando que el problema radica en una convergencia muy lenta.

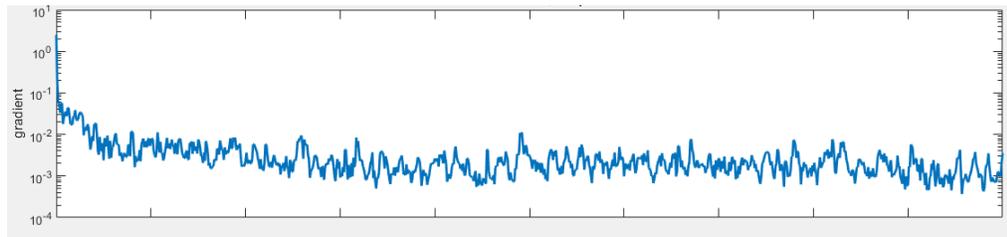


Figura 54 Gradiente descendente ReLu

Por lo observado anteriormente, se probó retirar las características de algunos de los sensores. Los resultados se presentan en la Tabla 20, se incluyen la sensibilidad, precisión y Valor F Ajustado.

Tabla 20 Redes Neuronales Adicionales

Configuración	Sensibilidad	Precisión	AVF
Desviación+tirón de solo un acelerómetro. 4 neuronas de la capa oculta	0.080353	0.532706	0.498549
Desviación+tirón de solo un acelerómetro.	0.079124	0.545049	0.498269

6 neuronas de la capa oculta			
Desviación+tirón de solo un acelerómetro. 15 neuronas de la capa oculta	0.049696	0.5549	0.426113
Desviación+tirón sin el segundo acelerómetro. 6 neuronas de la capa oculta	0.157484	0.55397	0.604215
Desviación+tirón sin el segundo acelerómetro. 20 neuronas de la capa oculta	0.840298	0.958263	0.964289

Se puede apreciar que el utilizar solo las características extraídas para uno de los acelerómetros produce rendimientos muy por debajo de cualquiera de los métodos utilizados, de hecho, que aumentar el número de neuronas vaya en detrimento del rendimiento revela que estas características por si solas tienen un bajo poder discriminante. Al añadir la característica del giroscopio se obtuvo un rendimiento mucho mejor, al punto de que la última configuración evaluada resultó mejor que todas las demás arquitecturas y todos los métodos previamente evaluados, incluyendo el K vecinos. Dados estos resultados se optó por la arquitectura de 20 Neuronas con las características de un acelerómetro y el giroscopio como método de clasificación definitivo.

8.3.2. Pruebas de ejecución

Para determinar si la implementación del algoritmo de detección es viable en términos de los requerimientos del proyecto se realizaron pruebas de tiempo de ejecución del código implementado en Python 3 en la unidad de procesamiento. Los resultados se presentan en la Tabla 21.

Tabla 21 Resultados tiempo de ejecución

Overlapping	Tiempo de Setup	Tiempo de ejecución promedio por ventana	Porcentaje de información perdida
30%	0.002368 s	0.04324 s	1%
50%	0.002368 s	0.04078 s	3.33%
70%	0.002368 s	0.04656 s	4.17%
90%	0.002368 s	0.04704	3.70%

Como era previsible el tiempo de Setup fue constante para todos los porcentajes de overlapping. El promedio del tiempo de ejecución por ventana fue aumentando a medida que aumentaba el porcentaje, al igual que el porcentaje de pérdida de información. Dado que el porcentaje de pérdida de datos no aumentó significativamente al aumentar el overlapping, se optó por mantener este porcentaje para la implementación. Sin embargo, este porcentaje está sujeto a cambios en función de los resultados obtenidos en las actividades del último objetivo.

8.4.MÓDULOS GPS/GSM

El resultado de la prueba del GPS (Figura 55) fue altamente satisfactorio y está en conformidad con los requerimientos del proyecto. Los errores obtenidos para la longitud, latitud y altitud de $\pm 27\text{m}$, $\pm 11\text{m}$ y $\pm 59\text{m}$ respectivamente son considerados muy buenos por el estándar de rendimiento de la Oficina Nacional de Coordinación para Posicionamiento, Navegación y Tiempo de los Estados Unidos (National Instruments, 2016). El tiempo de fijación medido de 31s es satisfactorio teniendo en cuenta que la fijación se hizo en frío y en 3 dimensiones. Cabe resaltar que dependiendo de la posición de los satélites el tiempo de fijación puede variar considerablemente.

```

pi@raspberrypi: ~
File Edit Tabs Help

Time:      2018-04-17T12:49:07.000Z      PRN:  Elev:  Azim:  SNR:  Used:
Latitude:  4.732612 N                    10   73   140   34   Y
Longitude: 74.036507 W                    14   27   352   31   Y
Altitude:  2502.9 m                       16   29   203   22   Y
Speed:     0.2 kph                         26   61   200   42   Y
Heading:   0.0 deg (true)                  31   41   332   25   Y
Climb:     0.0 m/min                       32   35   024   28   Y
Status:    3D FIX (31 secs)
Longitude Err: +/- 27 m
Latitude Err: +/- 11 m
Altitude Err: +/- 59 m
Course Err: n/a
Speed Err:  +/- 197 kph
Time offset: 1.562
Grid Square: FJ24xr

```

Figura 55 Resultado prueba del GPS

Las pruebas conducidas para el módulo GSM arrojaron muy buenos resultados (Figura 56). El Indicador de Fuerza de la Señal Recibida (RSSI por sus siglas en inglés) se ubicó en el nivel 22 lo que ubica la potencia de la señal recibida entre los -110 y -54dB, suficiente para el envío del mensaje (SIMcom, 2013). Por su parte, el índice de calidad de la señal RXQUAL es de 0, lo que corresponde a una probabilidad de error del 10% (o menos) siendo el mejor resultado posible de acuerdo al Instituto Europeo para Estándares de la Telecomunicación o ETSI (1999). Sin embargo, debido a la volatilidad de la recepción en Colombia se optó por modificar ligeramente el programa para que se realice el envío de 1 mensaje cada 3 minutos en 3 ocasiones, de esta forma se reduce el riesgo de que el cuidador no reciba la alerta.

```

pi@raspberrypi: ~
Archivo Editar Pestañas Ayuda

Welcome to minicom 2.7

OPCIONES: I10n
Compilado en Apr 22 2017, 09:14:19.
Port /dev/ttyS0, 01:17:52

Presione CTRL-A Z para obtener ayuda sobre teclas especiales

AT
OK
AT+CSQ
+CSQ: 22,0
OK

```

Figura 56 Resultado prueba GSM

Una vez implementada la programación de los módulos se efectuó la prueba de integración. Los registros del GPS se muestran en la Figura 57, con los correspondientes a la latitud al lado izquierdo y la longitud al derecho. Las desviaciones estándar de las lecturas de latitud y de longitud fueron de 4.74×10^{-6} y de 2.79×10^{-5} respectivamente, evidenciando una excelente precisión incluso en los casos en los que solo se llega a contar con un sistema de ubicación en 2D.

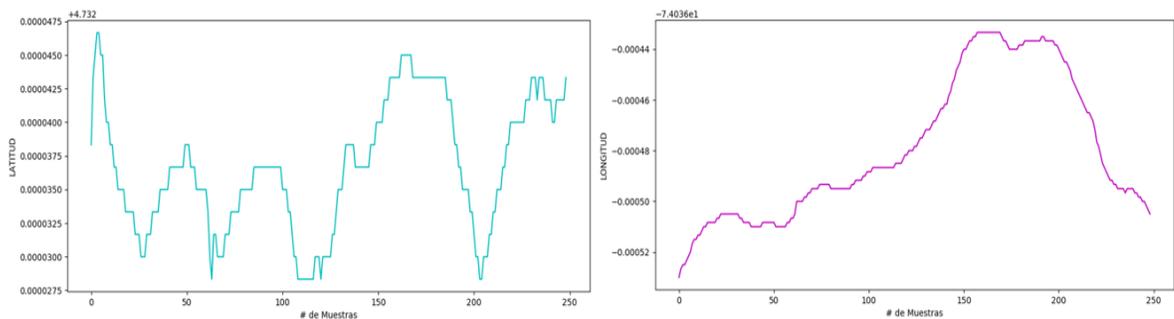


Figura 57 Medición GPS

Para concluir la prueba de implementación se probó la recepción de la señal de GPS y él envió de los mensajes SMS. Para el primer caso se determinó con otro dispositivo si la ubicación enviada corresponde a la actual o a la registrada con anterioridad por el algoritmo. La cantidad de SMS corresponde al número total de SMS que fueron recibidos en el dispositivo receptor, con un máximo de 3. En la Tabla 22 se presentan los resultados obtenidos.

Tabla 22 Prueba final GPS/GSM

Lugar	Cantidad de SMS enviados	Ubicación enviada
5° Piso de un Edificio Residencial	3 SMS	Ubicación actual
Azotea de un Edificio de 8 pisos	3 SMS	Ubicación actual
3° Piso Edificio de oficinas	3 SMS	Ubicación actual
Centro de un parque	3 SMS	Ubicación actual
Escaleras del 4° piso (de 6)	3 SMS	Ubicación actual

Parqueadero subterráneo	3 SMS	Ubicación almacenada
Acera de una zona comercial	3 SMS	Ubicación actual
Interior de un vehículo	3 SMS	Ubicación actual

Los resultados permitieron observar que aun en circunstancias no idóneas como ubicaciones subterráneas el cuidador recibirá por lo menos un mensaje con la última ubicación registrada. Teniendo en cuenta los resultados de esta prueba junto con los de las demás se determinó que las consideraciones realizadas son suficientes para el cumplimiento del objetivo propuesto.

8.5.CARCASA

8.5.1. Selección de material

La selección de material se hizo a partir de 8 materiales preseleccionados: ABS (acrilnitrilo butadieno estireno), que es un polímero termoplástico; PE (polietileno) de alta densidad; EVA (etilvinilacetato), un polímero termoplástico; MDF (Medium-density fibreboard), una de las maderas más utilizadas; PMMA (Polimetilmetacrilato), también conocido como acrílico; PS (poliestireno), polímero termoplástico muy utilizado; PUR (poliuretano), un plástico muy versátil; PVC (policloruro de vinilo), uno de los plásticos más difundidos en diversas aplicaciones. Los resultados se presentan en la Tabla 23, siendo evaluadas solo las características que fueron determinantes para la selección.

Tabla 23 Comparación de materiales

Característica	ABS	PE	EVA	MDF	PMMA	PS	PUR	PVC
Rockwell.	105	65	26	100	94-105	60-90	70-90	114
Módulo de Young	0.37	0.8	0.08	0.58	0.25	0.23	0.006	0.29
Resistencia dieléctrica	25	70	30	0.5	17-30	20	29-72	14-20

(MV/m)								
Precio (pesos)	30.000	20.000	2.000	6.000	15.000	13.000	24.000	7.000
Técnica para corte o moldeo	Termoformado	Corte mecánico	Corte láser	Corte mecánico				
Forma de adhesión	Acetona o calor	Pegamento especializado	Pegamento	Pegamento	Pegamento	Pegamento	Pegamento especializado	Pegamento
Permeabilidad	No	No	No	Si	No	No	No	No
Conductividad térmica(W/Km)	0.14-0.21	0.4	0.08	0.3	0.17-0.19	0.1-0.13	0.29	0.12-0.25

La dureza de casi todos los materiales es bastante elevada, indicando una alta resistencia a los rayones y perforaciones. El EVA a pesar de no poseer esta característica tiene una propiedad que resulta mucho más atractiva: su módulo de Young. El tener una alta capacidad elástica le confiere al material una gran capacidad de disipación de la energía, mejorando la resiliencia del dispositivo a los impactos y reduciendo el riesgo de lesiones que materiales más duros podrían llegar a producir (Jalalvand *et al*, 2016).

La resistencia dieléctrica de todos los materiales a excepción del MDF es destacable y resulta suficiente para aislar el circuito. De los materiales evaluados solo el EVA y el PS cumplen con el requerimiento de conductividad térmica en todos los casos. El ABS, el PMMA y el PVC varían en este aspecto dependiendo de su densidad, pero el cumplirlo implica hacer concesiones en sus propiedades mecánicas. Con respecto a la impermeabilidad solo el MDF no actúa como material impermeable y es, en cambio, un retenedor de líquido.

Los parámetros misceláneos (manejo, técnica de adhesión y precio) fueron muy variables dependiendo del material. Por ejemplo, el ABS, aunque muy trabajado en impresiones láser, solo es producido como una estructura continua por termoformado a nivel industrial. Un caso similar es el del PE que requiere de un pegamento especial debido a su alta resistencia a la adhesión. Este pegamento es extremadamente costoso y difícil de adquirir

tanto a nivel nacional como por importación. El precio de la cantidad de material requerido para la realización de la caja también varía considerablemente entre materiales; sin embargo, para todos los casos se cumple el requerimiento relacionado.

Considerando todo lo anterior se escogió el EVA como material constituyente de la carcasa debido a sus propiedades amortiguadoras, su bajo precio, su facilidad de manejo y sus capacidades aislantes.

8.5.2. Pruebas IP

Se evaluó la permeabilidad de la carcasa de acuerdo a los índices de la clasificación IP de acuerdo a la Norma IEC 60529:1989/A2:2013 (ICONTEC, 2013). Estos índices se utilizan para identificar el nivel de protección contra el ingreso de objetos foráneos al dispositivo.

El código IP se compone de tres partes: las siglas IP, un dígito representativo de la protección contra sólidos y un dígito representativo del ingreso de líquidos. El líquido considerado por la norma es el agua pura en condiciones de temperatura y presión ambiente, por este motivo el daño que pueda causar cualquier otro líquido que entre en contacto con el dispositivo no es contemplado para la realización de estas pruebas.

La prueba de protección de sólidos se hizo tomando objetos de las medidas establecidas por la norma e intentando ingresarlos al dispositivo sin aplicar gran fuerza. Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 24.

Tabla 24 IP sólidos

Nivel	Tamaño del objeto	Objetos a los que presenta protección	Resultado
0	No protegido	No hay protección contra ningún tipo de contacto o ingreso de objetos	OK
1	>50 mm	Superficies grandes Palma de las manos	OK
2	>12.55 mm	Dedos Marcadores Ramas de gran diámetro	OK

3	>2.5 mm	Alambre grueso Palillos chinos	OK
4	>1 mm	Alambre fino Agujas	OK
5	Polvo grueso	--	NO PROBADO
6	Partículas de polvo	--	NO PROBADO

Las pruebas de protección contra líquidos se efectuaron para todos los niveles. Cada una de ellas fue realizada acorde a lo presentado en la Tabla 25.

Tabla 25 IP líquidos

Nivel	Tamaño del objeto	Objetos a los que presenta protección	Resultado
0	No protegido	No hay protección contra ningún tipo de contacto o ingreso de líquido	OK
1	Goteo de agua	Gotas de agua en caída vertical	OK
2	Goteo de agua con inclinación de hasta 15°	Gotas de agua en caída vertical sobre superficie inclinada hasta 15° fuera de su posición normal	OK
3	Irrigación de agua	Agua rociada a cualquier ángulo de hasta 60° respecto a la vertical	OK
4	Salpicaduras de agua	Salpicaduras de agua en cualquier dirección	OK
5	Inyección de agua	Agua eyectada a través de una boquilla de 6.3mm en cualquier dirección	OK
6	Inyección de agua a mayor potencia	Agua eyectada a través de una boquilla de 12.5mm en cualquier dirección	OK
7	Inmersión de hasta	Ingreso de agua en cantidades dañinas bajo	NO

	1 m	condiciones de presión y tiempo controladas	
8	Inmersión mayor a 1 m	Inmersión continua en agua bajo condiciones especificadas por el fabricante	NO

De acuerdo a lo obtenido para ambas prueba la puntuación IP de la carcasa es de IP46, un resultado muy bueno y que cumple con los requerimientos del proyecto.

8.6.EVALUAR LA FUNCIONALIDAD DEL PROTOTIPO EN ACTIVIDADES COTIDIANAS Y EVENTOS SIMULADOS DE CAÍDA.

En la Figura 58 se expone el montaje final del circuito. Como se puede observar el área principal del mismo está determinada por la Raspberry Pi3. Para algunos de los pines fue necesario usar recubrimiento aislante con el propósito de prevenir contacto con algunas de las superficies metálicas libres que podrían ocasionar un cortocircuito. Los cables libres del buzzer, el botón de falsa alarma, la antena GPS y la antena GSM fueron sujetos firmemente al momento de la integración con la carcasa.



Figura 58 Montaje final del circuito

En la Figura 59 se presenta la disposición final del prototipo junto al equipo de seguridad utilizado por los participantes. Todas las pruebas se condujeron con normalidad y no se presentaron daños en ninguno de los componentes a pesar de la alta cantidad impactos a las que fue sometido el dispositivo en un periodo de tiempo tan reducido. De igual forma, el

funcionamiento de la mayoría de los componentes fue óptimo con excepción del buzzer que presentaba pérdidas de intensidad ocasionales.

Los participantes no manifestaron aumentos perceptibles de la temperatura del dispositivo en ningún momento y no se percibió calor por encima del habitual al realizar las revisiones periódicas del estado y funcionamiento de los componentes. Tampoco hubo observaciones con respecto al peso del dispositivo o de dolor ocasionado por el prototipo durante los impactos, por lo que se puede afirmar que el EVA cumplió su función como amortiguador y aislante térmico de bajo peso.



Figura 59 Prototipo y equipo de seguridad

Para el ajuste del overlapping y el umbral se realizaron pruebas de caídas directas en 4 direcciones (lateral, frontal, vertical, posterior). Los resultados se presentan en la Tabla 26. Se observó que la configuración que presentó el mejor rendimiento corresponde al overlapping seleccionado en la implementación del software (90%) y un umbral $\sim=1$, por esta razón se dejó esta configuración para las pruebas de validación

Tabla 26 Ajuste de variables

Overlapping	Umbral	Tasa de detección
30%	>0.5	0.2
	>0.9	0.21
	~=1	0.34
50%	>0.5	0.56
	>0.9	0.60
	~=1	0.66
70%	>0.5	0.52
	>0.9	0.79
	~=1	0.69
90%	>0.5	0.64
	>0.9	0.71
	~=1	0.84

Para cada detección de un evento de caída de las pruebas de validación se obtuvo el resultado presentado en la Figura 60. El mensaje de texto recibido incluye la fecha y la hora en la cual se detectó la caída seguido de las coordenadas y el link de la ubicación en Google Maps. Considerando la medida que se tomó para casos en los que no haya recepción de la señal de GPS (envió de ubicación almacenada), se optó por incluir la hora en la cual se adquirió la ubicación que se envía con el mensaje.

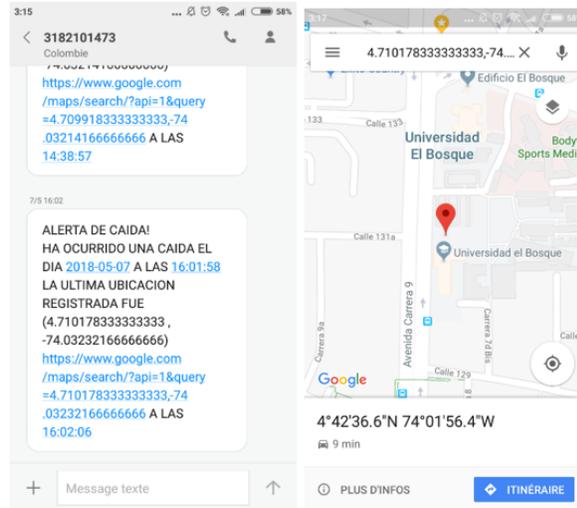


Figura 60 Mensaje de texto de la alerta y posición Google Maps

En la Tabla 27 se presentan las actividades diarias evaluadas y su respectiva tasa de falsas alarmas presentadas en forma decimal.

Tabla 27 Tasas de falsa alarma por actividad diaria

Actividad diaria	Tasa de falsa alarma
Subir y bajar escaleras rápidamente	0
Sentarse rápidamente	0.045
Levantarse rápidamente	0.071
Acostarse rápidamente	0.045
Cambio de posición acostado	0.21
Tropezamiento al caminar	0
Saltar para alcanzar algo	0
Caminar lento	0
Caminar rápido	0
Trotar lento	0
Trotar rápido	0
Total	0.048

Los resultados obtenidos para las pruebas de actividades diarias evidencian una baja tasa de falsas alarmas, con una tasa total de 0.048. Se puede observar que la mayoría de las actividades diarias presentan una baja tasa de falsas alarmas de forma individual, con 7 sin falsas alarmas. Las actividades relacionadas con movimientos verticales rápidos registraron valores muy bajos indicando una buena discriminación. Es importante destacar que estas

actividades (junto a saltar) han sido reportadas por varios autores como las actividades que generan el mayor número de falsas alarmas (Iguar *et al*, 2013; Vilarinho *et al*, 2015; Sucerquia *et al*, 2017), lo que sugiere que el dispositivo responde a una necesidad importante en el área de la detección de caídas. La única actividad diaria que presentó una tasa de falsas alarmas considerable corresponde al cambio de posición acostado. El hecho de que sea la única actividad diaria evaluada que implica una rotación lateral considerable parece indicar una alta sensibilidad del prototipo a los movimientos laterales.

La tasa de detección para los tipos de caídas evaluados se muestra en la Tabla 28 y al igual que con los eventos de caída se presentan en forma decimal.

Tabla 28 Tasa de detección por tipo de caída

Tipo caída	Tasa de detección
Caminar y resbalarse hacia adelante	0.76
Caminar y resbalarse hacia atrás	0.57
Caminar y resbalarse hacia un lado	0.93
Caída vertical producto de un desmayo al caminar	0.81
Caída al caminar producto de un desmayo, amortiguada por las manos	0.95
Caída hacia adelante al levantarse	0.81
Caída lateral al levantarse	0.95
Caída hacia adelante tratando de sentarse	0.83
Caída hacia atrás tratando de sentarse	0.43
Caída lateral tratando de sentarse	1
Caída hacia adelante al sentarse producto de desmayo o somnolencia	0.83
Caída lateral al sentarse producto de desmayo o somnolencia	0.93
Total	0.81

Al analizar las tasas de detección para los distintos eventos de caída evaluados se observan rendimientos similares para eventos de caída del mismo tipo: caídas laterales, caídas frontales, caídas verticales y caídas posteriores.

- Las caídas laterales presentaron la mayor tasa de detección con una tasa promedio de 0.9525, un comportamiento consistente con los resultados de las actividades diarias que indicaban una mayor sensibilidad lateral. El evento con la mejor tasa de detección corresponde a la caída lateral al sentarse, que presentó un porcentaje de

detección del 100%. Este rendimiento puede responder a varios factores. Al usar la misma silla para todos los participantes se asegura un ángulo de inicio estándar y la misma distancia de caída, lo que reduce la variabilidad del evento de caída y del comportamiento de los sujetos de prueba. Esto último también está relacionado con una percepción de seguridad mayor debido a la distancia reducida permitiendo que los participantes se caigan de forma más natural. Otro factor a considerar es la sensibilidad lateral previamente mencionada, que se hace patente en esta caída en particular.

- Las caídas verticales fueron el tipo de caída con más baja representación debido a su baja ocurrencia con relación a las demás. A pesar de ello, la detección de este tipo de caídas tuvo un buen rendimiento con un valor promedio de detección de 0.88. Es notable el buen rendimiento que se obtuvo para este tipo de caída pese a la marcada diferencia en su realización por parte de los participantes y a la dificultad que suele presentar su identificación debido a la similitud con las actividades diarias que presentan movimiento vertical.

- La tasa de detección para las caídas frontales es muy cercana a la total con un valor promedio de 0.8075. Se observó una alta variación en el rendimiento para este tipo de caídas entre las primeras repeticiones y las demás que puede deberse a un factor psicológico. Al ser frontales los sujetos de prueba son conscientes en todo momento del suceso y en muchas ocasiones no pudieron evitar algunos actos reflejos para amortiguar la caída. Incluso con este inconveniente en mente el resultado de detección para este tipo de caídas es notable.

- El rendimiento más abajo obtenido corresponde a los eventos de caída hacia atrás con un promedio de detección de 0.5. Este comportamiento puede ser producto de la baja representación de este tipo de caídas en los datos de entrenamiento. De los 15 eventos de caída evaluados por SISFALL solo tres corresponden a eventos de caída hacia atrás lo que puede dificultar la discriminación de estos eventos. Otros factores que pueden incidir en esta tendencia son la reticencia de los participantes a dejarse

caer en esa posición y la reducción de la trayectoria de los sensores producto del cuerpo del usuario que esencialmente se convierte en un amortiguador.

Tanto en las actividades diarias, como en los eventos de caída no se encontró evidencia de que la altura, el género o el peso tuvieran correlación con resultados observados. Sin embargo, la homogeneidad etaria de los sujetos de prueba puede representar una reducción en el rendimiento del modelo cuando el dispositivo sea empleado por adultos mayores. (Sucerquia *et al*, 2017).

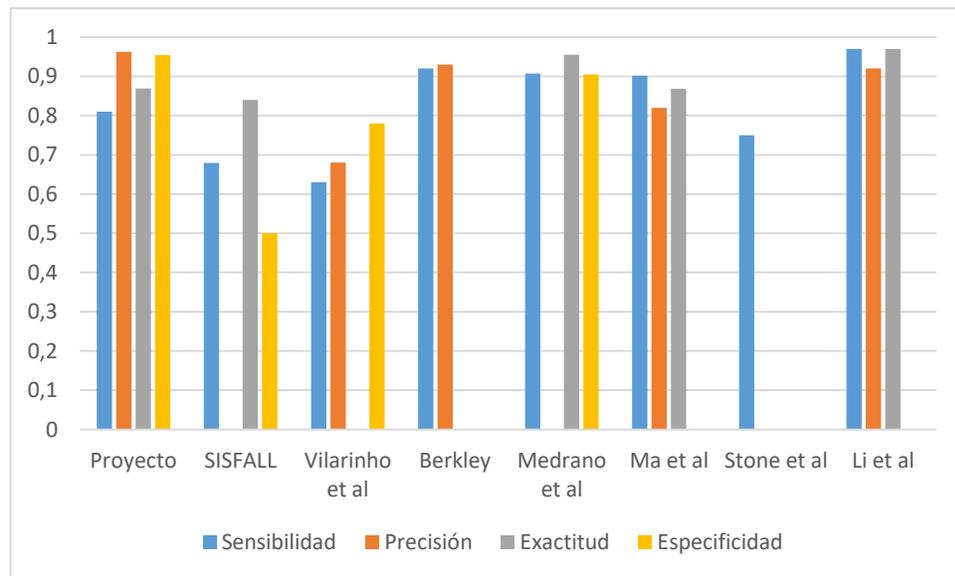


Figura 61 Comparación del proyecto con artículos de referencia

Tal como se mencionó en los requerimientos del algoritmo, el rendimiento del dispositivo será contrastado con artículos de referencia. En la Figura 61 se presentan los valores de sensibilidad, precisión, exactitud y especificidad calculados a partir de las pruebas. Para los artículos de referencia se presentan solo los valores reportados por los autores.

La sensibilidad calculada del proyecto corresponde a 0.81, resultando superior a las reportadas por SISFALL (Sucerquia *et al*, 2017), Vilarinho *et al* (2015) y Stone *et al* (2014). El estudio de Medrano presento una sensibilidad mayor correspondiente a 0.90, sin embargo, el estudio tiene menos sujetos de prueba que el presente proyecto con solo 10 y también evaluó menos tipos de caída (8) y actividades diarias (8). Adicionalmente, los tipos

de caída evaluados en dicho estudio no están asociados a otras actividades (como caminar) y son más lineales que las contempladas en el proyecto. Por su parte, el trabajo de Li *et al* presentó la mayor sensibilidad (0.97) gracias a una combinación de sensores portados por el usuario y sensores adicionales ubicados en el hogar del usuario, por lo tanto, no es aplicable en exteriores. Los trabajos de Ma *et al* (2014) y Ofli *et al* (2014) presentan inconvenientes similares al ser sistemas basados en captura de imágenes, con menos sujetos de prueba y menos actividades diarias y eventos de caída considerados.

Tanto la precisión como la especificidad del proyecto fueron las más altas de los modelos evaluados, con valores de 0.96 y 0.95 respectivamente, lo cual es consistente con el rendimiento obtenido para el modelo para los datos de validación de la base de datos. Estos resultados resultan aún más relevantes si se considera que las pruebas se realizaron con más participantes que los estudios de referencia, a excepción de SISFALL.

Por su parte, la exactitud (0.86) se ubicó por encima de SISFALL (Sucerquia *et al*, 2017) con 0.83 y de Ma *et al* (2014) con (0.85). Los otros trabajos que reportaron exactitud son los de Medrano *et al* (2014) con 0.95 y Li *et al* (2012) con 0.97, sin embargo, estos trabajos presentan las limitaciones presentadas anteriormente.

Partiendo de los resultados anteriores se observa que la principal fortaleza del proyecto con respecto a los trabajos de los autores de referencia es la baja cantidad de falsos positivos y un rendimiento general bastante consistente. También es destacar la posibilidad de uso tanto en interiores como en exteriores y la independencia del dispositivo a aditamentos adicionales.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en las pruebas realizadas para todos los objetivos se considera que el proyecto tuvo un cumplimiento satisfactorio, que además se constituye como una alternativa a los dispositivos con resultados publicados a la fecha.

9. CONCLUSIONES

A pesar del gran reto que constituye el manejo de datos sin clases asignadas la metodología propuesta demostró estar en capacidad de generar la clasificación requerida para el entrenamiento de modelos de aprendizaje supervisado con aplicaciones en la vida real. Las clases asignadas permitieron obtener una clasificación con una sensibilidad del 81% y una precisión de 96%, indicando un modelo en capacidad de lidiar con uno de los inconvenientes más ampliamente manifestados en el área, las falsas alarmas. En consecuencia, SIFALL demostró ser una buena base de datos de referencia para el entrenamiento de modelos de aprendizaje de máquina debido a la gran cantidad de eventos y sujetos en la base de datos. Sin embargo, el desbalanceo tan marcado de las clases puede ser el causante de la sensibilidad reducida en comparación con la precisión.

La población con la que se evaluó el funcionamiento del dispositivo es más grande que la que suele encontrarse en este tipo de aplicaciones, haciendo más relevantes los resultados obtenidos. Sin embargo, existe un sesgo producto de la población homogénea y no perteneciente a la población de interés que es un problema persistente en los estudios adelantados en esta área, pese a ello, por el momento no existen mecanismos para asegurar la integridad de adultos mayores que además aporten datos relevantes. Otros problemas que pueden limitar los resultados son algunas reacciones instintivas observadas en los sujetos de prueba que derivaban del impulso de impedir las caídas. Aún a pesar de todas las medidas de seguridad usadas estas reacciones fueron inevitables, especialmente en las primeras repeticiones de las caídas frontales y en la mayoría de las posteriores.

En lo relativo al hardware, tanto los sensores utilizados como las características seleccionadas demostraron ser adecuados para tareas de detección de caídas. No obstante, los resultados obtenidos en el entrenamiento del modelo evidenciaron que no es aconsejable la utilización de múltiples sensores de un mismo tipo, ya que requiere mayor poder de cómputo y puede ir en detrimento de la capacidad de detección. La Raspberry PI3 presentó un excelente rendimiento en tiempos de ejecución y los módulos de comunicación ejercieron su propósito sin contratiempos. Adicionalmente, basándose en el

comportamiento del material de la carcasa durante las pruebas se observó que las propiedades del EVA son adecuadas para su consideración en el diseño industrial.

El sistema de alerta implementado cumple con las metas propuestas para el proyecto y se consolida como un sistema eficaz gracias a su naturaleza dual (alerta y notificación). Como sistema de alerta se tiene la alarma sonora que cumple una doble funcionalidad. Por un lado, permite que personas en las proximidades puedan brindar asistencia, por el otro, avisa al usuario cuándo se ha detectado una caída para que pueda presionar el botón de falsa alarma en caso de ser necesario. Aunque este comportamiento iría en detrimento de su usabilidad en otro tipo de sistemas, la baja tasa de falsas alarmas hace que no represente una molestia habitual para el usuario. Por su parte, el sistema de notificación corresponde al sistema de ubicación por GPS y envió de un mensaje de texto. Los resultados de este sistema fueron notables y teniendo en cuenta la importancia de conocer la localización del evento de caída se consideró adecuado el envío de la última ubicación registrada para casos en los que la señal del GPS no está disponible.

Con todas las consideraciones realizadas y las fortalezas del prototipo frente a otros dispositivos de detección de caídas se concluye que posee todos los requerimientos funcionales, tanto de detección como de hardware, para avanzar a etapas de diseño posteriores que pueden conducir a su uso comercial.

10. PRESUPUESTO

Tabla 29 Presupuesto

RUBRO	VALOR PRESUPUESTA DO	VALOR EJECUTADO		PORCENTAJE EJECUTADO
Sensores	\$40.000	ADXL345	\$14.000	78%
		MPU6050	\$17.000	
Módulos de Comunicación	\$100.000	SIM808	\$88.000	88%
Unidad de Procesamiento	\$ 100.000	Raspberry Pi 3	\$150.000	150%
Componentes Básicos	\$ 30.000	Buzzer T15B	\$ 4.000	20%
		Pulsador	\$2.000	
Carcasa	\$ 80.000	EVA	\$2.000	3%
PCB	\$ 50.000	PCB Doble cara True hole	\$35.400	71%
Papelería	\$ 10.000	Papelería general	\$6.000	60%
TOTAL	\$ 410.000		\$318.400	78%

11. RECOMENDACIONES

1. Teniendo en cuenta la población objetivo, la condición de prototipo y la intención final del producto se propone miniaturizar el dispositivo. Esto con el propósito de aumentar su portabilidad, lo que brinda mayor comodidad de uso e incentiva su uso cotidiano
2. Debido a la gran variabilidad de los patrones de marcha, la degradación de la velocidad de reacción y otros factores biológicos se recomienda extender el periodo de pruebas, integrando una población más variada que incluya más grupos etarios y de ser posible, participantes de la tercera edad.
3. Partiendo del alcance del proyecto en el que no se contemplaba la adquisición de los datos para el entrenamiento del modelo y considerando la ausencia de clases en los datos de SISFALL, se recomienda la creación de una base de datos que permita validar los datos utilizados para la realización de este proyecto, que además incluya una proporción mayor de caídas.
4. Para dar continuidad al proyecto se debe evaluar el funcionamiento del dispositivo en uso continuo en condiciones no controladas y así evaluar su viabilidad comercial.
5. A pesar de que la población objetivo es la de adultos mayores el dispositivo tiene el potencial de ser aplicado en otras áreas, como por ejemplo en tareas de prospección o de minería, por este motivo sería ideal que este dispositivo sea testeado para este tipo de aplicaciones.
6. En caso de que no se logre establecer una señal GPS durante un periodo de tiempo que se considere excesivo acceder a la localización del GSM a través del APN del servidor lo cual representa un costo adicional por lo cual se recurriría como último recurso.
7. La creación de metodologías que logren simular el comportamiento de adultos mayores durante los eventos de caída permitiría realizar avances en este tema sin la necesidad de someter a la población a pruebas.

12. REFERENCIAS

- Abbate, S., Avvenuti, M., Bonatesta, F., Cola, G., Corsini, P., & Vecchio, A. (2012). A smartphone-based fall detection system. *Pervasive And Mobile Computing*, 8(6), 883-899. <http://dx.doi.org/10.1016/j.pmcj.2012.08.003>
- Abraham, M. (2017). *Falls in the Elderly: Causes, Injuries, and Management*. Medscape.
- ADXL345 (2017), *S. SparkFun Triple Axis Accelerometer Breakout - ADXL345 - SEN-09836 - SparkFun Electronics*. Sparkfun.com. Retrieved 22 September 2017, from <https://www.sparkfun.com/products/9836>
- Age UK. (2018). *Adaptations and equipment to make home tasks easier*. Age UK, Tavis House, 1-6 Tavistock Square, London. United Kingdom.
- Alarcón Sanchez, I. A., Lugo Ortiz, D. I., & Maldonado Ordorica, R. A. (2011). *Control de un pendulo invertido utilizando lógica difusa*. Instituto politecnico nacional de México.
- Anderson, D., Luke, R., Keller, J., Skubic, M., Rantz, M., & Aud, M. (2009). *Linguistic summarization of video for fall detection using voxel person and fuzzy logic*. *Computer Vision And Image Understanding*, 113(1), 80-89. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cviu.2008.07.006>
- Astudillo Velasco, E. A., & Zambrano Escalante, J. P. (2006). *SISTEMA DE NOTIFICACIONES Y ENVIO DE MENSAJES SMS PARA LA COMUNIDAD DE LA ESCUELA POLITÉCNICA DEL EJÉRCITO*. Escuela Politécnica Del Ejército.
- Bekkar, M., Djemaa, H., & Alitouche, A. (2014). *Evaluation Measures for Models Assessment over Imbalanced Data Sets*. *Journal of Information Engineering and Applications*. Vol.3, No.10.
- Biblioteca Médica Nacional de Cuba. (2015). *Envejecimiento de la Población*. Boletín Factográfico de Salud. La Habana. Cuba.
- Casilari, E. and Oviedo-Jiménez, M. (2015). *Automatic Fall Detection System Based on the Combined Use of a Smartphone and a Smartwatch*. *PLOS ONE*, 10(11), p.e0140929.
- CDIO. (2018). *Worldwide CDIO Initiative Standards*. CDIO Worldwide. CDIO office. Chalmers University Of Technology, se-412 96. Gothenburg
- Chen, C., Jafari, R., & Kehtarnavaz, N. (2015). *UTD-MHAD: A multimodal dataset for human action recognition utilizing a depth camera and a wearable inertial sensor*. 2015 IEEE International Conference On Image Processing (ICIP). <http://dx.doi.org/10.1109/icip.2015.7350781>

- Chen, D., Zhang, Y., Feng, W., Xiyu, L. (2012). *A Wireless Real-time Fall Detecting System Based on Barometer and Accelerometer*. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/ICIEA.2012.6361022>
- Colombia, M. (2017). *Normativa Leyes*. Minsalud.gov.co. Retrieved 7 September 2017, from https://www.minsalud.gov.co/Paginas/Norm_Leyes.aspx
- Creative Research Systems. (2018). *Sample Size Calculator*. <https://www.surveysystem.com/sscalc.htm#one>
- Cucchiara, R., Prati, A., & Vezzani, R. (2007). *A multi-camera vision system for fall detection and alarm generation*. *Expert Systems*, 24(5), 334-345. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-0394.2007.00438.x>
- DiPietro, R. (2016). *A Friendly Introduction to Cross-Entropy Loss*. Department of Computer Science. Johns Hopkins University.
- Diraco, G., Leone, A., & Siciliano, P. (2010). *An active vision system for fall detection and posture recognition in elderly healthcare*. 2010 Design, Automation & Test In Europe Conference & Exhibition (DATE 2010). <http://dx.doi.org/10.1109/date.2010.5457055>
- Ertekin, S. (2012). *K NN*. Prediction, Machine Learning and Statistics, lecture notes. Sloan School of Management. Massachusetts Institute of Technology.
- ETSI (1999). *GSM Technical Specification*. European Telecommunications Standards Institute. ETSI TC-SMG. Sophia Antipolis, Francia. x
- Explain that stuff. (2017). *Accelerometers*. Obtenido de Accelerometers: <http://www.explainthatstuff.com/accelerometers.html>
- Ofli, F. Chaudhry, R. Kurillo, R. Vidal, R. Bajcsy, R. (2015). *Berkeley MHAD: A comprehensive multimodal human action database*. In Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Tampa, FL, pp. 53-60
- Faraoun, K. Boukelif A. (2005). *Neural Networks Learning Improvement using the K-Means Clustering Algorithm to Detect Network Intrusions*. International Journal of Computational Intelligence Volume 3 Number 2
- Frank K., Vera M.J., Robertson P., Pfeifer T. (2010) *Bayesian Recognition of Motion Related Activities with Inertial Sensors*. Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp); Copenhagen, Denmark. 26–29 September 2010; pp. 445–446.
- Gale, T. (2008). *Distribution, Normal*. International Encyclopedia of the Social Sciences.
- Hazelhoff, L., Han, J., & de With, P. (2008). *Video-Based Fall Detection in the Home Using Principal Component Analysis*. Advanced Concepts For Intelligent

- Huang, C., Wu, Q., & Meng, F. (2016). *QualityNet: Segmentation quality evaluation with deep convolutional networks*. 2016 Visual Communications And Image Processing (VCIP). <http://dx.doi.org/10.1109/vcip.2016.7805585>
- Huan-Wen Tzeng, Mei-Yung Chen, & Chen, J. (2010). *Design of fall detection system with floor pressure and infrared image*. 2010 International Conference On System Science And Engineering. <http://dx.doi.org/10.1109/icsse.2010.5551751>
- IBM. (2016). *Clasificación Naive Bayes*. IBM Knowledge Center. International Business Machines Corporation.
- Igual, R., Medrano, C., & Plaza, I. (2013). *Challenges, issues and trends in fall detection systems*. Biomedical Engineering Online, 12(1), 66. <http://dx.doi.org/10.1186/1475-925x-12-66>
- ITG-3200, S. (2016). *SparkFun Triple-Axis Digital-Output Gyro Breakout - ITG-3200 - SEN-11977*. SparkFun Electronics. Sparkfun.com. Retrieved 22 September 2017, from <https://www.sparkfun.com/products/11977>
- Joyce, J. (2003). *Bayes Theorem*. Stanford Encyclopedia of Philosophy. Center for the Study of Language and Information. Stanford University.
- Keim R. (2015). *Introduction to the I2C Bus*. All about circuits. Technical articles. Retrieved from: <https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/introduction-to-the-i2c-bus/>
- Keim, R. (2016). *Back to Basics: The Universal Asynchronous Receiver/Transmitter (UART)*. All about circuits. Technical articles. Retrieved from: <https://www.allaboutcircuits.com/technical-articles/back-to-basics-the-universal-asynchronous-receiver-transmitter-uart/>
- Kou, G., Peng, Y., & Wang, G. (2014). *Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods*. Information Sciences, 275, 1-12. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2014.02.137>
- Lee, T., & Mihailidis, A. (2005). *An intelligent emergency response system: preliminary development and testing of automated fall detection*. Journal Of Telemedicine And Telecare, 11(4), 194-198. <http://dx.doi.org/10.1258/1357633054068946>
- Li, J. Alvarez, B. Siwabessy, J. Tran, M. Huang, Z. Przeslawski, R. Radke, L. Howard, F. Nichol, S. (2017). *Application of random forest, generalised linear model and their hybrid methods with geostatistical techniques to count data: Predicting sponge species richness*. Environmental Modelling & Software. Volume 97. Pages: 112-129.

- Lindemann, U., Hock, A., Stuber, M., Keck, W., & Becker, C. (2005). *Evaluation of a fall detector based on accelerometers: A pilot study*. Medical & Biological Engineering & Computing, 43(5), 548-551. <http://dx.doi.org/10.1007/bf02351026>
- Liu, C., Lee, C., & Lin, P. (2010). *A fall detection system using k-nearest neighbor classifier*. Expert Systems With Applications, 37(10), 7174-7181. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.014>
- M. Kepski, and B. Kwolek (2014). *Fall detection using ceilingmounted 3D depth camera*. In Proceedings of International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Lisbon, Portugal, pp. 640-647.
- Ma X., Wang H., Xue B., Zhou M., Ji B., Li Y. (2014). *Depth-based human fall detection via shape features and improved extreme learning machine*. IEEE J. Biomed. Health Inf. doi: 10.1109/JBHI.2014.2304357
- Maratea, A., Petrosino, A., & Manzo, M. (2014). *Adjusted F-measure and kernel scaling for imbalanced data learning*. Information Sciences, 257, 331-341. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2013.04.016>
- Mathworks. (2018). *Gaussian Mixtures Models*. Mathworks Inc.
- Medrano, C., Igual, R., Plaza, I., & Castro, M. (2014). *Detecting Falls as Novelties in Acceleration Patterns Acquired with Smartphones*. Plos ONE, 9(4), e94811. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0094811>
- Miaou, S., Pei-Hsu Sung, & Chia-Yuan Huang. *A Customized Human Fall Detection System Using Omni-Camera Images and Personal Information*. 1St Transdisciplinary Conference On Distributed Diagnosis And Home Healthcare, 2006. D2H2.. <http://dx.doi.org/10.1109/ddhh.2006.1624792>
- Miller-Keane.(2005). *Fall definition*. Miller keMiller-Keane Encyclopedia & Dictionary of Medicine, Nursing & Allied Health. Rutgers University, College of Nursing, Coordinator of the Camden Nursing Program, Camden, NJ.
- Monroe, W. (2017). *The Normal Distribution*. Lecture notes, Computer Science. Stanford University.
- Mosby. (2017). *Fall detection*. Mosby's Dictionary of Medicine, Nursing & Health Professions, 10th Edition. Elsevier.
- National Instruments (2016). *GPS Receiver Testing*. National Instruments Corporation. Austin, Texas. Estados Unidos.
- National Instruments (2018). *GPS Rx Testing tutorial*. National Instruments Corporation. Austin, Texas. Estados Unidos.

Nxp (2015). $\pm 2g/4g/8g$, Low g, 14-bit Accelerometer/NXP. Retrieved 22 September 2017, from <https://www.nxp.com/products/sensors/motion-sensors/accelerometers-for-iot/2g-4g-8g-low-g-14-bit-digital-accelerometer:MMA8451Q>

Organización Mundial de la Salud (2007). *Global report on fall prevention in the Older Age*. Ageing and Life Course, Family and Community Health. http://www.who.int/ageing/publications/Falls_prevention7March.pdf

Pallares Cabrera, F. (2014). *Desarrollo de un modelo basado en Machine Learning para la predicción de la demanda de habitaciones y ocupación en el sector hotelero*. Tesis de maestría, Universidad de Cartagena. Cartagena, Colombia.

Pannurat, N., Thiemjarus, S., & Nantajeewarawat, E. (2014). *Automatic Fall Monitoring: A Review*. *Sensors*, 14(12), 12900-12936. <http://dx.doi.org/10.3390/s140712900>

Schmidt, L. (2007) *Logistic Regression and LDA*. *Machine Learning Algorithms*. Information Systems and Machine Learning Lab (ISMLL) Institute for Business Economics and Information Systems & Institute for Computer Science University of Hildesheim

Segens, J. (2012). *Fall definition*. The Dictionary of Modern Medicine. CRC Press.

SIMCom. (2013). *SIM800_Hardware design_v1.02*. SIMTech divition. Shangai SIMCom Wireless solutions Ltd.

Sistema de información del GPS y temas relacionados (2018). *Control Segment*. Fuerza Aérea de los Estados Unidos de América. Oficina Nacional de Coordinación para Posicionamiento, Navegación y Tiempo.

Sistema de información del GPS y temas relacionados (2018). *GPS applications*. Fuerza Aérea de los Estados Unidos de América. Oficina Nacional de Coordinación para Posicionamiento, Navegación y Tiempo.

Sistema de información del GPS y temas relacionados (2018). *Space Segment*. Fuerza Aérea de los Estados Unidos de América. Oficina Nacional de Coordinación para Posicionamiento, Navegación y Tiempo.

Sistema de información del GPS y temas relacionados (2018). *The Global Positioning System*. Fuerza Aérea de los Estados Unidos de América. Oficina Nacional de Coordinación para Posicionamiento, Navegación y Tiempo.

Sokolova, M., Japkowicz, N., & Szpakowickz, S. (2006). *Beyond Accuracy, F-score and ROC: a Family of Discriminant Measures for Performance Evaluation*. Natural Science and Engineering Research Council of Canada.

- Sposaro, F., & Tyson, G. (2009). *iFall: An android application for fall monitoring and response*. 2009 Annual International Conference Of The IEEE Engineering In Medicine And Biology Society. <http://dx.doi.org/10.1109/iembs.2009.5334912>
- Stanford University. (2013). *Logistic regression*. Unsupervised Feature Learning and Deep Learning. <http://ufldl.stanford.edu/tutorial/supervised/LogisticRegression/>
- Stanford University. (2013). *Multilayer neuronal network*. Unsupervised Feature Learning and Deep Learning. <http://ufldl.stanford.edu/tutorial/supervised/MultiLayerNeuralNetworks/>
- Stanford University. (2013). *K-means*. Computer Science Coursework, Fall 2012. Retrieved from: <http://stanford.edu/~cpiech/cs221/handouts/kmeans.html>
- Stone E., Skubic M. (2014). Fall detection in homes of older adults using the microsoft kinect. IEEE J. Biomed. Health Inf.-PP doi: 10.1109/JBHI.2014.2312180.
- Sucerquia, A., López, J. and Vargas-Bonilla, J. (2017). *SisFall: A Fall and Movement Dataset*. Sensors, 17(1), p.198.
- The Mathworks Inc. (2016). *Applying Supervised Learning*. Machine Learning coursework. Section 4.
- The Mathworks Inc. (2016). *Applying Unsupervised Learning*. Machine Learning coursework. Section 3.
- The Mathworks Inc. (2016). *Getting Started with Machine Learning*. Machine Learning coursework. Section 2.
- The Mathworks Inc. (2016). *Introducing Machine Learning*. Machine Learning coursework. Section 1.
- Universidad Autónoma de México. (2011). *Control en tiempo real de un giroscopio*. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de México. Ciudad de México.
- University of Warwick. (2012). *Material properties and selection*. International Manufacturing Centre, University of Warwick, Coventry, CV4 7AL, United Kingdom
- University of Warwick. (2012). *Some Important Mechanical Properties*. International Manufacturing Centre, University of Warwick, Coventry, CV4 7AL, United Kingdom.
- Vallejo, M., Isaza, C., & Lopez, J. (2013). *Artificial Neural Networks as an alternative to traditional fall detection methods*. 2013 35Th Annual International Conference Of The IEEE Engineering In Medicine And Biology Society (EMBC). <http://dx.doi.org/10.1109/embc.2013.6609833>
- Vásquez, G. (2017). *Sensores*. Universidad de Cauca. Retrieved from: <http://artemisa.unicauca.edu.co/~gavasquez/res/Sensores.pdf>

Vavoulas, G., Pediaditis, M., Chatzaki, C., Spanakis, E., & Tsiknakis, M. (2014). *The MobiFall Dataset*. International Journal Of Monitoring And Surveillance Technologies Research, 2(1), 44-56. <http://dx.doi.org/10.4018/ijmstr.2014010103>

Vilarinho, T., Farshchian, B., Bajer, D., Dahl, O., Egge, I., Hegdal, S., Lones, A., Slettevold, J. and Weggersen, S. (2015). *A Combined Smartphone and Smartwatch Fall Detection System*. 2015 IEEE International Conference on Computer and Information Technology; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing.

World Health Organization. (2007). *Who global report on falls prevention in older age*.