

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería

Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería



**Método de Calibración y Compensación para Modelos
de Estimación de Posicionamiento en Interiores a
Través de Mediciones de Inercia**

TESIS

que para obtener el grado de:

DOCTOR EN CIENCIAS

Presenta:

JESÚS ADÁN GARCÍA LÓPEZ

Director de Tesis:

DR. LEOCUNDO AGUILAR NORIEGA

Tijuana B.C.

Junio 2018

Universidad Autónoma de Baja California

FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS E INGENIERÍA

FOLIO No. 253

Tijuana, B. C., a 7 de junio de 2018

C. Jesús Adán García López
Pasante de: Doctor en Ciencias
Presente

El tema de trabajo y/o tesis para su examen profesional, en la
Opción TESIS

Es propuesto, por el C. Dr. Leocundo Aguilar Noriega

Quienes serán los responsables de la calidad de trabajo que usted presente,
referido al tema Método de Calibración y Compensación para Modelos de
Estimación de Posicionamiento de Interiores a través de Mediciones de Inercia.

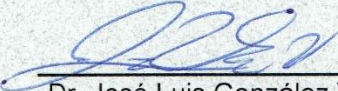
el cual deberá usted desarrollar, de acuerdo con el siguiente orden:

- I.- INTRODUCCIÓN
- II.- ANTECEDENTES
- III.- PLATAFORMA DE RECOLECCIÓN DE DATOS
- IV.- DISEÑO DEL PLAN DE PRUEBA
- V.- MÉTODO DE CALIBRACIÓN Y COMPENSACIÓN
- VI.- EXPERIMENTACIÓN
- VII.- DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES
- VIII.- TRABAJO FUTURO

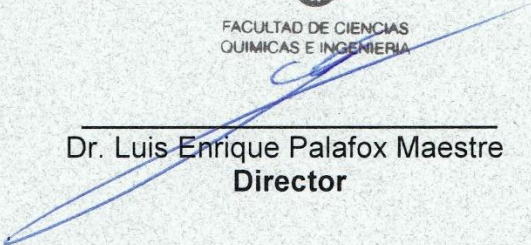
UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE BAJA CALIFORNIA



FACULTAD DE CIENCIAS
QUÍMICAS E INGENIERÍA


Dr. José Luis González Vázquez
Sub-Director Secretario


Dr. Leocundo Aguilar Noriega
Director de Tesis


Dr. Luis Enrique Palafox Maestre
Director

Resumen

Este trabajo explora la posibilidad de implementar un estimador difuso caracterizado por la señal de un acelerómetro, para el reconocimiento del movimiento humano. Partiendo de la idea de que, al observar en la medición de inercia de un movimiento humano básico, emerge un patrón en la señal capturada por el sensor, del cual se puede entrenar un estimador difuso con esta señal. El entrenamiento se lleva a cabo a través de un sistema de inferencia neuro-difusa adaptativa (ANFIS), donde las entradas de entrenamiento son cuatro valores secuenciados por un intervalo de tiempo del movimiento observado. El sensor es un acelerómetro de tres ejes colocado en la cadera del sujeto, teniendo uno de sus ejes perpendiculares al suelo; la señal de cada eje será usada para entrenar el estimador, esto quiere decir que cada eje muestreado será la entrada de un ANFIS, aunque, en la mayoría de los movimientos básicos (que para este trabajo serán caminar, correr y brincar), solo uno de los ejes es el más representativo porque contiene la señal más simbólica y por lo tanto los otros dos pueden ser omitidos. Una vez entrenado, la señal del movimiento puede ser comparada con la estimación para comprar que tan semejante es con el movimiento original, y evaluar esta diferencia.

Abstract

This work explores the possibility of an implementation using a fuzzy estimator characterized by an accelerometer signal, to recognize human movements. Based on the idea that if we observe an inertial measurement of any basic human motion than a pattern emerges in the captured signal, and a fuzzy estimator can now be trained with this signal. The sensor used is a tri-axial accelerometer located at the hip of the subject, with one of its axis perpendicular to the ground, and the signal from each axis will be used to train the estimator, meaning that each axis that's being sample will generate one ANFIS, though, in the majority of any basic movement (in this case it will be walking, running and jumping), one axis is the most representative because it contains the most symbolic signal and thus the other two axes can be omitted. Once trained, the signal of the motion can be compared to the estimation to see how close of a match it is to the original sample movement, and evaluate this difference.

Índice General

Resumen.....	iii
Abstract.....	iv
Lista de Tablas	vii
Lista de Figuras.....	viii
1. Introducción.....	1
1.1. Motivación.....	1
1.2. Planteamiento.....	2
1.3. Hipótesis.....	3
2. Antecedentes.....	4
2.1 Sistemas de Navegación de Inercia.....	4
2.1.1 Sistemas de Navegación a Estima.....	8
2.2 Sensores de Inercia Micro-Electro-Mecánicos.....	8
2.2.1. Acelerómetro.....	9
2.2.2. Giroscopio.....	10
2.2.3. Fuentes de Ruido.....	11
3. Plataforma de recolección de Datos.....	14
3.1. Sensor.....	15
3.2. Procesador.....	16
3.3. Almacenamiento.....	16
3.4. Comunicación.....	17
4. Diseño del Plan de Prueba.....	20
4.1 Pruebas Preliminares.....	20
4.2 Pruebas Estáticas.....	20
4.3 Pruebas Dinámicas.....	28
5. Método de Calibración y Compensación.....	32
3.1. Lógica Difusa.....	33

3.2. Sistemas de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo.	35
3.3. Determinación de Orientación.	35
6. Experimentación.	39
6.1 Entrenamiento.	39
6.2 Resultado fuera de línea.	40
6.2.1. Resultados con muestreo total.	40
6.2.2. Resultados con muestreo por ventana de tiempo.	44
6.3 Resultados parciales de la implementación embebida.	46
7. Discusión y Conclusiones.	48
8. Trabajo Futuro.	50
Apéndice A. Diagramas del Circuito.	51
Apéndice B. Fichas Técnicas.	54
Apéndice C. Tabla de Selección de Índices.	58
Referencias.	61

Lista de Tablas

Tabla 6.1 Resultados de error de la Estimación.....	44
Tabla 6.2 Resultados de error de la estimación con muestreo de ventana.....	44
Tabla 6.3 Tiempos de evaluación del FIS.....	46

Lista de Figuras

Figura 2.1 Acelerómetro.....	9
Figura 2.2 Giroscopio.	10
Figura 3.1 Ejemplo del comportamiento de la propuesta cuando la actividad es caminar.....	33
Figura 3.2 Sistema de Inferencia Difusa Tipo-1.....	34
Figura 3.3 Ángulos del vector de aceleración.....	37
Figura 4.1 Expansión de sensores de inercia de LiSANDRA-R.	14
Figura 4.2 IMU LiSANDRA-S.....	14
Figura 4.3 Captura de las actividades.	18
Figura 5.1 FIS del Estimador.....	Error! Bookmark not defined.
Figura 5.2 Pruebas con diferentes coeficientes para la selección de índices. Error! Bookmark not defined.	
Figura 6.1 Estructura del ANFIS.	39
Figura 6.2 Serie de datos de Caminar.	40
Figura 6.3 Medición de Caminar vs. Estimación de Caminar	41
Figura 6.4 Medición Caminar vs. FIS Caminar.....	42
Figura 6.5 Medición de Correr vs. FIS Caminar	42
Figura 6.6 Medición de Brincar vs. FIS Caminar.....	43
Figura 6.7 Simulación del Estimador por Ventana.....	45

1. Introducción.

1.1. MOTIVACIÓN.

Mi idea inicial antes de entrar al programa de maestría (MyDCI) era crear una interfaz de usuario natural (Natural User Interface [NUI]) en forma de un guante electrónico, inspirado por películas de ciencia ficción y por una noticia que decía: “*World first low cost triaxial gyroscopes*”. Al leer esto mi mente empezó a volar en cómo podría elaborar este guante y lo que podría hacer con él.

La única limitante que tenía en mente era que debía de ser de bajo costo. En la actualidad ya existen en alguna forma este tipo de interfaces, siendo las más populares implementaciones visuales (mucho de este auge es debido a recientes sistemas como el *Kinect™*), pero este tipo de implementaciones son muy costosas computacionalmente. Otra implementación popular es la que se basa en sensores, ya sea midiendo flexiones, distancias recorridas, aceleraciones y/o velocidad angular; por mencionar algunas. Esta última opción es mayormente utilizada en aplicaciones hápticas, ya que en la mayoría de estas aplicaciones se desea un mayor grado de precisión.

Aunque el poder detectar gestos de una mano humana es una tarea compleja, ya que en las manos tenemos un gran grado de destreza gracias a múltiples articulaciones y esto nos conlleva a un gran número de ejes de libertad que tendrían que ser percibidos y analizados [1], así que por cuestiones de tiempo se limita, en un inicio el trabajo de la tesis, a solo reconocer los movimientos de la muñeca. Sin embargo, para generalizar más el trabajo, no se limita a solo estos movimientos, si no a cualquier movimiento que pueda ser medido por un sensor de inercia de bajo costo y que produzcan un patrón similar cada vez que el movimiento repetido.

1.2. PLANTEAMIENTO.

Como se mencionó anteriormente, existen diferentes enfoques para lograr el reconocimiento de algún movimiento, la más intuitiva y llamativa es por medio de un sistema de visión, ya que así es como lo procesamos nosotros y siempre buscamos imitar o extender nuestras capacidades, puesto que somos parte de nuestra propia inspiración. Pero esto implica que se necesita de un alto poder de cómputo (hasta ahorita) y lamentablemente el poder de cómputo y el costo son directamente proporcionales, así que a cuanto mayor poder de procesamiento tenga dicho procesador, mayor será el costo de éste, y la principal limitante de este trabajo era que la implementación fuera de bajo costo.

Por la razón anterior se decide atacar el problema utilizando sensores económicos. Se utilizan sensores de aceleración, debido a su gran proliferación en el mercado y que son de bajo costo, causada principalmente por la emanación de nuevos dispositivos electrónicos llamados *wearable devices* (dispositivos portátiles). La mayoría de estos dispositivos cuentan con un acelerómetro de tecnología MEMS [2] (Micro Electro-Mechanical System [Sistema Micro Electro-Mecánico]), el cual puede ser utilizado para monitorear (aunque no se limita solo a) las actividades de la persona portadora de dicho dispositivo [3]. Y no hay que olvidar que ahorita casi cualquier teléfono celular moderno (Smartphone) tiene uno también.

El problema ahora es cómo interpretar estos datos. Puesto que al lograr esto, se estaría haciendo consciente a los dispositivos de recursos limitados, lo cual forma parte del área conocida como conscientes de contexto (context aware) [4]. El lograr esto significaría un gran aporte al Cómputo Ubicuo [5][6][7], puesto que se podría proveer servicios al usuario. Esta área de investigación tiene mucha actividad actualmente, debido a la miniaturización de los sensores y el grado de ubicuidad que tienen hoy [4][8][9][10].

Existe una variedad de métodos utilizados para la detección de patrones basados en mediciones de sensores de aceleración. Los más comunes utilizan primero una extracción de características en el dominio de la frecuencia, ya sea aplicando la Transformada Rápida de Fourier [10] o utilizando Wavelets [11] (Onduletas), estos métodos se describirán más adelante en la sección de *Antecedentes*. El único problema con estos métodos es que requieren de un poder de cómputo un poco más allá del alcance de un microcontrolador de 8 bits.

Así que reiterando de nuevo, el propósito de este trabajo es proponer una alternativa que pudiera ser implementada de forma factible en un sistema embebido de recursos limitados.

1.3. HIPÓTESIS.

Mediante la utilización de un estimador difuso, que previamente se halla entrenado con una cierta señal perteneciente a un movimiento medido por un acelerómetro, es posible reconocer un movimiento comparando la medición actual contra la estimación difusa, esto ejecutándose en tiempo real y de forma embebida.

2. Antecedentes.

2.1 SISTEMAS DE NAVEGACIÓN DE INERCIA

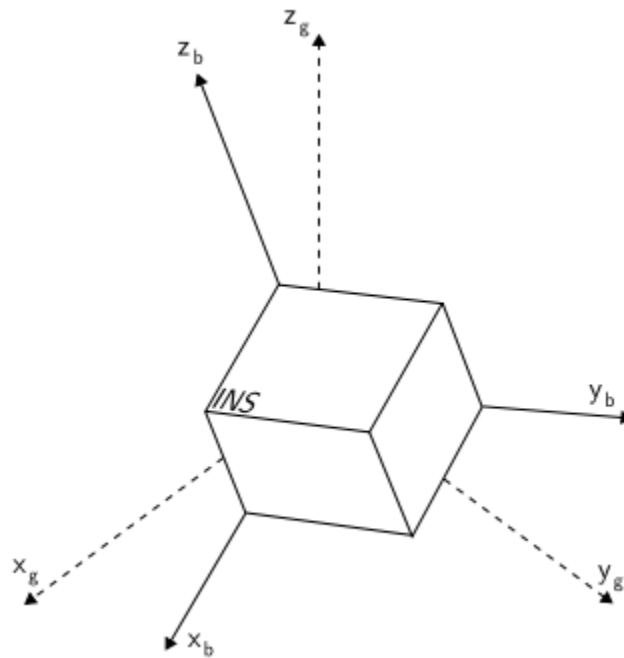


Figure 1: The body and global frame of reference.

La navegación inercial es una técnica de navegación autónoma en la que las mediciones proporcionadas por acelerómetros y giroscopios se utilizan para rastrear la posición y la orientación de un objeto en relación con un punto de partida, orientación y velocidad conocidos. Las unidades de medición inercial (IMU) típicamente contienen tres giroscopios de velocidad ortogonal y tres acelerómetros ortogonales, que miden la velocidad angular y la aceleración lineal, respectivamente. Al procesar las señales de estos dispositivos, es posible rastrear la posición y la orientación de un dispositivo, como se describe en la Sección 2.1. La navegación inercial se utiliza en una amplia gama de aplicaciones, incluida la navegación de aeronaves, misiles tácticos y estratégicos, naves

espaciales, submarinos y barcos. Los avances recientes en la construcción de dispositivos MEMS han hecho posible la fabricación de sistemas de navegación inerciales pequeños y livianos. Estos avances han ampliado el rango de posibles aplicaciones para incluir áreas como la captura de movimiento humano y animal.

2.1 Configuraciones del sistema inercial

Casi todas las IMU se clasifican en una de las dos categorías que se detallan a continuación. La diferencia entre las dos categorías es el marco de referencia en el que operan los giroscopios de velocidad y los acelerómetros. A lo largo de este informe nos referiremos al marco de referencia del sistema de navegación como el marco del cuerpo y al marco de referencia en el que estamos navegando como el marco global, como se muestra en la Figura 1.

2.1.1 Sistemas de plataforma estables

En sistemas de plataforma estable, los sensores de inercia están montados en una plataforma que está aislada de cualquier movimiento giratorio externo. En otras palabras, la plataforma se mantiene alineada con el marco global. Esto se logra montando la plataforma usando cardanes (marcos) que permiten la libertad de la plataforma en los tres ejes, como se muestra en la Figura 2. Los giroscopios montados en la plataforma detectan cualquier rotación de la plataforma. Estas señales se retroalimentan a los motores de torque que hacen girar los cardanes para anular tales rotaciones, manteniendo así la plataforma alineada con el marco global.

Para rastrear la orientación del dispositivo, los ángulos entre los cardanes adyacentes se pueden leer usando las puntas de los ángulos. Para calcular la posición del dispositivo, las señales de los acelerómetros montados en la plataforma están doblemente integradas. Tenga en cuenta que es necesario restar la aceleración debido a la gravedad

del canal vertical antes de realizar la integración. El algoritmo de navegación inercial de la plataforma estable se muestra en la Figura 3.

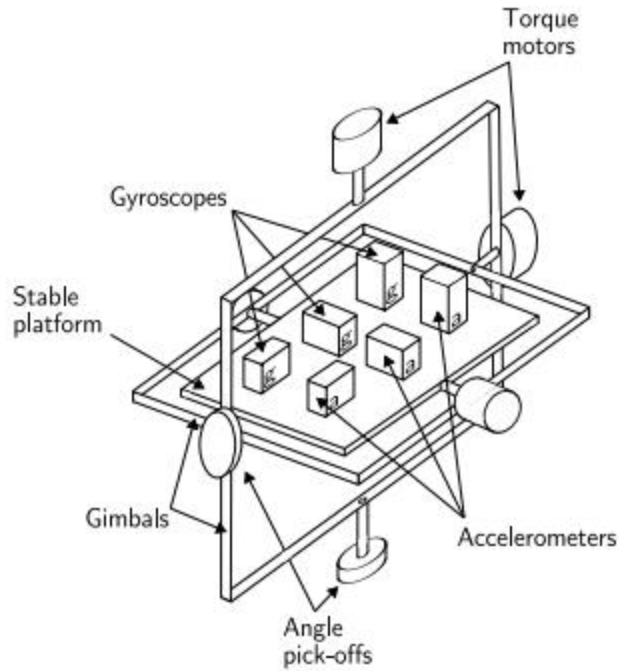


Figure 2: A stable platform IMU.

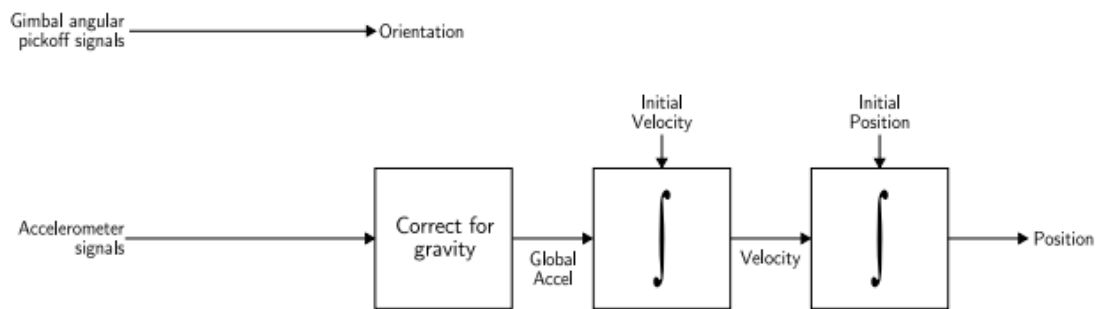


Figure 3: Stable platform inertial navigation algorithm.

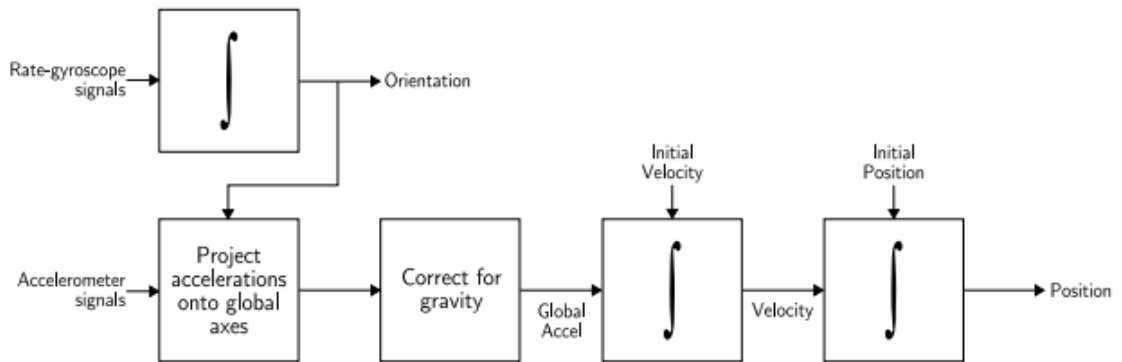


Figure 4: Strapdown inertial navigation algorithm.

2.1.2 Sistemas de ajuste

En los sistemas de correa, los sensores de inercia están montados rígidamente en el dispositivo y, por lo tanto, producen cantidades medidas en el marco del cuerpo en lugar del marco global. Para realizar un seguimiento de la orientación, las señales de los giroscopios de velocidad están "integradas", como se describe en la Sección 6. Para seguir la posición, las tres señales del acelerómetro se resuelven en coordenadas globales utilizando la orientación conocida, determinada por la integración de las señales giroscópicas. Las señales de aceleración global se integran entonces como en el algoritmo de plataforma estable. Este procedimiento se muestra en la Figura 4. Los sistemas de plataforma estable y correa se basan en los mismos principios subyacentes. Los sistemas de ajuste tienen una complejidad mecánica reducida y tienden a ser físicamente más pequeños que los sistemas de plataforma estables. Estos beneficios se logran a costa de una mayor complejidad computacional. Como el costo del cálculo ha disminuido, los sistemas de correa se han convertido en el tipo dominante de INS.

2.1.1 Sistemas de Navegación a Estima.

2.2 SENSORES DE INERCIA MICRO-ELECTRO-MECÁNICOS.

Gracias a los avances tecnológicos es posible construir sistemas electro-mecánicos en la escala de los micrómetros. A los dispositivos de esta rama tecnológica se les denomina como MEMS. Y sobre esta categoría se encuentran una variedad de sensores, donde los más populares por sus aplicaciones son:

- **Acelerómetro:** Como su nombre lo dice, mide las aceleraciones que sufre.
- **Giroscopio:** A diferencia de su nombre, este solo mide la velocidad angular que sufre.
- **Magnetómetro:** Mide el campo magnético del lugar en el que se encuentra, y su principal aplicación es encontrar el norte magnético de la Tierra.
- **Barométrico:** Mide la altitud con respecto al nivel del mar.

El nicho de los sensores MEMS son las aplicaciones donde el tamaño, peso, consumo de poder y costo son los factores más importantes. Y esto se ve reflejado en el mercado, ya que la mayoría de los dispositivos portátiles actuales cuentan con un arreglo de estos sensores.

Dentro de estos sensores, solo el acelerómetro y giroscopio son sensores de inercia. La inercia es la propiedad de cualquier objeto con masa de oponerse al cambio de su estado de movimiento o reposo. Así que lo que realmente mide un sensor de inercia no es la aceleración o la rotación que está sufriendo, si no la oposición a ese cambio externo que está actuando sobre él.

Ambos de estos sensores, que se describen a continuación, pudieron ser utilizados para la aplicación de este trabajo. Sin embargo la detección se hace en base a las

mediciones del acelerómetro, puesto que en la actualidad el precio de éste es de aproximadamente $\frac{1}{4}$ del precio del giroscopio.

2.2.1. Acelerómetro.

Un acelerómetro se puede visualizar como una masa de prueba que está suspendida por resortes. Su comportamiento es representado por la siguiente figura.

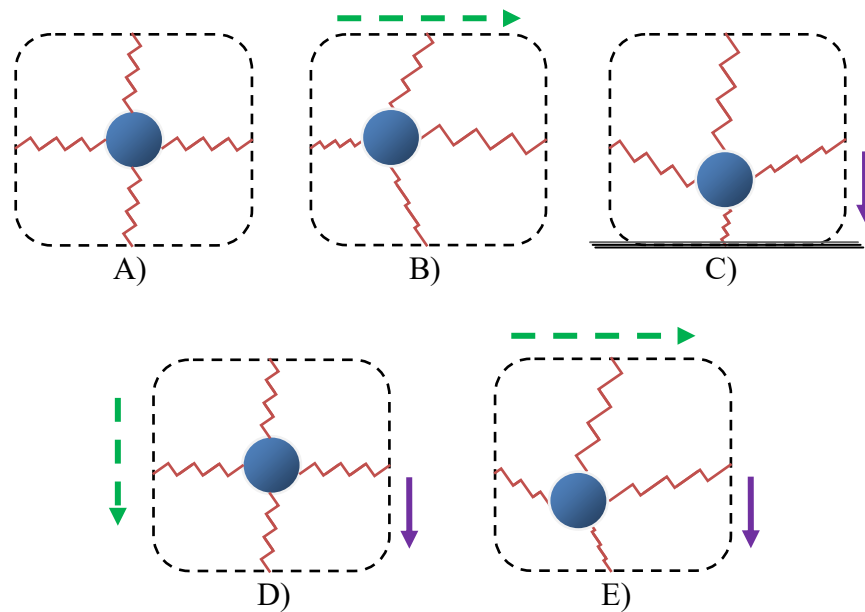


Figura 2.1 Acelerómetro.

A) Visualización de una masa de prueba suspendida por resortes. B) Al aplicarle una aceleración lineal. C) Afectado por la gravedad. D) En caída libre, la medición debería de ser 0. E) En el campo siempre se están midiendo las aceleraciones y la gravedad de la tierra.

Dentro de los acelerómetros MEMS, los más atractivos son los acelerómetros de silicio capacitivo, ya que estos se pueden producir en volumen alto a bajo costo [12].

2.2.2. Giroscopio.

Un giroscopio se puede visualizar por una masa de prueba vibrante anclada a un bastidor, y este bastidor a la vez está sostenido por una especie de barras de torsión, y la flexión que sufren esas barras en ese instante es el índice de la velocidad rotacional que está sufriendo. Ya que la fuerza centrípeta generada por la masa oscilante se opondrá por un instante a la rotación aplicada sobre el sensor.

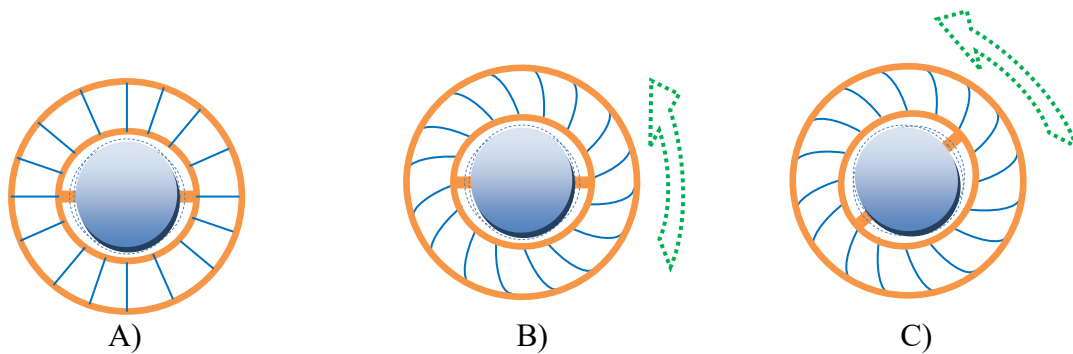


Figura 2.2 Giroscopio.

A) Visualización de la masa de prueba vibrante. B) Al aplicarle una rotación, la masa vibrante permanece estática mientras se flexiona el soporte que sujeta el bastidor de la masa. C) Un instante después si se continúa aplicando la misma rotación, la masa habrá rotado junto con el bastidor y se mantiene la misma flexión.

A diferencia de un giroscopio común, un giroscopio MEMS no mide la rotación absoluta, sino la rotación que sufre de un instante a otro. Es decir, que si desde el momento en que se encendió el sensor siempre se le aplica una velocidad constante, entonces el valor que es leído una y otra vez sería igual (o similar) al primer valor observado. Por esta razón es necesario integrar sus resultados, que es velocidad angular, con respecto a la diferencia de tiempo en el que está siendo muestreado para poder conocer su rotación total.

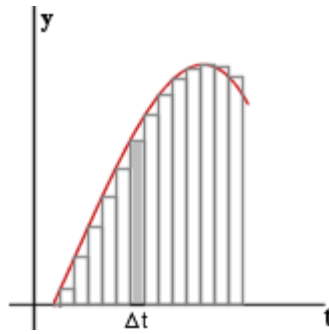


Figura 2.3 Ejemplo de mediciones del giroscopio.

En base a la Figura 2.3 donde cada determinado tiempo (Δt) se está muestreando el sensor, la rotación total (σ) estaría dada por:

$$\sigma = \sum (y \cdot \Delta t) \quad \text{Ecu. 2.1}$$

2.2.3. Fuentes de Ruido.

En esta sección examinamos los errores que surgen en los giroscopios MEMS, y su efecto en el integrado (orientación) señal.

3.2.1 Sesgo constante

La polarización de un giroscopio de velocidad es la salida promedio del giroscopio cuando no está experimentando ninguna rotación (es decir, el desplazamiento de la salida del valor verdadero), en $^{\circ} / h$. Un error de polarización constante de φ , cuando está integrado, causa un error angular que crece linealmente con el tiempo $\theta(t) = \varphi \cdot t$.

El error de polarización constante de un giroscopio de velocidad se puede estimar tomando un promedio a largo plazo de la salida del giroscopio mientras no esté en rotación. Una vez que se conoce el sesgo, es trivial compensarlo simplemente restando el sesgo de la salida.

3.2.2 Ruido blanco termomecánico / paseo aleatorio en ángulo

La salida de un giroscopio MEMS se verá perturbada por algún ruido termomecánico que fluctúa a una velocidad mucho mayor que la velocidad de muestreo

del sensor. Como resultado, las muestras obtenidas del sensor son perturbadas por una secuencia de ruido blanco, que es simplemente una secuencia de variables aleatorias no correlacionadas de media cero. En este caso, cada variable aleatoria se distribuye de forma idéntica y tiene una varianza finita σ^2 .

Para ver qué efecto tiene este ruido en la señal integrada, podemos hacer un análisis simple en el que se asume que la regla rectangular se usa para realizar la integración. Deje que N_i sea la i -ésima variable aleatoria en la secuencia de ruido blanco. Cada N_i se distribuye de forma idéntica con la media $E(N_i) = E(N) = 0$ y la varianza finita $\text{Var}(N_i) = \text{Var}(N) = \sigma^2$. Por la definición de una secuencia blanca $\text{Cov}(N_i, N_j) = 0$ para todo $i \neq j$. El resultado de usar la regla rectangular para integrar la señal de ruido blanco $\epsilon(t)$ en un intervalo de tiempo $t = n \cdot \delta t$ es

$$\int_0^t \epsilon(\tau) d\tau = \delta t \sum_{i=1}^n N_i \quad (2)$$

donde n es el número de muestras recibidas del dispositivo durante el período y δt es el tiempo entre muestras sucesivas. Usando las fórmulas estándar $E(aX + bY) = aE(X) + bE(Y)$ y $\text{Var}(aX + bY) = a^2\text{Var}(X) + b^2\text{Var}(Y) + 2ab\text{Cov}(X, Y)$ (donde a y b son constantes y X e Y son variables aleatorias) se deduce que

$$E\left(\int_0^t \epsilon(\tau) d\tau\right) = \delta t \cdot n \cdot E(N) = 0 \quad (3)$$

$$\text{Var}\left(\int_0^t \epsilon(\tau) d\tau\right) = \delta t^2 \cdot n \cdot \text{Var}(N) = \delta t \cdot t \cdot \sigma^2. \quad (4)$$

Por lo tanto, el ruido introduce un error walk2 aleatorio de media cero en la señal integrada, cuya desviación estándar

$$\sigma_\theta(t) = \sigma \cdot \sqrt{\delta t \cdot t} \quad (5)$$

crece proporcionalmente a la raíz cuadrada del tiempo.

Como normalmente nos interesa saber cómo afecta el ruido a la señal integrada, es común que los fabricantes especifiquen el ruido utilizando una medición de ángulo de recorrido aleatorio (ARW)

$$ARW = \sigma_{\theta}(1) \quad (6)$$

con unidades $^{\circ} / \sqrt{h}$. Por ejemplo, Honeywell GG5300 tiene una medida de ARW de $0.2^{\circ} / \sqrt{h}$. Esto significa que después de 1 hora la desviación estándar del error de orientación será 0.2° , después de 2 horas será $\sqrt{2} \cdot 0.2 = 0.28^{\circ}$ y así sucesivamente. Otras medidas utilizadas para especificar el ruido son la densidad espectral de potencia (unidades $(^{\circ} / h)^2 / \text{Hz}$) y la densidad de ruido FFT (unidades $^{\circ} / h / \sqrt{\text{Hz}}$). Es posible convertir entre las diferentes especificaciones de ruido usando las ecuaciones:

$$ARW (^{\circ} / \sqrt{h}) = \frac{1}{60} \cdot \sqrt{\text{PSD } ((^{\circ} / h)^2 / \text{Hz})} \quad (7)$$

$$ARW (^{\circ} / \sqrt{h}) = \frac{1}{60} \cdot \text{FFT } (^{\circ} / h / \sqrt{\text{Hz}}) \quad (8)$$

3. Plataforma de recolección de Datos

Durante el desarrollo de este trabajo se diseñaron y ensamblaron dos tarjetas de circuito impreso (printed circuit board [PCB]); uno de ellos fue una expansión para la plataforma LiSANDRA-R [32], y el otro fue un modulo independiente basado en la plataforma LiSANDRA-S.

Existe poco más de un año de diferencia entre la creación de ambas plataformas, por lo que existen diferencias de sensores entre ellas. Los principales factores que dominaron en la selección de sensores fueron tamaño y costo.

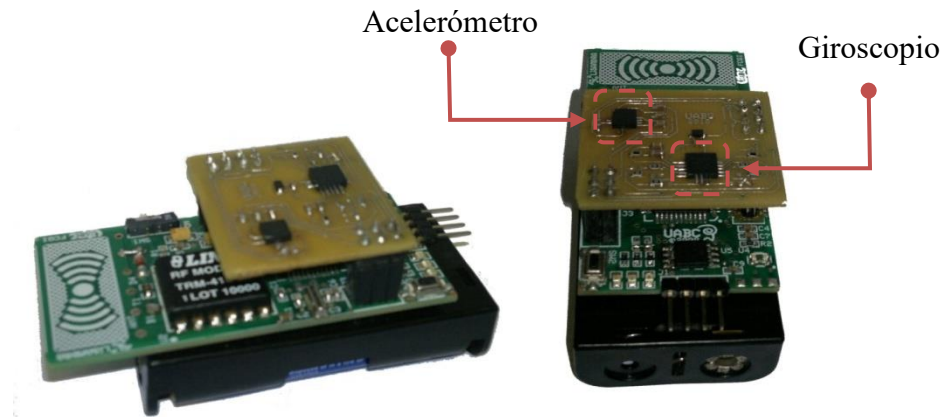


Figura 4.1 Expansión de sensores de inercia de LiSANDRA-R.

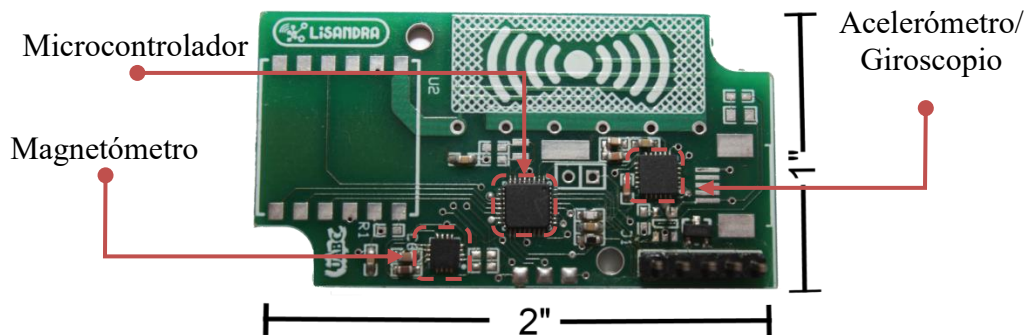


Figura 4.2 IMU LiSANDRA-S

Aquellos módulos que cuentan con sensores de inercia son denominados Unidades de Medición de Inercia (Inertial Measurement Unit).

En un inicio también se intento utilizar dispositivos Android™ como plataforma de prueba, sin embargo por limitaciones de la implementación de sensores sobre el S.O. Android fue imposible, puesto que el rango está limitado a solo $\pm 2G$. Esto es insuficiente puesto que muy fácilmente se podría saturar. Por último, es importante remarcar que el método propuesto en este trabajo no está sujeto a esta plataforma, la única limitante es el rango de medición del acelerómetro.

A continuación se describen los componentes principales de ambos módulos. Los esquemáticos y diseños de la tarjeta se encuentran en el Apéndice A. Así como las fichas técnicas de los componentes se encuentran en el Apéndice B.

3.1. SENSOR.

Los únicos requerimientos que deben cumplir los IMU's para poder ser utilizados como plataforma de prueba para la propuesta descrita en el capítulo anterior es necesario que contenga un acelerómetro; y que ese acelerómetro tenga un rango lo suficientemente amplio para poder capturar las actividades propuestas, es decir, que no se vaya a saturar el sensor cuando estén capturando la actividad que se desea detectar, ya que esos valores son necesarios para poder diferenciar entre actividades.

La expansión cuenta con un acelerómetro de tres ejes análogo de Analog Devices™ ADXL335 con un rango de $\pm 3.6G$ y un giroscopio de dos ejes análogo de STMicroelectronics™ LPR530AL con un rango operacional de ± 300 °/s; ambos se están muestreando a una frecuencia de 100Hz.

El modulo independiente (IMU LiSANDRA-R) cuenta con un acelerómetro de tres ejes y giroscopio de tres ejes integrado en un solo chip digital, el cual es fabricado

por Invensense™ y es llamado MPU-6050. El acelerómetro tiene un rango seleccionable de $\pm 2-16G$, y el giroscopio tiene un rango seleccionable de $\pm 250-2000$ °/s. Ambos módulos pueden capturar las actividades propuestas. Además de estos dos sensores de inercia cuenta con el sensor de campo magnético Honeywell HMC5883L para futuras implementaciones.

3.2. PROCESADOR.

Ambos módulos están trabajando con un microcontrolador ATMEL™ de la familia ATmega, así que tienen la misma arquitectura y ambos están operando a 8MHz. LiSANDRA-R está utilizando el ATmega644p mientras que el LiSANDRA-S utiliza el ATmega328p, la principal diferencia entre estos dos microcontroladores es que el ATmega328p solo tiene 32Kb de memoria Flash y 2Kb de memoria SRAM, mientras que el ATmega644p cuenta con el doble de ambas. La razón por esta diferencia es porque en el IMU LiSANDRA-S se está utilizando un microcontrolador con una huella mucho más pequeña recursos

3.3. ALMACENAMIENTO.

Aquí es donde ocurrió un gran error de novato y es la razón por la que el IMU LiSANDRA-S no cuenta con una memoria externa para almacenar las mediciones de los sensores. En cambio LiSANDRA-R cuenta con una memoria flash de 1Mb.

Las mediciones que se capturan son las siguientes:

- A_x, A_y, A_z : Las cuales son las aceleraciones presentes en cada eje del sensor. Cada una de estas mediciones están representadas por un valor entero de 2 bytes.
- dt : Diferencial de tiempo entre cada muestra, y el propósito de este dato es solo para corroborar que las mediciones efectivamente se realizaron a

una frecuencia de 100Hz. El valor está representado por un entero de 2 bytes.

Entonces en total se tienen 8 bytes que deben de ser guardados cada 10 milisegundos (1/100Hz). Haciendo el cálculo con 1Mb resulta:

$$1\text{Mb}/8\text{b} = 128\text{KB} \therefore T_C = (128\text{KB}/n) \cdot T_p \quad \text{Ecu. 4.1}$$

Donde T_C es el periodo total de captura, n es el número de bytes a capturar y T_p es el periodo de muestreo, substituyendo estos valores llegamos a:

$$T_C = (128\text{KB}/8\text{B}) \cdot 10\text{ms} = 163.84\text{s} \quad \text{Ecu. 4.2}$$

Esto quiere decir que LiSANDRA-R puede capturar aproximadamente 2.7 minutos muestreando a 100Hz. Mientras que con el LiSANDRA-S, utilizando la memoria interna, solo se podrían capturar 2.5 segundos a esa misma tasa de muestreo, lo cual es insuficiente para capturar un movimiento.

Debido a este detalle es la razón por la cual el entrenamiento solo se llevo a cabo utilizando el modulo LiSANDRA-R.

3.4. COMUNICACIÓN.

Ambos módulos cuentan con un transceptor inalámbrico de radio frecuencia (RF), por el cual se podría propagar la detección de cierta actividad. Otra alternativa sería la captura de las mediciones en tiempo real, pero en vez de almacenarlas localmente se podrían enviar a algún modulo recolector. Solo que esta última alternativa aún no se ha implementado, aunque los tiempos estarían muy ajustados, puesto que entre cada muestreo hay una ventana de 10ms y la transmisión por RF de estos datos capturados tardaría 8.3 ms; parece viable.

La selección de la ubicación del modulo en la persona es un punto de discusión extenso, pero solo se discutirá brevemente en este trabajo ya que no es el problema

central. Para estos movimientos básicos propuestos (caminar, correr y brincar) existen dos puntos en el cuerpo del cual se podría observar una señal estable y representativa; el primer punto sería en el pie [33][34], y quizás hasta con solo medir la fuerza con la que el pie cae en el suelo sería un buen indicador para distinguir entre las actividades, y la única contra es que el dispositivo tendría que ser muy robusto. El segundo punto de medición sería la cadera, ya que es una zona de poco movimiento (comparado con el resto del cuerpo) y cercana al centro de gravedad del cuerpo humano; y esto ocasionaría la captura de una señal sin ruido, además de que es muy fácil montar un dispositivo en una pinza para cinturón.

Esta última opción es la utilizada en este trabajo, principalmente por la facilidad de implementarla sin preocupación o necesidad de modificar la tarjeta del IMU.

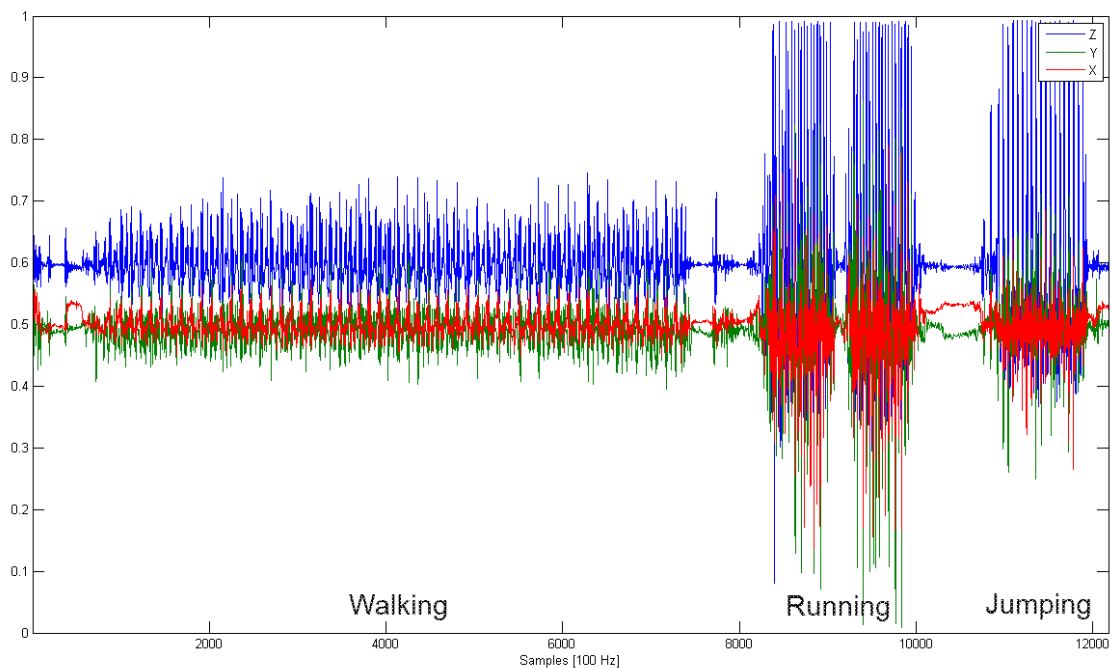


Figura 4.3 Captura de las actividades.

De la Figura 4.3 se pueden observar las tres actividades capturadas, las cuales son: caminar, correr y brincar. De los datos colectados se puede discernir que la señal más representativa fue la capturada en el eje Z (denotada en azul); el cual, por la forma en que se monto el modulo, esta paralelo al vector de gravedad. Teniendo la amplitud promedio más grande de pico a pico. En los otros ejes se pueden observar los movimientos de la cadera.

Estos datos son almacenados en el IMU, los cuales son descargados mas tarde a una PC por medio de un puerto USB, en el cual se guardan en formato CSV para ser utilizados en el entrenamiento y/o pruebas.

4. Diseño del Plan de Prueba.

4.1 PRUEBAS PRELIMINARES.

Como mencionamos anteriormente, esta prueba es la observación del sensor en posición estacionaria, no importa su orientación, lo que queremos asegurar es que está funcionando dentro de las especificaciones. Esta prueba debe registrar la salida del sensor por un período de 15 minutos inmediatamente después del estado de encendido. Lo que debe notarse en esta etapa es la sensibilidad dentro de las especificaciones y las tendencias de calentamiento. Si la salida no está dentro de las especificaciones o si la salida no se estabiliza después de un calentamiento de 5 minutos, ese sensor no se puede usar y no se debe considerar para realizar más pruebas.

4.2 PRUEBAS ESTÁTICAS.

4.3.1 Multi-posición:

Esta prueba implica colocar el sensor en múltiples posiciones específicas y usar el vector de gravedad constante para nuestras pruebas. Por lo general, se necesita un equipo de prueba caro, como una cabeza divisoria. Proponemos la utilización de un poliedro con 18 caras (octadecaedro), que es básicamente una esfera giratoria como se muestra en la Fig. 3.

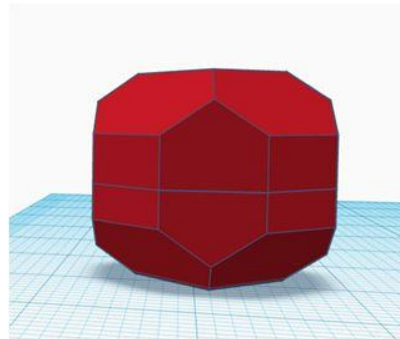


Fig. 3. Multi-position mounting device (“3D design tumbling Sphere,” n.d.)

El sensor está conectado a una de las caras del sólido. Este poliedro se genera haciendo primero una esfera, y luego haciendo cortes con una profundidad del 10% de su diámetro, a cada 45 grados. El tamaño del poliedro dependerá del tamaño de la placa del sensor, que me debe adjuntar a una de las caras del dispositivo de montaje. Una vez que el sensor está montado, podemos comenzar la grabación, rotando el poliedro en cada una de sus caras y dejándolo estacionario por un corto tiempo (1 minuto debería ser suficiente), capturando el comportamiento de cada eje cuando se envía a 0 g, -1 g, -0.5 g, 0.5 g y 1g. Cabe señalar que un sensor podría montarse en cada cara, por lo que sería posible evaluar 18 sensores al mismo tiempo, si es necesario. Finalmente, el dispositivo de montaje debe colocarse sobre una alfombra de goma para minimizar las vibraciones de la habitación o el banco.

El dispositivo de montaje podría estar hecho teóricamente de cualquier material, pero si hay una impresora 3D disponible, esa podría ser la forma más efectiva. Un ejemplo de la Fig. 3 se puede encontrar en la sección de referencia, que se puede descargar e imprimir; pero la dimensión de la placa del sensor debe tenerse en cuenta y escalar el sólido dado según sea necesario. Si no hay una Impresora 3D disponible, entonces el sólido citado se puede usar como modelo de referencia.

La geometría del sólido debe rectificarse, cualquier imperfección del dispositivo de montaje solo producirá una parametrización incorrecta. Cualquier defecto obvio que sobresalga de la impresión debe ser afeitado o lijado, cada borde y cara del poliedro debe ser plano. Y cada cara debe ser perpendicular a la cara del lado opuesto; para asegurar esta propiedad, se puede utilizar un calibre Vernier para confirmar que cada esquina de la cara está a la misma distancia de su cara opuesta, rectificando que las caras son realmente perpendiculares. La diferencia debe ser de 1 mm, si está fuera de este rango, significa que

la tolerancia del eje Z de la impresora 3D es demasiado alta y no se puede utilizar para imprimir el dispositivo de montaje.

Con los datos capturados, se pueden encontrar los siguientes parámetros:

1. Factor de Escala.
2. Linealidad en el Factor de Escala.
3. Error de Sesgo Nulo (esté puede ser corroborado en las siguientes etapas).

Para obtener los parámetros anteriores, primero debemos ajustar nuestra orientación, ya que el dispositivo de montaje puede no estar realmente paralelo al suelo, esto puede ser causado por cualquier gradiente de compensación de la superficie sobre la que se encuentra el dispositivo (banco, escritorio, piso, etc.), lo que significa que esa superficie no será realmente perpendicular al vector de gravedad de la Tierra y esto sesgará nuestras mediciones.

Afortunadamente el sensor ha sido estático y la única aceleración que se observa es el vector de gravedad, podemos usar este vector para calcular nuestra inclinación y ajustar nuestras lecturas. La Figura 3 ilustra un vector de aceleración en el acelerómetro, sus ángulos y la relación con los ejes de detección.

El cálculo de la matriz de rotación solo debe hacerse una vez, en la posición de inicio del dispositivo.

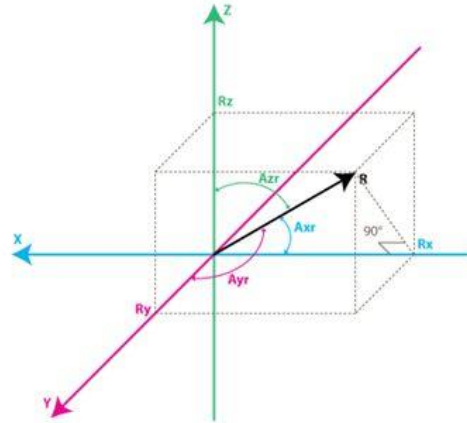


Fig. 4. Angles of the resulting vector

De la ilustración anterior podemos expresar los ángulos de rotación entre los ejes y el vector resultante como:

$$\cos(A_{xr}) = \frac{R_x}{R} \quad ; \quad \cos(A_{yr}) = \frac{R_y}{R} \quad ; \quad \cos(A_{zr}) = \frac{R_z}{R} \quad (3)$$

Las cuales se pueden expresar como:

$$A_{xr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_x}{R}\right) \quad ; \quad A_{yr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_y}{R}\right) \quad ; \quad A_{zr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_z}{R}\right) \quad (4)$$

Con estos ángulos podemos poblar nuestra Matriz Coseno Dirección para representar la orientación del dispositivo [24].

$$\theta = A_{xr} \quad , \quad \phi = A_{yr} \quad , \quad \psi = A_{zr}$$

$$R = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi & \cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \sin \phi \sin \theta \sin \psi \cos \phi \cos \psi & \cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

Y finalmente, podemos ajustar nuestras medidas registradas, multiplicando nuestro vector de medición por nuestra matriz de rotación:

$$\hat{a} = R\tilde{a} \quad (6)$$

Dónde, es nuestra salida ajustada que tiene un eje paralelo al vector de gravedad. Ahora solo debería haber un eje afectado cada 90 grados y debería leer 1 g y -1 g para su valor máximo y mínimo, respectivamente. Cualquier discrepancia se debe principalmente al factor de escala y debe tenerse en cuenta para ser compensado posteriormente.

Se puede hacer una aproximación simple usando la siguiente fórmula:

$$B_i = \frac{\bar{a}_i^{up} + \bar{a}_i^{down}}{2} \quad (7)$$

En el cual i es el eje correspondiente al muestreo, \bar{a}_i^{up} es el promedio de \hat{a}_i cuando el eje está apuntando hacia arriba, \bar{a}_i^{down} es el promedio de \hat{a}_i cuando el eje está apuntando hacia abajo, b_i es el sesgo correspondiente de esta eje. Idealmente \bar{a}_i^{up} y \bar{a}_i^{down} deberían ser opuestos y su suma debería de resultar en 0, cualquier discrepancia es debida al sesgo de la medición.

Para el Factor de Escala, algo similar se puede calcular:

$$S_i = \frac{\bar{a}_i^{up} - \bar{a}_i^{down} - 2g}{2g} \quad (8)$$

Donde, otra vez, \bar{a}_i^{up} y \bar{a}_i^{down} son opuestos y la diferencia resultante debería ser igual a 2g, cualquier diferencia va a ser tomada como el factor de escala S_i .

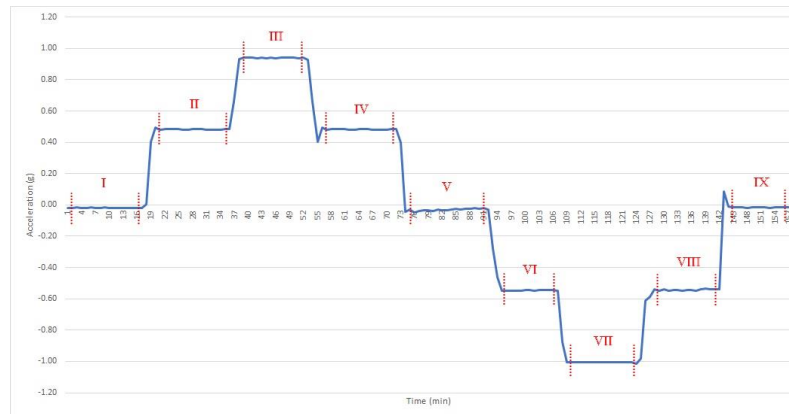


Fig. 5. A sample of the rotation sequence, with annotated intervals of the useful data.

En la Fig. 5 se puede apreciar un ejemplo de un solo eje de la secuencia de rotación de la Prueba de Posiciones Múltiples. Solamente los intervalos de datos que están marcados con un número romano están destinados a ser utilizados en nuestra parametrización, lo que significa que cualquier dato que sea registrado mientras el dispositivo está en transición a la próxima rotación debe ser ignorado; el dispositivo debe ser estático.

La secuencia de rotación se genera rotando solo sobre un eje de detección que es perpendicular al suelo. Se logra una rotación completa al detenerse en cada incremento de 45 grados, que son las caras del dispositivo de múltiples posiciones. Cada una de esta secuencia de rotación se describe de la siguiente manera:

- I. Posición inicial del dispositivo, aunque no es importante comenzar en esta posición particular, el único aspecto que importa es comenzar y finalizar en la misma posición, completando una rotación completa de 360 grados. Marcaremos esta posición como la orientación de 0 grados del dispositivo de montaje, y mirando el ejemplo que se muestra en la Fig. 5 podemos observar que el eje del sensor es perpendicular al vector de gravedad.
- II. Posición de 45 grados La salida del sensor debe estar cerca de 0.5g.
- III. Posición de 90 grados. El eje del sensor apunta hacia arriba y se debe detectar una medición de 1 g. Promediar este intervalo nos dará.
- IV. Posición de 135 grados. De nuevo, el sensor debería dar salida a 0.5g.
- V. Posición de 180 grados. El eje del sensor es nuevamente perpendicular al suelo, la salida debe ser 0g.
- VI. Posición de 225 grados El sensor debería producir -0.5g.
- VII. Posición de 270 grados El eje del sensor apunta hacia abajo y se debe detectar una medición de -1g. Promediar este intervalo nos dará.

- VIII. Posición de 225 grados De nuevo, el sensor debería emitir -0.5g.
- IX. Posición de 360 grados Hemos vuelto a la posición inicial. En este punto, solo hemos capturado las secuencias de rotación de dos de los ejes, ya que el tercer eje siempre fue ortogonal al vector de gravedad. Para capturar el último eje, primero tenemos que girar 90 grados en una dirección perpendicular (izquierda o derecha) de la secuencia de rotación completada. Ahora podemos repetir desde el paso I al VII y finalizar nuestra captura de prueba de múltiples posiciones.

La linealidad del factor de escala se puede observar trazando solo el promedio de los ocho intervalos previos (porque el último es una posición repetida). Si se observa una no linealidad en los datos capturados, eso significa que el factor de escala que se encontró en la ecuación. 8 no es la mejor aproximación. Se puede usar un método de Mínimo Cuadrado para ajustar este parámetro sobre los datos capturados, como se muestra en [23].

Para lograr esto, primero debemos reescribir nuestra ecuación de salida del acelerómetro en forma de matriz como:

$$\begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{xx} & m_{xy} & m_{xz} \\ m_{yx} & m_{yy} & m_{yz} \\ m_{zx} & m_{zy} & m_{zz} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix} \quad (9)$$

La cual puede ser reescrita de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} m_{xx} & m_{xy} & m_{xz} & b_x \\ m_{yx} & m_{yy} & m_{yz} & b_y \\ m_{zx} & m_{zy} & m_{zz} & b_z \end{bmatrix}}_M \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

¿Dónde están los factores de desalineación entre diferentes ejes y los factores de escala entre el mismo eje (los elementos que están en la diagonal)? Los otros elementos son los mismos que en la Eq. 2.

A partir de la secuencia de rotación anterior, ahora presentamos las siguientes seis posiciones básicas y sus valores teóricos correspondientes, las describiremos como:

$$\begin{aligned}
 a'_1 &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1g \end{bmatrix} & a'_3 &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1g \\ 0 \end{bmatrix} & a'_5 &= \begin{bmatrix} 1g \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\
 a'_2 &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1g \end{bmatrix} & a'_4 &= \begin{bmatrix} 0 \\ -1g \\ 0 \end{bmatrix} & a'_6 &= \begin{bmatrix} -1g \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \quad (11)$$

Con esto, ahora podemos formar nuestra matriz de ajuste:

$$A = \begin{bmatrix} a'_1 & a'_2 & a'_3 & a'_4 & a'_5 & a'_6 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Y finalmente, las lecturas de los sensores:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{Z\text{-axis up}} & u_3 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{Y\text{-axis up}} & u_5 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{X\text{-axis up}} \\
 u_2 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{Z\text{-axis down}} & u_4 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{Y\text{-axis down}} & u_6 &= \begin{bmatrix} \tilde{a}_x \\ \tilde{a}_y \\ \tilde{a}_z \end{bmatrix}_{X\text{-axis down}}
 \end{aligned} \quad (13)$$

Con lo cual la matriz de lecturas del sensor sería:

$$U = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ u_4 \ u_5 \ u_6] \quad (14)$$

Ahora ya solo témenos que resolver para M de la Eq. 10, usando el ya famoso método de Mínimos Cuadrados:

$$M = UA^T (AA^T)^{-1} \quad (15)$$

4.3.2 Prueba de estabilidad a largo plazo:

Para esta prueba, la salida del acelerómetro se registra en un estado estático durante un período prolongado, durante al menos 5 horas, pero puede dejarse durante días o incluso semanas para obtener un perfil de estabilidad completo. Dado que el interés está en la tendencia de las mediciones en un amplio espectro de tiempo, no hay necesidad de una tasa de salida de datos rápida, y puede dejarse a una tasa de muestreo de 1 o 2 Hz. Y debe repetirse con cada eje paralelo al vector de gravedad. Es crucial registrar la temperatura a la que se expone el sensor, ya que existe una correlación directa entre los datos de salida y la temperatura, debido a la tecnología de detección capacitiva del sensor MEMS de bajo costo.

4.3.3 Prueba de repetibilidad:

Finalmente, la última prueba estática evalúa la repetibilidad de las mediciones. Para esto tenemos que repetir la siguiente prueba al menos 12 veces:

Apague el dispositivo, gírelo a alguna otra cara del poliedro y déjelo estático por un tiempo.

Encienda el dispositivo y comience a registrar los datos. Repita el paso 1.

El sensor debe mostrar la repetibilidad de sus mediciones en cada evento de encendido cuando se coloca en la misma orientación que se registró anteriormente. Si no, entonces no puede usarse para nuestro propósito. Idealmente, esta prueba debe llevarse a cabo en diferentes días.

4.3 PRUEBAS DINÁMICAS.

4.4.1 Prueba de Caída Libre:

Como se ilustra en la Figura 1, cuando el acelerómetro está en caída libre, el acelerómetro no debe detectar aceleración, porque la masa de prueba está cayendo a la

misma velocidad que el marco de referencia, por lo que la masa debe estar perfectamente centrada en el marco de referencia, y debería estar dando salida a 0. Entonces, sustituyendo $\tilde{a}_x = 0$ en Eq. (2) nos deja con lo siguiente:

$$\tilde{a}_x = B_f + n_x \quad (9)$$

Por lo tanto, cualquier medición en caída libre es solo el sesgo más el ruido. Esta prueba debe realizarse a la mayor velocidad de muestreo posible, de modo que podamos extraer la tendencia de los datos y filtrar el ruido. La tendencia resultante es un sesgo, y debería ser casi el mismo que el sesgo que se obtuvo en la prueba de posición múltiple; si hay una discrepancia, puede deberse a un factor de escala erróneo y debe corregirse con este sesgo recién observado. Significa que:

$$B_i = \bar{a}_i^{fall} \quad (10)$$

En cuál es el eje muestreado correspondiente, es el promedio de cuando el dispositivo estaba en caída libre; y es el sesgo resultante. De nuevo, este sesgo debería corroborar lo que se encontró en la ecuación (7).

Para llevar a cabo esta prueba, se utilizó una caja aerodinámica (Fig. 5) para minimizar la fuerza de arrastre mientras se cae. La forma de la caja se modela con una punta ojiva para reducir el arrastre y las aletas traseras para eliminar cualquier rotación mientras falla. Además, se debe colocar un contrapeso en la punta de la caja para eliminar cualquier oscilación. Todo esto se hace para lograr una caída obsoleta y que no se detecta ninguna otra aceleración.

De tres a cinco metros de caída a la velocidad máxima de muestreo debería ser suficiente (ver el diagrama de la Fig. 2).

Es vital que la caída se amortigüe, por ejemplo, con una alfombra acolchada adicional o una tela o red elástica. De lo contrario, la descarga de recepción al impacto

podría dañar el sensor permanentemente. Esto se discute más adelante en la sección de Conclusión.

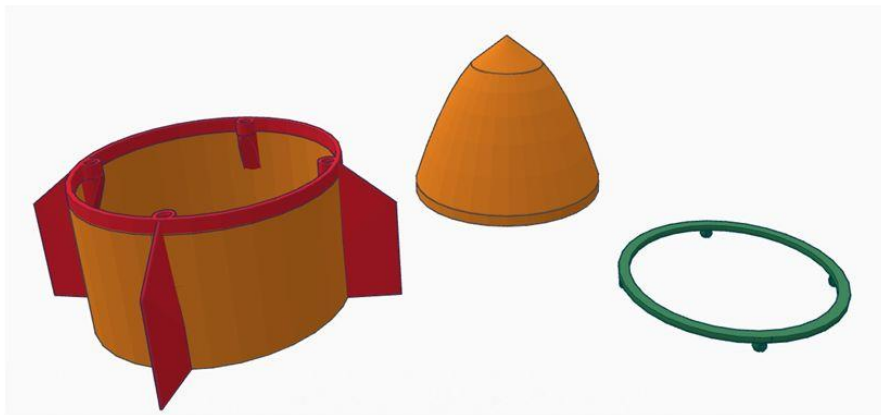


Fig. 5. Free fall mount (“3D design Snap-on-Rocket,” n.d.)

4.4.2 Prueba de centrífuga:

Esta prueba debe realizarse con precaución ya que podría dañar el sensor. La prueba someterá el sensor a valores más altos de aceleración y evaluará la linealidad del factor de escala que se encontró previamente en las pruebas estáticas. Y para continuar con la tendencia del equipo de bajo costo, para esta prueba necesitamos construir una centrífuga que sea básicamente un motor de corriente continua sin escobillas y un controlador de velocidad eléctrica (ESC) y un microcontrolador para usar como el maestro ESC.

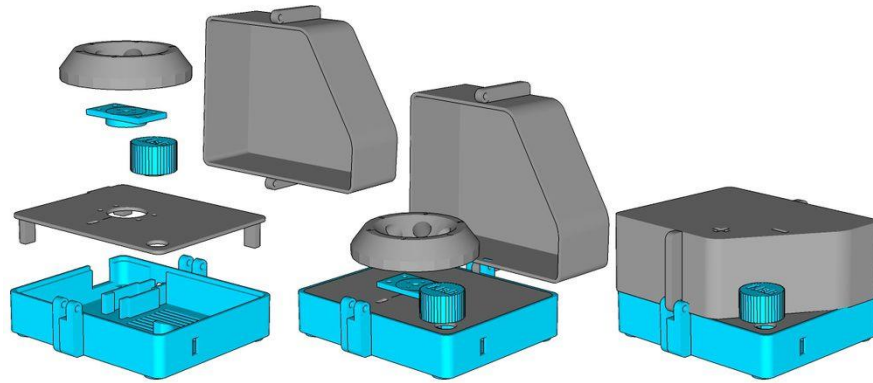


Fig. 6. Low-Cost Centrifuge (Thingiverse.com, n.d.)

Se necesitará un registro cuidadoso para registrar la velocidad, y consecutivamente la fuerza resultante se aplicará al sensor por medio de:

$$F = M\omega^2 r \quad (8)$$

Dónde está la fuerza resultante, es la masa del objeto, la velocidad angular y el radio de la centrífuga. Se necesitará precaución adicional para no sobreexponer el sensor a una fuerza mayor que esté clasificada. Esto podría dañar permanentemente el sensor.

5. Método de Calibración y Compensación.

La propuesta que se presenta en este trabajo es la utilización de un estimador difuso, el cual primero deberá ser entrenado con la señal del movimiento que se quiera reconocer, esto quiere decir que se necesitara entrenar un estimador por cada actividad que quiera ser detectada, una vez entrenado el estimador se podrá correr en tiempo real comparando la estimación contra los valores medidos. Esto se puede expresar como:

$$RMSE_n = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=0}^m (X_i(t) - \hat{X}_i^n(t))^2} \quad \text{Ecu. 3.1}$$

$$Y = n \mid RMSE_n \equiv \min(RMSE) \quad \text{Ecu. 3.2}$$

Donde n es el número de actividad o patrón, m es el número de muestras, $X(t)$ son los datos de la medición en función del tiempo, y $\hat{X}(t)$ es la estimación en función del tiempo. $RMSE$ es la raíz cuadrada del error cuadrático medio; por último Y es el índice de la actividad que más se asemeja a las mediciones observadas en ese instante. El estimador es descrito en el Capítulo 5.

Se proponen tres actividades para poner a prueba esta propuesta, las cuales son *caminar*, *correr* y *brincar*. Por ejemplo, la Figura 3.1 es una visualización del resultado esperado si la actividad que se está realizando es la de *caminar*, esperando ver que los errores de los otros estimadores se disparen, mientras que el error del estimador entrenado con la señal de la actividad *caminar* sea el menor de todos; significando que la estimación es semejante a la señal medida.

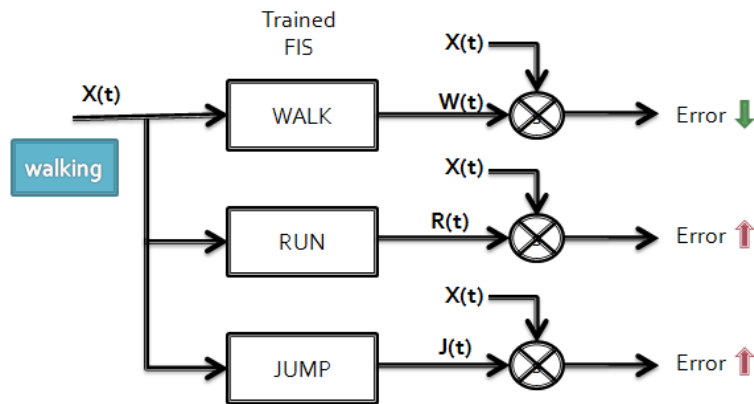


Figura 3.1 Ejemplo del comportamiento de la propuesta cuando la actividad es caminar.

En este trabajo se propone utilizar solo Sistemas Difusos de Tipo-1, ya que en la actualidad no es factible evaluar un Sistema Difuso de Tipo-2 en tiempo real en un sistema embebido de bajo costo. Por esta razón solo se discutirá Tipo-1 a continuación.

3.1. LÓGICA DIFUSA.

Gracias a la extensión de la lógica tradicional hecha por Lofti Zadeh con el aporte de su teoría de conjuntos difusos [20], nos da la libertad de poder modelar con incertidumbre aprovechando los aspectos cualitativos del razonamiento humano, esto quiere decir, que podemos hacer computo ya no solo con números si no con palabras [21]; lo cual lo hace muy atractivo para el área de control [22][23]; y más aún con el razonamiento difuso propuesto por Takagi y Sugeno [24], reduciendo la complejidad computacional necesaria para poder procesar un Sistema de Inferencia Difusa (Fuzzy Inference Systems [FIS]) en un sistema embebido.

Un FIS [25] está caracterizado por los siguientes componentes ilustrados por la Figura 3.2, los cuales se describen a continuación.

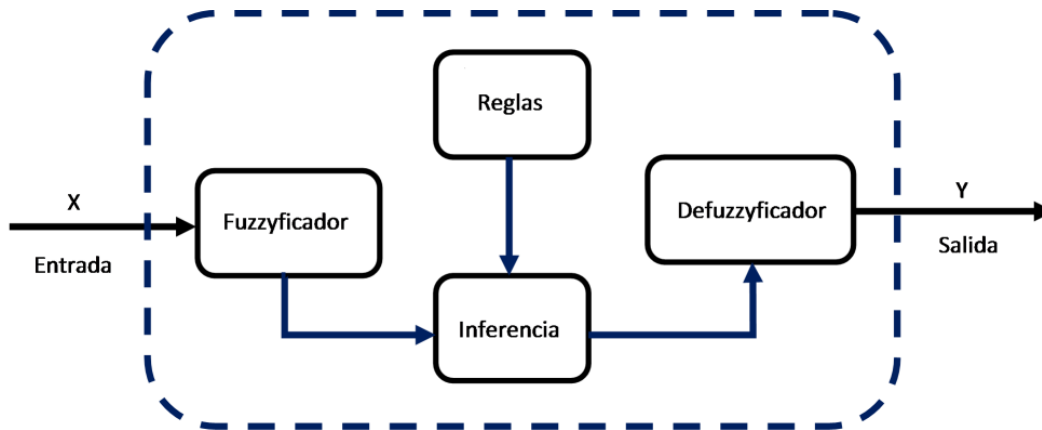


Figura 3.2 Sistema de Inferencia Difusa Tipo-1.

El fuzzyficador transforma la entrada a un valor difuso mediante funciones de membresía que pertenecen a la variable difusa. Las reglas son las bases del conocimiento y son del tipo IF-THEN. El motor de inferencia recorre y evalúa cada una de las reglas. Y por último el defuzzificador agrega los resultados de las reglas y lo transforma a un valor “crisp” (nítido).

Existen diferentes tipos de razonamiento difuso [26], pero los dos más populares se podrían clasificar en:

- Tipo Mamdani: en el cual la salida difusa es el consecuente de aplicar la operación del máximo sobre las resultantes difusas, del cual cada uno de ellas es igual al mínimo de las fuerzas de disparo [27].
- Tipo Sugeno: Se utilizan reglas IF-THEN propuestas por Takagi y Sugeno, en las cual el resultado de cada regla es la combinación lineal de las variables de entrada más una constante; y el resultado final solo un promedio ponderado [23].

3.2. SISTEMAS DE INFERENCIA NEURO-DIFUSO ADAPTATIVO.

Las técnicas de computo suave (soft computing) nos han ayudado a crear sistemas computacionales inteligentes, una de estas técnicas son los Sistemas de Inferencia Neuro-Difuso Adaptativo (Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System [ANFIS]) [22], el cual es una estructura conformada por nodos y enlaces, de los cuales estos nodos pueden o no ser adaptativos, al ser adaptativo significa que sus salidas dependen de ciertos parámetros pertenecientes a esos nodos; y mediante una regla de aprendizaje es la forma en que se especifica como cambiaran estos parámetros. Las reglas básicas de aprendizaje están basadas en el gradiente descendiente.

Con esta estructura es posible generar un conjunto de reglas difusas con sus respectivas funciones de membresía, las cuales fueron entrenadas con valores ligados en forma de entrada-salida [28]. Explotando la característica de que un ANFIS es un aproximador universal [29][30][31], se logra generar un FIS en el cual queda mapeado el resultado de cada entrada.

3.3. DETERMINACIÓN DE ORIENTACIÓN.

Una forma de darle contexto a una actividad es la orientación en la que se está realizando. Esto fue el enfoque principal durante el primer año de este trabajo, y en parte esto sucedió por la necesidad de familiarizarse con los sensores de inercia, ya que este problema era más sencillo de atacar.

Este contexto ayudaría a tener un factor más para poder discernir entre actividades, sin embargo esto no está implementado en la propuesta de solución porque no podría ser evaluado en la plataforma de prueba por las limitantes de tiempo, o por lo menos no de la forma en que se describe a continuación.

Si ya existe un sensor que mide la velocidad angular, ¿Por qué la necesidad de determinar la orientación? Si solo con integrar las mediciones del giroscopio debería ser suficiente para conocer la rotación total.

En teoría debería ser así, sin embargo, en la actualidad este sensor tiene el inconveniente de que en sus mediciones existe un error ocasionado por ruido, y debido a que se tiene que estar integrando las mediciones para conocer la rotación total, este error solo se va acumulando, ocasionando que mientras más tiempo se integren las mediciones, más incorrecta será la rotación total calculada.

Por esta razón es necesario encontrar una forma de compensar la rotación proporcionada por el giroscopio con alguna otra referencia. La única posible referencia la tendría que proporcionar el acelerómetro (ya que esos eran los únicos dos sensores con los que se contaban en ese tiempo) y afortunadamente el acelerómetro también registra la gravedad, y la dirección en la que apunta el vector de gravedad es conocido (puesto que la principal fuerza de gravedad que percibimos es la que ejerce la Tierra sobre nosotros, por lo tanto el vector siempre apunta hacia el centro de la Tierra).

Ahora el problema es cómo obtener los ángulos del vector de gravedad en base a las aceleraciones. Una forma de obtenerlo es aplicando trigonometría.

En la Figura 3.3 se pueden apreciar las mediciones de los tres ejes del sensor (R_x, R_y, R_z) las cuales componen el vector R , aplicando identidades trigonométricas se pueden denotar las siguientes relaciones:

$$\cos(A_{xr}) = \frac{R_x}{R}; \quad \cos(A_{yr}) = \frac{R_y}{R}; \quad \cos(A_{zr}) = \frac{R_z}{R} \quad \text{Ecu. 3.3}$$

Despejando los ángulos de rotación de la Ecu. 3.3, quedarían expresados de la siguiente forma:

$$A_{xr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_x}{R}\right); \quad A_{yr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_y}{R}\right); \quad A_{zr} = \cos^{-1}\left(\frac{R_z}{R}\right) \quad \text{Ecu. 3.4}$$

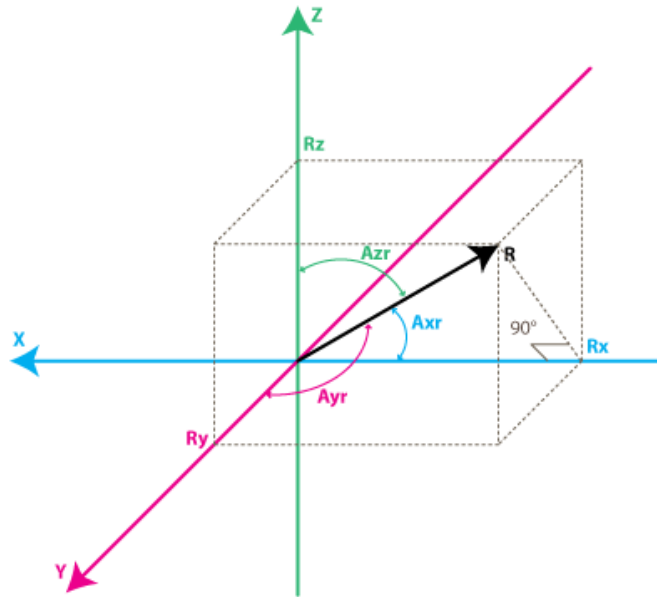


Figura 3.3 Ángulos del vector de aceleración.

Una vez que se obtuvieron los ángulos, ahora nos resta el problema de diferenciar entre las aceleraciones lineales y la aceleración de la gravedad, puesto que el único vector de interés es el vector de Gravedad. Una forma de discernir entre aceleraciones lineales y la gravedad es aplicando un filtro pasa bajas, ya que la gravedad siempre está presente y las aceleraciones lineales externas casi siempre son de corta duración. Este filtro pasa bajas se puede expresar de la siguiente forma:

$$\sigma_i^a = \sigma_i^a \cdot (1 - \alpha) + A_i \cdot (\alpha) \quad \text{Ecu. 3.5}$$

donde $i = x, y, z$; y $1 > \alpha > 0.35$

En la Ecu. 3.5, el símbolo σ^a es la rotación en base a las mediciones del acelerómetro. α es el peso que se le desea dar al ángulo de rotación calculado en la Ecu. 3.4, un valor de 0.8 funciona la mayoría de los casos, eliminando la mayoría de las aceleraciones lineales externas y responde con poca latencia.

La integración de las rotaciones del giroscopio (σ^g) se quedan igual.

$$\sigma_i^g = G_i \cdot dt \quad \text{Ecu. 3.6}$$

donde $i = x, y, z$

Y la forma de juntar estas dos mediciones se lleva a cabo a través de un filtro complementario [19], y queda expresado de la siguiente manera:

$$\sigma_i = \sigma_i^g + \frac{(\sigma_i^g \cdot \beta + \sigma_i^a)}{(\beta + 1)} \quad \text{Ecu. 3.7}$$

donde $i = x, y, z; \beta \approx 10$

En la Ecu. 3.7, β es un peso complementario que se le está aplicando a las mediciones del giroscopio, un valor de 10 tuvo el mejor comportamiento, y esto se podría leer como si las mediciones del giroscopio fueran diez veces más importantes que las del acelerómetro.

6. Experimentación.

6.1 ENTRENAMIENTO.

Como ya se describió anteriormente, el FIS que está siendo entrenado es un Sugeno Tipo-1 de Primer Orden con cuatro entradas. El entrenamiento se hace fuera de línea, y la implementación se realiza utilizando la caja de herramientas de MATLAB™ [35]. La estructura se puede observar en la Figura 6.1.

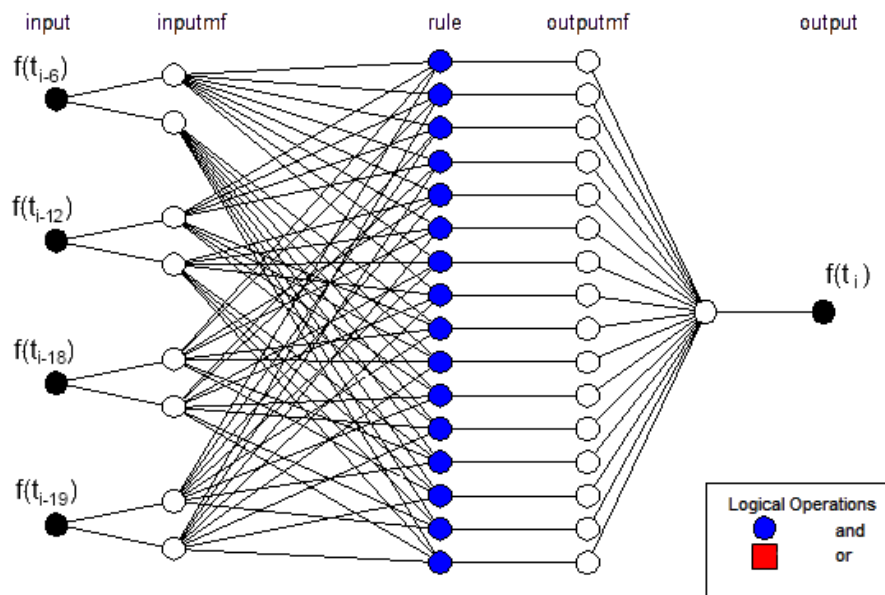


Figura 6.1 Estructura del ANFIS.

Cada uno de los FIS fue entrenado con la mitad de la serie de datos de las actividades caminar, correr y brincar respectivamente. Y la otra mitad fueron utilizados para probar las estimaciones del FIS contra las mediciones hechas en el campo. Un ejemplo de esto se puede visualizar en la Figura 6.2,

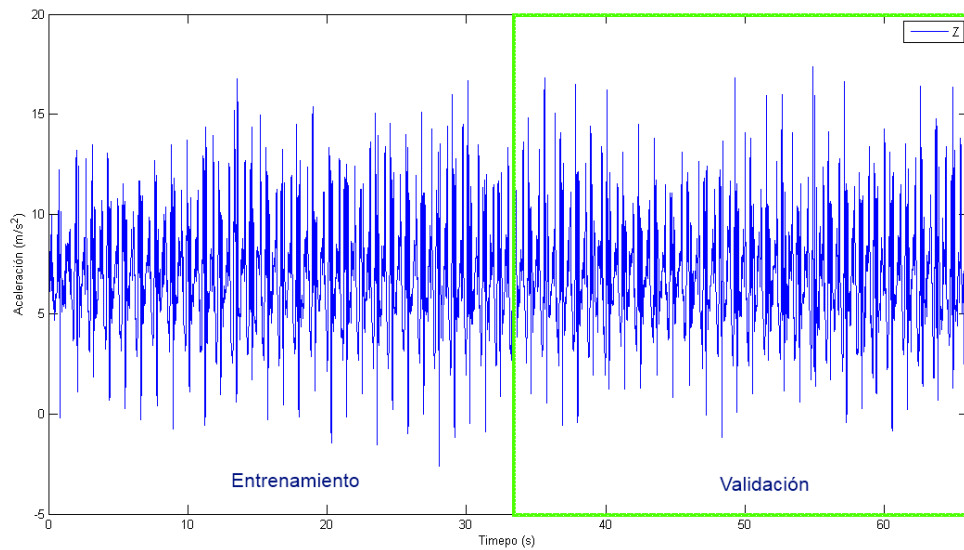


Figura 6.2 Serie de datos de Caminar.

Y lo mismo se realiza para las otras dos series de datos.

6.2 RESULTADO FUERA DE LÍNEA.

Una vez entrenado el FIS, lo podemos probar introduciendo la otra mitad de las mediciones, las cuales el clasificador no ha “visto”. Pero estas mediciones tienen un patrón similar comparado con los datos con el que fue entrenado.

6.2.1. Resultados con muestreo total.

La Figura 6.3 muestra el resultado total, mientras que la Figura 6.4 muestra un acercamiento de ese mismo resultado, para remarcar la similitud de la estimación contra las mediciones. Ambas gráficas están acompañadas por una sub-gráfica en la parte inferior de la figura, en la cual se traza la diferencia de la medición menos la estimación.

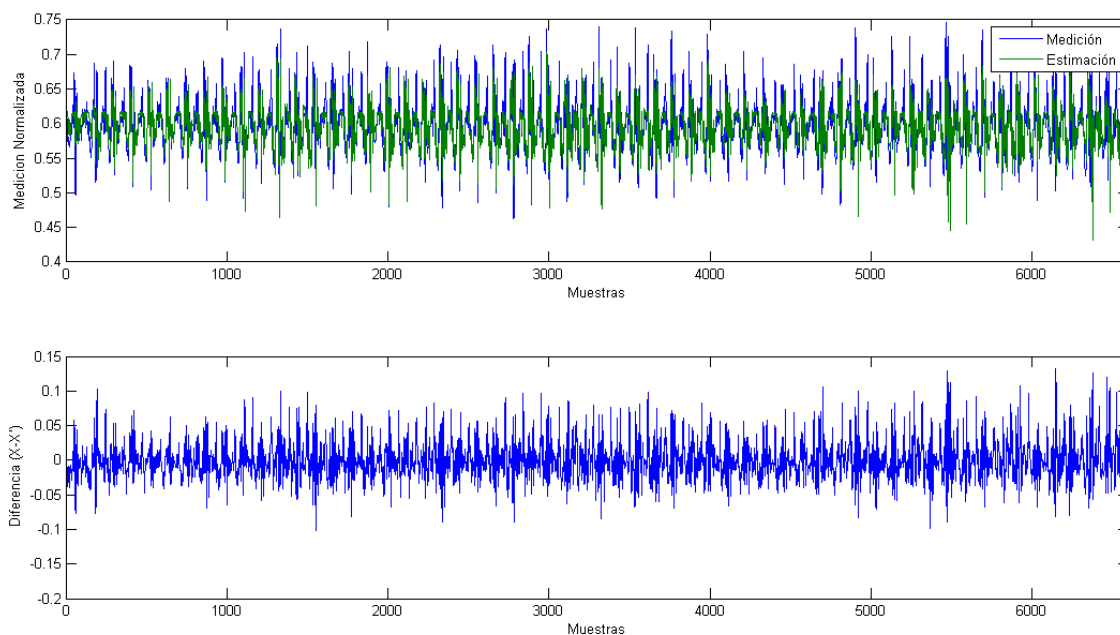


Figura 6.3 Medición de Caminar vs. Estimación de Caminar

En las Figuras 6.3 y 6.4 podemos observar que tan similar es la estimación, se puede notar que el resultado del FIS se aproxima cercanamente a las mediciones. Existe un grado de error puesto que los coeficientes que se utilizaron no son los mejores (este tema ya se discutió en la Capítulo 5), sin embargo tienen un funcionamiento aceptable en este caso ya que el **RMSE total** es de **0.026**.

Hasta ahorita estas figuras solo confirman lo que ya se sabía en la literatura, esto es que se pueden crear aproximadores difusos funcionales. Pero ¿Qué pasaría si se introduce la señal de una actividad diferente? La propuesta de este trabajo argumenta que se dispararía el error, y que este error funcionaría como un índice para poder diferenciar entre ellas.

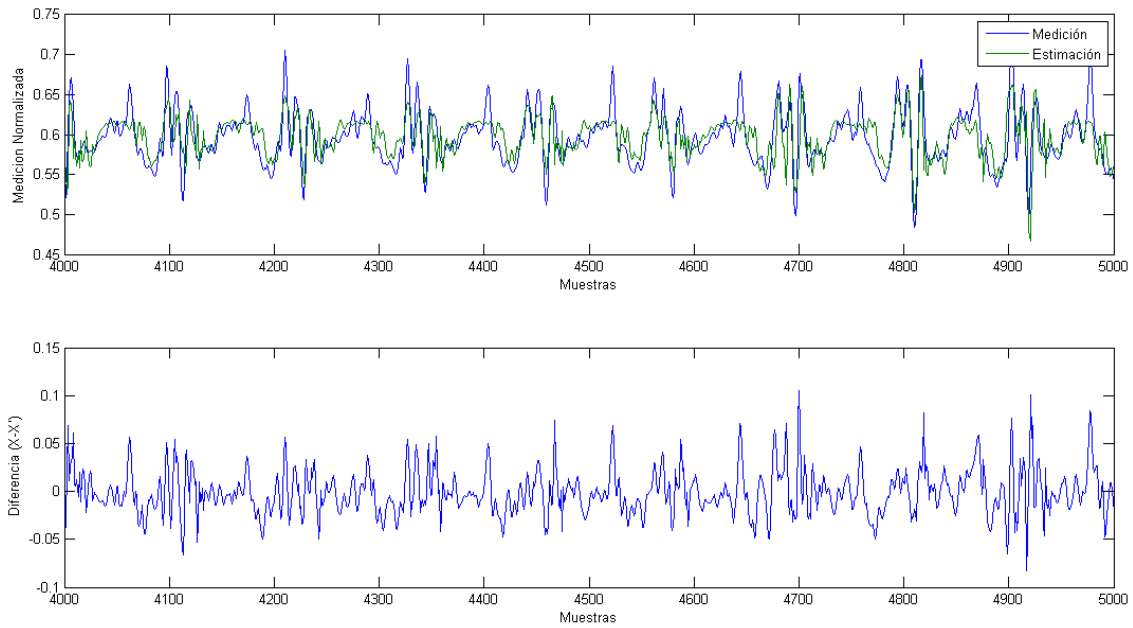


Figura 6.4 Medición Caminar vs. FIS Caminar

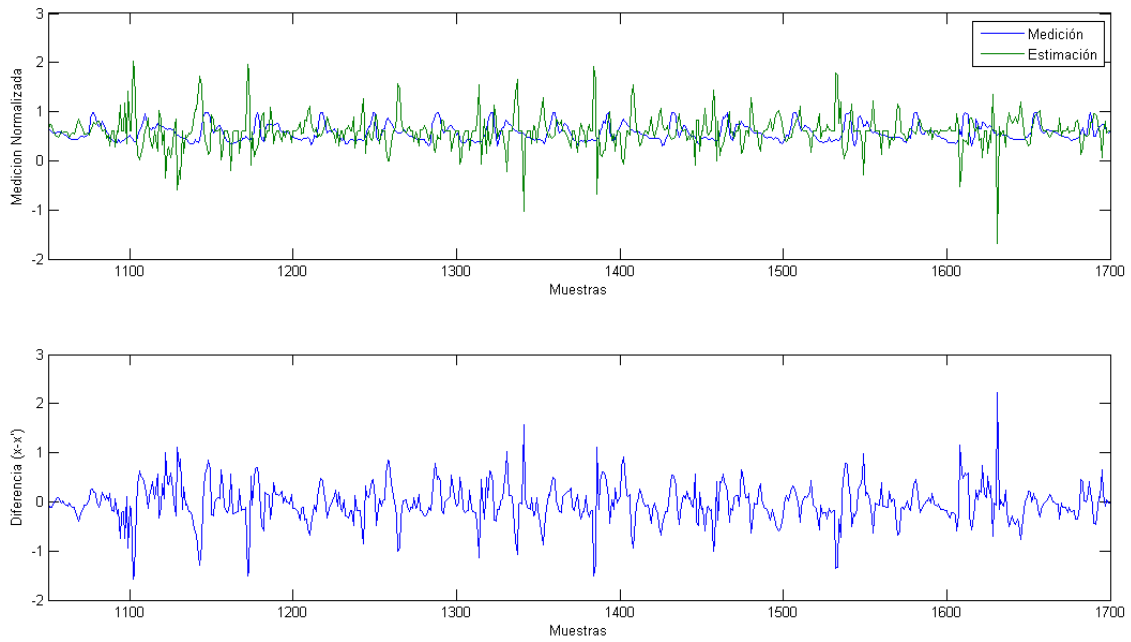


Figura 6.5 Medición de Correr vs. FIS Caminar

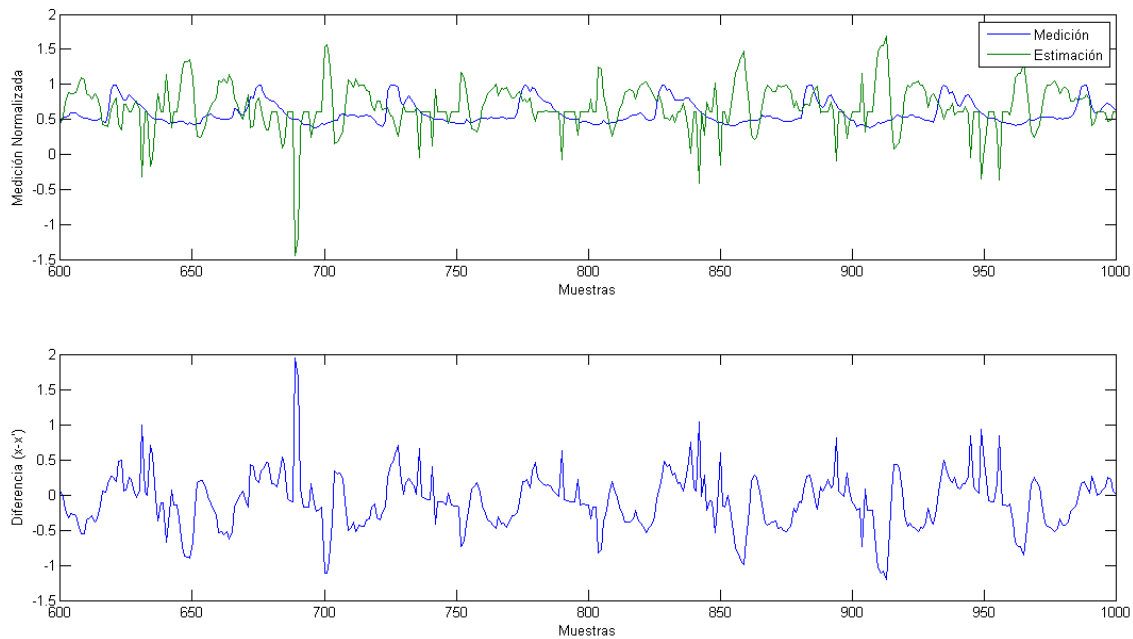


Figura 6.6 Medición de Brincar vs. FIS Caminar

Mirando las Figura 6.5, podemos mirar que en efecto ambos errores se disparan cuando se introducen las mediciones de otras actividades. Esto nos conlleva a pensar que un estimador difuso realmente se podría usar para detectar patrones, utilizando el RMSE como un umbral para poder distinguir entre ellas.

Por último en la Figura 6.6 muestra que la estimación efectivamente no es similar a la medición. Con esto podemos concluir que la propuesta si funciona, para el caso en el que el estimador difuso fue entrenado con la actividad de caminar.

Pero ahora nos podemos preguntar ¿Qué pasa cuando el estimador fue entrenado con la serie de correr o la serie de brincar? La Tabla 6.1 tiene el resumen de los resultados.

Tabla 6.1 Resultados de error de la Estimación.

<i>Entrenado con</i>	<i>Probado contra</i>			<i>(RMSE)</i>
	<i>Caminar</i>	<i>Correr</i>	<i>Brincar</i>	
<i>Caminar</i>	0.0261000	3.68563004	2.94741411	
<i>Correr</i>	0.33523081	0.09665700	0.62830042	
<i>Brincar</i>	0.38372425	0.62830042	0.08362502	

De la tabla 6.1 se puede comprobar que el RMSE de la señal de medición menos la salida del estimador difuso es un índice valido para distinguir entre las actividades propuestas.

6.2.2. Resultados con muestreo por ventana de tiempo.

Hasta este punto se ha mostrado que el método tiene una validez funcional mientras se trabaja con todos los datos de la serie (una gran cantidad de datos), pero parte de la propuesta de este trabajo es que la implementación pueda funcionar en tiempo real. Debido a este requerimiento se tiene que trabajar por ventanas de tiempo, y esta ventana sería de 1 segundo, lo que significa que si la frecuencia de muestreo es de 100Hz entonces el tamaño de muestras con las que se podrían trabajar serán solo 100.

Tabla 6.2 Resultados de error de la estimación con muestreo de ventana.

<i>Entrenado con</i>	<i>Probado contra</i>			<i>(RMSE)</i>
	<i>Caminar</i>	<i>Correr</i>	<i>Brincar</i>	
<i>Caminar</i>	0.0391340	4.223700	3.157000	
<i>Correr</i>	0.2767300	0.097492	0.180000	
<i>Brincar</i>	0.1793900	0.478830	0.06327	

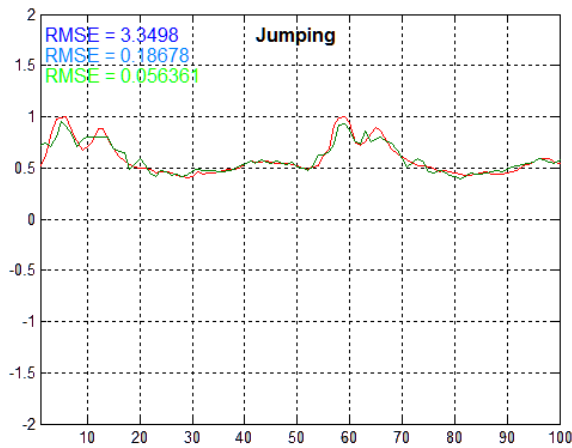


Figura 6.7 Simulación del Estimador por Ventana.

Las imágenes de la Figura 6.7 son parte de una simulación animada en tiempo real de la detección de las actividades.

La Tabla 6.2 es el sumario de los resultados promedios observados en la simulación de la ventana de tiempo.

Con estos últimos resultados se comprueba que la propuesta es factible en una implementación de tiempo real.

6.3 RESULTADOS PARCIALES DE LA IMPLEMENTACIÓN EMBEBIDA.

Lamentablemente esta implementación no se logró terminar en el tiempo estipulado. Sin embargo para comprobar que si es factible lograr implementarla se realizaron pruebas de tiempo de ejecución de diferentes versiones del motor de inferencia difusa que se implementaron.

Tabla 6.3 Tiempos de evaluación del FIS.

<i>Implementación</i>	<i>Tiempo de evaluación</i>
Genérica, utilizando punto flotante	64 ms
Específica, utilizando punto flotante	36 ms
Específica, utilizando solo enteros *	4.6 ms

* $\pm 10\%$ de Error en la Estimación.

Explicando un poco los detalles de la Tabla 6.3, con versión genérica me refiero a que es una implementación de un motor de inferencia difusa con cualquier tipo y forma de reglas. Esto significa que cada entrada tiene que ser fuzzificada de forma independiente y están siendo evaluados mientras se recorren las reglas, esto da un total de 32 fuzzificaciones (4 entradas multiplicadas por las 8 funciones de membresía). En la implementación de la versión específica se recorta todo esto pre-evaluando las entradas,

ya que existen dos funciones de membresía, todas demás son simétricas a estas, por lo tanto solo se ocupa hacer 8 fuzzificaciones (4 entradas multiplicadas por las dos funciones de membresía), haciéndolo de forma preventiva con una sola llamada al inicio antes de recorrer las reglas.

Pero aún con ese recorte de computo no es suficiente, puesto que nuestra frecuencia de muestro es de 100Hz, solo tenemos una ventana de 10 milisegundos para poder evaluar el FIS y lograr una implementación de tiempo real.

Se procede a trabajar todas las operaciones escaladas a 1024 para trabajar solo con variables enteras, puesto que el cómputo de operaciones con punto flotante (32 bits) es muy costoso para un microcontrolador de 8 bits.

Al hacer esto se reduce en gran margen el tiempo de evaluación, como se puede observar en la Tabla 6.3, sin embargo se pierde algo de precisión, pero esto no es de suma importancia puesto lo que nos interesa realmente es que el error se dispare.

El tiempo que se necesita para encuestar los sensores es de aproximadamente 1ms, resultando con esto una ventana de aproximadamente 4.5 ms para evaluar el RMSE y comparar.

Aunque aquí nos topamos con una gran limitante de esta propuesta, ya que con estos resultados se puede concluir que con una plataforma con características similares a las planteadas en este trabajo no va a ser capaz de detectar más de dos actividad (aunque quizás una, esto va a depender de la implementación de la forma en que se calcula el error), puesto que ya no hay más tiempo para evaluar otro FIS, a menos de que se hagan cambios y optimizaciones al modelo difuso propuesto,

7. Discusión y Conclusiones.

El plan de prueba propuesto es evaluar el rendimiento de un sensor MEMS de bajo costo y determinar su idoneidad para una aplicación de mayor exigencia, p. un sistema de navegación inercial. Al mismo tiempo, parametrize un modelo básico del acelerómetro para ayudarlo a mejorar su rendimiento, de modo que pueda utilizarse en aplicaciones más exigentes.

En la práctica, la prueba se puede ejecutar recursivamente, utilizando el error estimado de una prueba para actualizar los parámetros y optimizar el modelo del acelerómetro. En lugar de los métodos de mínimos cuadrados para ajustar estos parámetros, las técnicas de filtrado de Kalman también son un método preferido para este tipo de sensores [25, 26].

El parámetro de ruido nunca se perfiló en este plan de prueba ya que es un fenómeno estocástico y está fuera del alcance de este plan actual, pero es el tema del trabajo futuro. Algunos esquemas simples serían usar heurística, umbrales y filtrado, como los filtros Savitzky-Golay [27], con una alta tasa de muestreo para minimizar el impacto del ruido aleatorio en nuestro sistema.

El trabajo futuro consistirá en enviar una amplia variedad de acelerador MEMS de bajo costo a este plan de prueba, y categorizarlos en función de su idoneidad y rendimiento.

Otro factor que empeorará el rendimiento del sensor es cualquier choque fuerte que reciba el sensor, ya sea por una caída o un impacto por otro objeto. Este choque puede dañar la estructura mecánica interna del sensor, cambiar el comportamiento del sensor o incluso inutilizarlo.

En una nota final, un aspecto clave que debe tenerse en cuenta es el envejecimiento del sensor. El acelerómetro MEMS funciona en vacío, este vacío lo proporciona el paquete del sensor en el que está encapsulado [28]. Conforme pasa el tiempo, el sello del empaque se degradará, y con esto el desempeño del acelerómetro también empeorará, y hará que la compensación de los parámetros sea ineficaz. Para dar cuenta de esto, el plan de prueba podría repetirse y evaluar si el sensor sigue siendo adecuado; si es así, entonces actualice sus parámetros de compensación.

8. Trabajo Futuro.

Con el tiempo creo que la implementación embebida de esta propuesta será más atractiva, ya que en tan solo un año han salido al mercado microcontroladores con consumo de energía similares al procesador utilizado en este trabajo, con mucho más poder de cómputo y con un costo no muy elevado. Con este cambio de hardware se podría atacar la barrera planteada al final del capítulo anterior. Esto significa que en unos cuantos años se podría lograr un reconocimiento de actividades totalmente ubicua, quizás estos IMUs ya vengan embebidos en nuestra ropa, puesto que ahorita se está mirando algo similar de esa tendencia, pero en una menor escala, en dispositivos como los smartphones; aunque el precio aún nos los deja ser totalmente ubicuos.

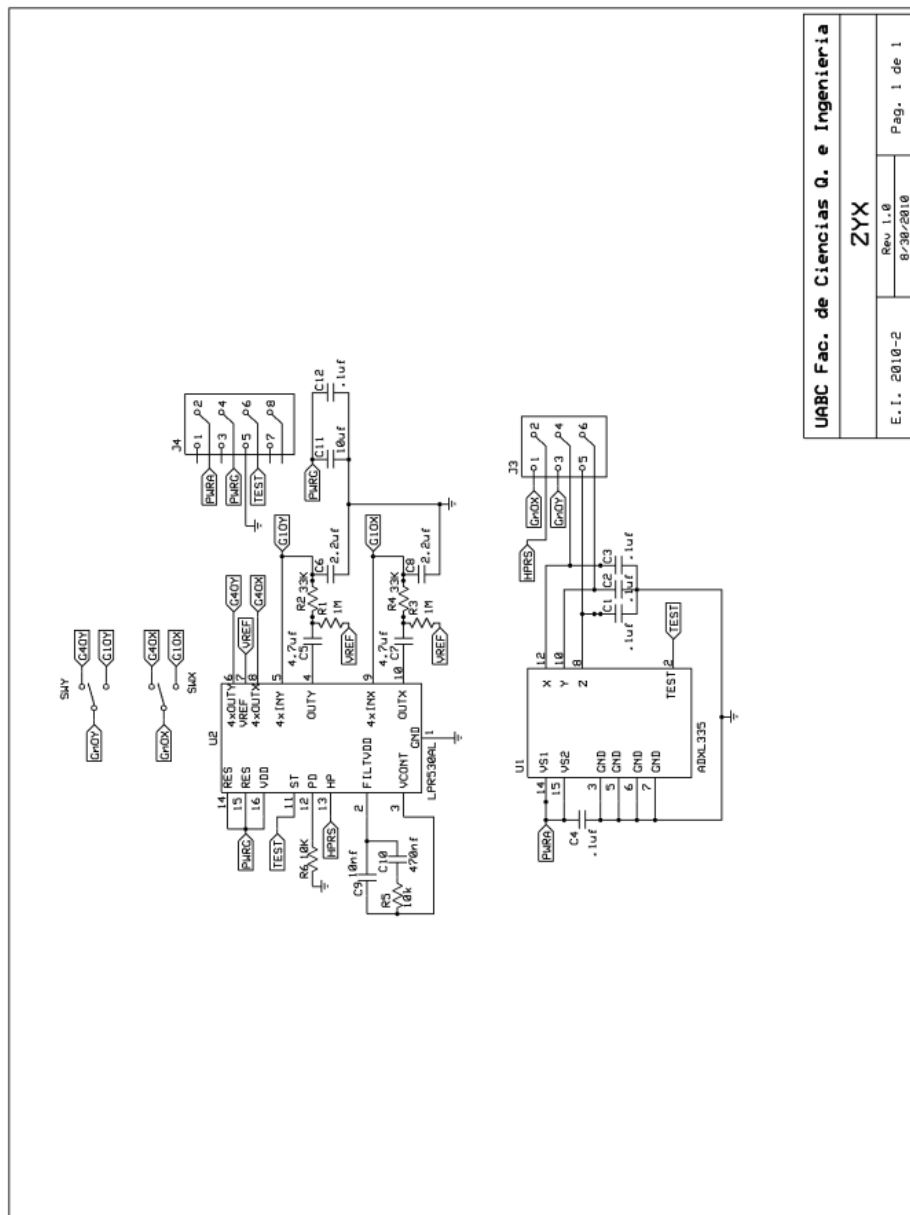
Algo interesante sería la creación de un Clasificador Difuso que tome los RMSE y decida qué actividad es la que se está realizando. Ya que la implementación que se tiene actualmente tiene unos pequeños hipo cuando cambia de una actividad a otra.

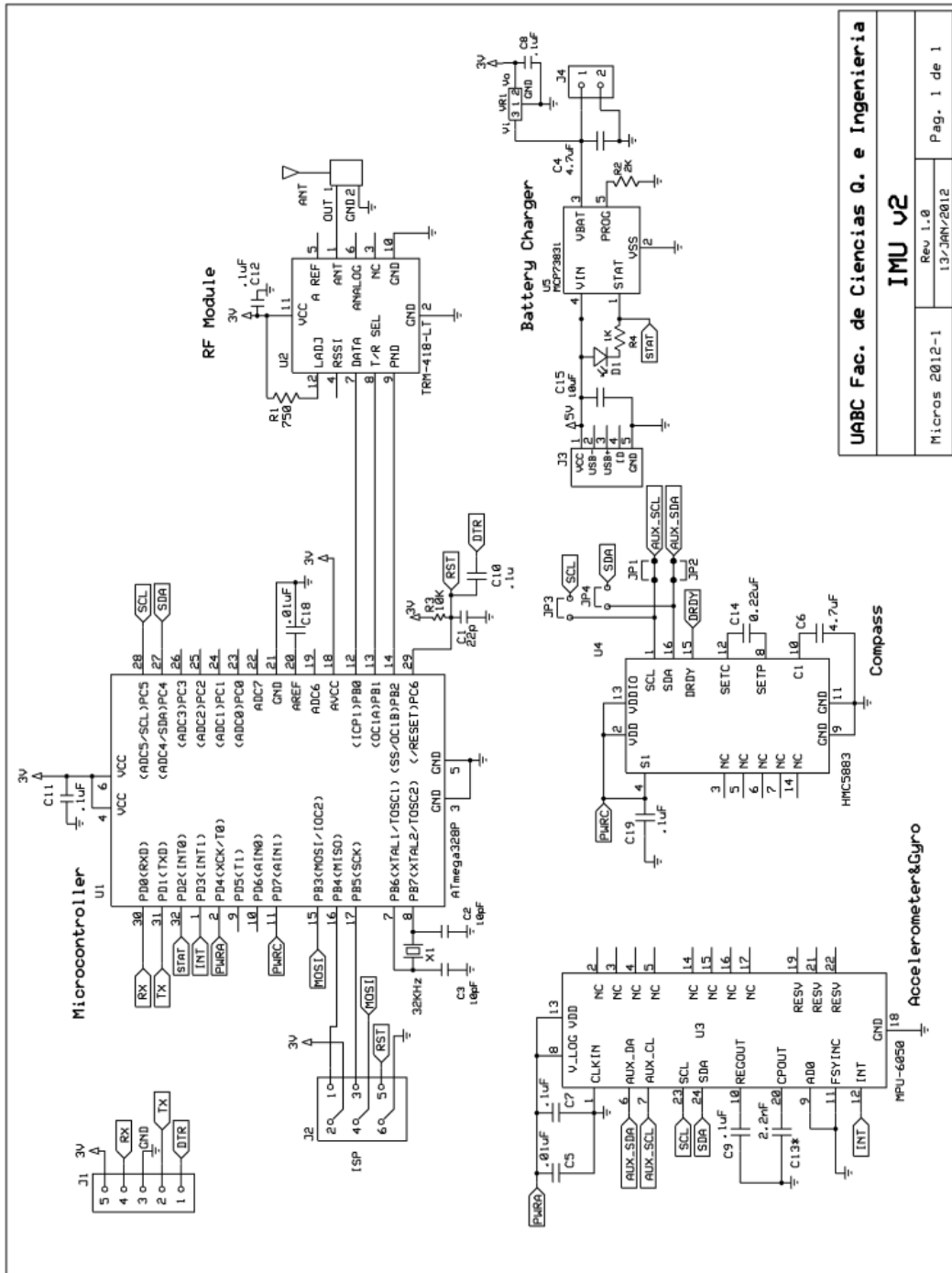
Y ya que estamos hablando de Clasificador Difuso, otra alternativa sería la creación de un clasificador que tome las características de FFT y catalogue la señal, creo que sería otro experimento interesante para comparar resultados y rendimiento. Y esto ayudaría más a concretar la propuesta que se expuso en este trabajo.

Apéndice A. Diagramas del Circuito

Diagramas esquemáticos.

Expansión de sensores de inercia para LiSANDRA-R.

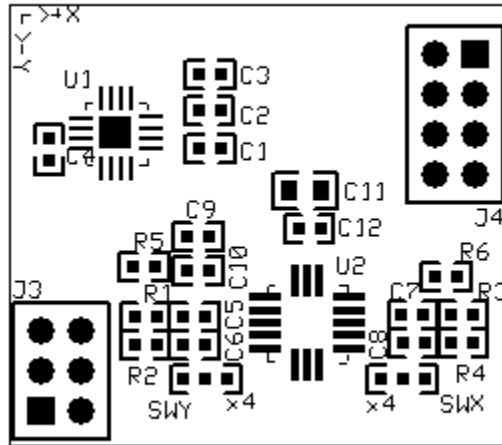




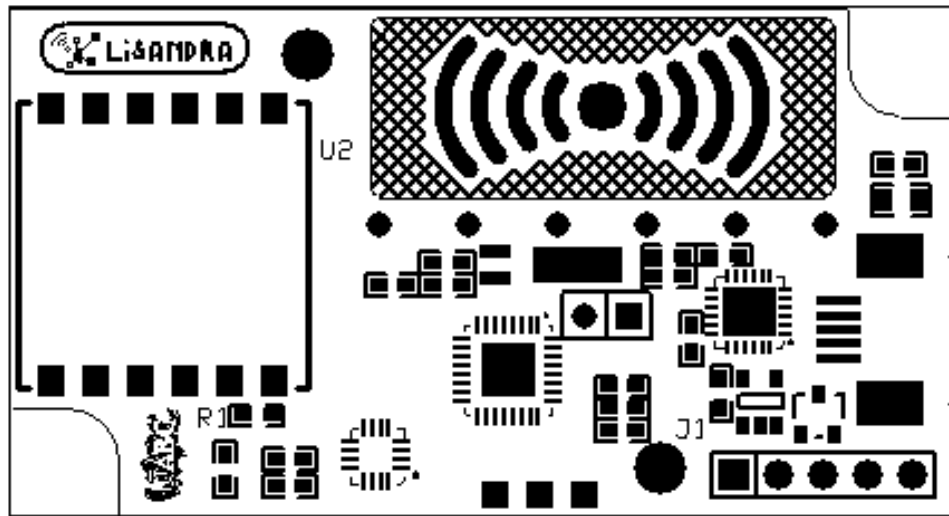
UABC Fac. de Ciencias Q. e Ingenieria
IMU v2
 Rev 1.0
 13-JAN-2012
 Pag. 1 de 1

Diagramas PCB.

Expansión de sensores de inercia para LiSANDRA-R.



IMU LiSANDRA-S



Apéndice B. Fichas Técnicas.

Microcontrolador ATmega328p.

Features

- High Performance, Low Power AVR[®] 8-Bit Microcontroller
- Advanced RISC Architecture
 - 131 Powerful Instructions – Most Single Clock Cycle Execution
 - 32 x 8 General Purpose Working Registers
 - Fully Static Operation
 - Up to 20 MIPS Throughput at 20 MHz
 - On-chip 2-cycle Multiplier
- High Endurance Non-volatile Memory Segments
 - 4/8/16/32K Bytes of In-System Self-Programmable Flash program memory (ATmega48PA/88PA/168PA/328P)
 - 256/512/512/1K Bytes EEPROM (ATmega48PA/88PA/168PA/328P)
 - 512/1K/1K/2K Bytes Internal SRAM (ATmega48PA/88PA/168PA/328P)
 - Write/Erase Cycles: 10,000 Flash/100,000 EEPROM
 - Data retention: 20 years at 85°C/100 years at 25°C⁽¹⁾
 - Optional Boot Code Section with Independent Lock Bits
In-System Programming by On-chip Boot Program
True Read-While-Write Operation
 - Programming Lock for Software Security
- Peripheral Features
 - Two 8-bit Timer/Counters with Separate Prescaler and Compare Mode
 - One 16-bit Timer/Counter with Separate Prescaler, Compare Mode, and Capture Mode
 - Real Time Counter with Separate Oscillator
 - Six PWM Channels
 - 8-channel 10-bit ADC in TQFP and QFN/MLF package
Temperature Measurement
 - 6-channel 10-bit ADC in PDIP Package
Temperature Measurement
 - Programmable Serial USART
 - Master/Slave SPI Serial Interface
 - Byte-oriented 2-wire Serial Interface (Philips I²C compatible)
 - Programmable Watchdog Timer with Separate On-chip Oscillator
 - On-chip Analog Comparator
 - Interrupt and Wake-up on Pin Change
- Special Microcontroller Features
 - Power-on Reset and Programmable Brown-out Detection
 - Internal Calibrated Oscillator
 - External and Internal Interrupt Sources
 - Six Sleep Modes: Idle, ADC Noise Reduction, Power-save, Power-down, Standby, and Extended Standby
- I/O and Packages
 - 23 Programmable I/O Lines
 - 28-pin PDIP, 32-lead TQFP, 28-pad QFN/MLF and 32-pad QFN/MLF
- Operating Voltage:
 - 1.8 - 5.5V for ATmega48PA/88PA/168PA/328P
- Temperature Range:
 - -40°C to 85°C
- Speed Grade:
 - 0 - 20 MHz @ 1.8 - 5.5V
- Low Power Consumption at 1 MHz, 1.8V, 25°C for ATmega48PA/88PA/168PA/328P:
 - Active Mode: 0.2 mA
 - Power-down Mode: 0.1 µA
 - Power-save Mode: 0.75 µA (Including 32 kHz RTC)



**8-bit AVR[®]
Microcontroller
with 4/8/16/32K
Bytes In-System
Programmable
Flash**

**ATmega48PA
ATmega88PA
ATmega168PA
ATmega328P**

Rev. 8161D-AVR-10/09



Acelerómetro ADXL330.



Small, Low Power, 3-Axis $\pm 3 g$ *i*MEMS® Accelerometer

ADXL330

FEATURES

- 3-axis sensing
- Small, low-profile package
 - 4 mm × 4 mm × 1.45 mm LFCSP
- Low power
 - 200 μ A at $V_S = 2.0 V$ (typical)
- Single-supply operation
 - 2.0 V to 3.6 V
- 10,000 g shock survival
- Excellent temperature stability
- BW adjustment with a single capacitor per axis
- RoHS/WEEE lead-free compliant

APPLICATIONS

- Cost-sensitive, low power, motion- and tilt-sensing applications
 - Mobile devices
 - Gaming systems
 - Disk drive protection
 - Image stabilization
 - Sports and health devices

GENERAL DESCRIPTION

The ADXL330 is a small, thin, low power, complete three axis accelerometer with signal conditioned voltage outputs, all on a single monolithic IC. The product measures acceleration with a minimum full-scale range of $\pm 3 g$. It can measure the static acceleration of gravity in tilt-sensing applications, as well as dynamic acceleration resulting from motion, shock, or vibration.

The user selects the bandwidth of the accelerometer using the C_x , C_y , and C_z capacitors at the X_{OUT} , Y_{OUT} , and Z_{OUT} pins. Bandwidths can be selected to suit the application, with a range of 0.5 Hz to 1,600 Hz for X and Y axes, and a range of 0.5 Hz to 550 Hz for the Z axis.

The ADXL330 is available in a small, low-profile, 4 mm × 4 mm × 1.45 mm, 16-lead, plastic lead frame chip scale package (LFCSP_LQ).

FUNCTIONAL BLOCK DIAGRAM

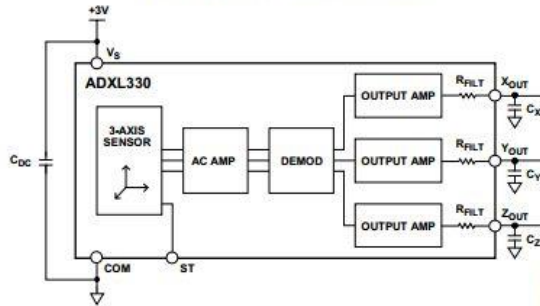


Figure 1.

Rev. 0
Information furnished by Analog Devices is believed to be accurate and reliable. However, no responsibility is assumed by Analog Devices for its use, nor for any infringements of patents or other rights of third parties that may result from its use. Specifications subject to change without notice. No license is granted by implication or otherwise under any patent or patent rights of Analog Devices. Trademarks and registered trademarks are the property of their respective owners.

One Technology Way, P.O. Box 9106, Norwood, MA 02062-9106, U.S.A.
Tel: 781.329.4700 www.analog.com
Fax: 781.461.3113 ©2006 Analog Devices, Inc. All rights reserved.



LPR530AL

MEMS motion sensor:
dual axis pitch and roll $\pm 300^\circ/\text{s}$ analog gyroscope

Preliminary data

Features

- 2.7 V to 3.6 V single-supply operation
- Wide operating temperature range (-40 °C to +85 °C)
- High stability overtemperature
- Analog absolute angular-rate output
- Two separate outputs for each axis (1x and 4x amplified)
- Integrated low-pass filters
- Low power consumption
- Embedded power-down
- Embedded self-test
- High shock and vibration survivability
- ECOPACK[®] RoHS and "Green" compliant (see [Section 5](#))

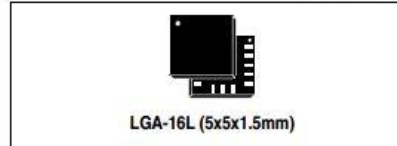
Applications

- Pointing devices, remote and game controllers
- Motion control with user interface
- GPS navigation systems
- Industrial and robotics

Description

The LPR530AL is a low-power dual-axis micromachined gyroscope capable of measuring angular rate along pitch and roll axes.

It provides excellent temperature stability and high resolution over an extended operating temperature range (-40 °C to +85 °C).



The LPR530AL has a full scale of $\pm 300^\circ/\text{s}$ and is capable of detecting rates with a -3 dB bandwidth up to 140 Hz.

The gyroscope is the combination of one actuator and one accelerometer integrated in a single micromachined structure.

It includes a sensing element composed by single driving mass, kept in continuous oscillating movement and able to react when an angular rate is applied based on the Coriolis principle.

A CMOS IC provides the measured angular rate to the external world through an analog output voltage, allowing high level of integration and production trimming to better match sensing element characteristics.

ST's gyroscope family leverages on robust and mature manufacturing process already used for the production of micromachined accelerometers.

ST is already in the field with several hundreds million sensors with excellent acceptance from the market in terms of quality, reliability and performance.

LPR530AL is provided in plastic land grid array (LGA) package. Several years ago ST pioneered successfully the usage of this package for accelerometers. Today ST has the widest manufacturing capability and strongest expertise in the world for production of sensor in plastic LGA package.

Table 1. Device summary

Order code	Temperature range (°C)	Package	Packing
LPR530AL	-40 to +85	LGA-16 (5x5x1.5)	Tray
LPR530ALTR	-40 to +85	LGA-16 (5x5x1.5)	Tape and reel

July 2009

Doc ID 15812 Rev 2

1/12

This is preliminary information on a new product now in development or undergoing evaluation. Details are subject to change without notice.

www.st.com

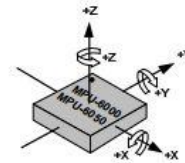
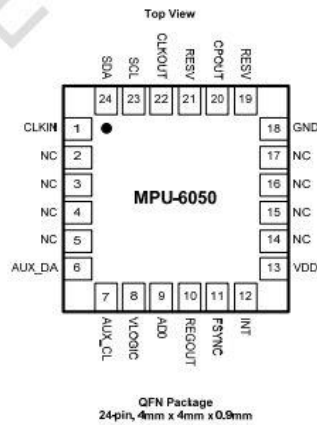
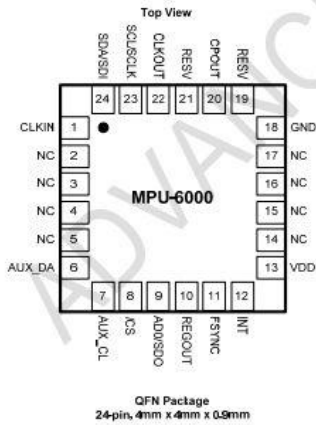
Sensor de 6 ejes, Acelerómetro/Giroscopio, MPU-6050.

	MPU-6000/MPU-6050 Product Specification	Document Number: PS-MPU-6000A-00 Revision: 3.2 Release Date: 11/16/2011
---	--	---

7 Applications Information

7.1 Pin Out and Signal Description

Pin Number	MPU-6000	MPU-6050	Pin Name	Pin Description
1	Y	Y	CLKIN	Optional external reference clock input. Connect to GND if unused.
6	Y	Y	AUX_DA	I ² C master serial data, for connecting to external sensors
7	Y	Y	AUX_CL	I ² C Master serial clock, for connecting to external sensors
8	Y		/CS	SPI chip select (0=SPI mode)
8		Y	VLOGIC	Digital I/O supply voltage
9	Y		AD0 / SDO	I ² C Slave Address LSB (AD0); SPI serial data output (SDO)
9		Y	AD0	I ² C Slave Address LSB (AD0)
10	Y	Y	REGOUT	Regulator filter capacitor connection
11	Y	Y	FSYNC	Frame synchronization digital input. Connect to GND if unused.
12	Y	Y	INT	Interrupt digital output (totem pole or open-drain)
13	Y	Y	VDD	Power supply voltage and Digital I/O supply voltage
18	Y	Y	GND	Power supply ground
19, 21	Y	Y	RESV	Reserved. Do not connect.
20	Y	Y	CPOUT	Charge pump capacitor connection
22	Y	Y	CLKOUT	System clock output
23	Y		SCL / SCLK	I ² C serial clock (SCL); SPI serial clock (SCLK)
23		Y	SCL	I ² C serial clock (SCL)
24	Y		SDA / SDI	I ² C serial data (SDA); SPI serial data input (SDI)
24		Y	SDA	I ² C serial data (SDA)
2, 3, 4, 5, 14, 15, 16, 17	Y	Y	NC	Not internally connected. May be used for PCB trace routing.



Apéndice C. Tabla de Selección de Índices.

Caminar					Correr					Brincar				
X1	X2	X3	X4	Y	X1	X2	X3	X4	Y	X1	X2	X3	X4	Y
8	18	22	23	24	1	5	6	7	8	19	20	21	22	23
10	21	22	23	24	2	6	7	8	9	20	21	22	23	24
8	17	22	23	24	3	7	8	9	10	4	5	6	7	8
9	21	22	23	24	4	8	9	10	11	5	6	7	8	9
8	19	22	23	24	5	9	10	11	12	6	7	8	9	10
7	17	22	23	24	6	10	11	12	13	7	8	9	10	11
7	17	21	22	23	7	11	12	13	14	8	9	10	11	12
9	20	21	22	23	8	12	13	14	15	9	10	11	12	13
8	20	21	22	23	9	13	14	15	16	10	11	12	13	14
7	14	22	23	24	10	14	15	16	17	16	17	18	19	20
7	16	21	22	23	11	15	16	17	18	15	16	17	18	19
9	20	22	23	24	12	16	17	18	19	18	19	20	21	22
6	16	21	22	23	1	3	4	5	6	11	12	13	14	15
7	15	22	23	24	13	17	18	19	20	17	18	19	20	21
8	21	22	23	24	2	4	5	6	7	12	13	14	15	16
7	18	22	23	24	14	18	19	20	21	13	14	15	16	17
6	13	21	22	23	3	5	6	7	8	14	15	16	17	18
7	20	21	22	23	15	19	20	21	22	2	3	4	5	6
7	18	21	22	23	4	6	7	8	9	3	4	5	6	7
6	14	21	22	23	16	20	21	22	23	17	20	21	22	23
7	14	21	22	23	5	7	8	9	10	18	21	22	23	24
8	19	21	22	23	17	21	22	23	24	4	7	8	9	10
8	20	22	23	24	6	8	9	10	11	5	8	9	10	11
6	17	21	22	23	7	9	10	11	12	1	2	3	4	5
5	17	18	19	20	8	10	11	12	13	6	9	10	11	12
6	18	19	20	21	9	11	12	13	14	7	10	11	12	13
7	19	20	21	22	10	12	13	14	15	8	11	12	13	14
7	18	19	20	21	11	13	14	15	16	15	20	21	22	23
6	17	18	19	20	12	14	15	16	17	16	21	22	23	24
8	19	20	21	22	13	15	16	17	18	9	12	13	14	15
7	19	22	23	24	14	16	17	18	19	10	13	14	15	16
4	14	18	19	20	15	17	18	19	20	16	19	20	21	22
3	13	17	18	19	1	2	3	4	5	11	14	15	16	17
5	15	19	20	21	16	18	19	20	21	3	8	9	10	11
6	16	20	21	22	2	3	4	5	6	2	7	8	9	10
7	16	22	23	24	17	19	20	21	22	12	15	16	17	18
3	15	16	17	18	3	4	5	6	7	13	16	17	18	19
7	21	22	23	24	18	20	21	22	23	4	9	10	11	12

4	16	17	18	19
6	20	21	22	23
5	12	22	23	24
4	20	21	22	23
4	15	18	19	20
4	17	18	19	20
6	15	21	22	23
4	13	18	19	20
1	21	22	23	24
5	21	22	23	24
5	16	19	20	21
5	18	19	20	21
2	12	16	17	18
5	14	19	20	21
6	19	20	21	22
7	19	21	22	23
6	17	20	21	22
6	15	20	21	22
3	20	21	22	23
4	21	22	23	24
6	15	22	23	24
3	13	18	19	20
5	15	20	21	22
4	14	19	20	21
2	15	16	17	18
3	12	17	18	19
3	16	17	18	19
5	20	21	22	23
6	18	21	22	23
6	21	22	23	24
2	12	17	18	19
3	21	22	23	24
2	20	21	22	23
5	14	21	22	23
3	14	17	18	19
7	20	22	23	24
5	13	20	21	22
3	11	18	19	20
2	13	17	18	19
6	13	20	21	22
3	9	22	23	24
3	14	18	19	20
4	12	19	20	21
2	11	16	17	18

4	5	6	7	8
19	21	22	23	24
5	6	7	8	9
6	7	8	9	10
7	8	9	10	11
8	9	10	11	12
9	10	11	12	13
10	11	12	13	14
11	12	13	14	15
1	4	5	6	7
12	13	14	15	16
2	5	6	7	8
13	14	15	16	17
3	6	7	8	9
1	4	6	7	8
14	15	16	17	18
4	7	8	9	10
2	5	7	8	9
15	16	17	18	19
5	8	9	10	11
3	6	8	9	10
16	17	18	19	20
6	9	10	11	12
4	7	9	10	11
17	18	19	20	21
7	10	11	12	13
5	8	10	11	12
1	7	9	10	11
18	19	20	21	22
6	9	11	12	13
8	11	12	13	14
2	8	10	11	12
19	20	21	22	23
7	10	12	13	14
9	12	13	14	15
3	9	11	12	13
1	6	7	8	9
20	21	22	23	24
8	11	13	14	15
4	10	12	13	14
10	13	14	15	16
2	7	8	9	10
9	12	14	15	16
11	14	15	16	17

14	17	18	19	20
5	10	11	12	13
6	11	12	13	14
15	18	19	20	21
7	12	13	14	15
8	13	14	15	16
5	6	7	10	11
6	7	8	11	12
9	14	15	16	17
11	16	17	18	19
4	5	6	9	10
10	15	16	17	18
12	17	18	19	20
14	19	20	21	22
7	8	9	12	13
18	19	20	23	24
4	6	7	9	10
2	4	5	7	8
13	18	19	20	21
3	6	7	8	9
3	5	6	8	9
8	9	10	13	14
5	7	8	10	11
9	10	11	14	15
6	8	9	11	12
3	6	7	9	10
4	6	7	10	11
17	18	19	22	23
4	7	8	10	11
10	11	12	15	16
7	9	10	12	13
5	7	8	11	12
11	12	13	16	17
5	8	9	11	12
2	5	6	7	8
3	5	6	7	8
18	20	21	22	23
2	5	6	8	9
8	10	11	13	14
2	7	9	10	11
14	19	21	22	23
6	8	9	12	13
2	3	4	7	8
12	13	14	17	18

1	11	16	17	18
5	16	20	21	22
4	15	19	20	21
2	13	16	17	18
4	11	18	19	20
5	12	20	21	22
5	12	19	20	21
5	17	19	20	21
3	15	17	18	19
1	12	16	17	18
2	14	16	17	18
4	16	18	19	20
6	18	20	21	22
3	10	18	19	20
4	11	19	20	21
3	8	22	23	24
1	17	18	19	20
2	10	17	18	19

5	11	13	14	15
3	8	9	10	11
10	13	15	16	17
12	15	16	17	18
6	12	14	15	16
4	9	10	11	12
11	14	16	17	18
7	13	15	16	17
13	16	17	18	19
5	10	11	12	13
12	15	17	18	19
8	14	16	17	18
14	17	18	19	20
1	2	4	5	6
6	11	12	13	14
13	16	18	19	20
9	15	17	18	19
15	18	19	20	21

1	2	3	6	7
19	21	22	23	24
6	9	10	12	13
3	4	5	8	9
4	6	7	8	9
3	8	10	11	12
9	11	12	14	15
15	20	22	23	24
13	14	15	18	19
5	7	8	9	10
7	9	10	13	14
4	9	11	12	13
17	19	20	22	23
6	8	9	10	11
8	10	11	14	15
1	3	4	7	8
3	5	6	9	10
1	6	8	9	10

Referencias.

- [1] Y. Kunii, Y. Nishino, T. Kitada, and H. Hashimoto, "Development of 20 DOF glove type haptic interface device-Sensor Glove II," in , *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics '97. Final Program and Abstracts*, 1997, p. 132–.
- [2] M. Perlmutter and L. Robin, "High-performance, low cost inertial MEMS: A market in motion!," in *Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2012 IEEE/ION*, 2012, pp. 225 –229.
- [3] M. J. Mathie, B. G. Celler, N. H. Lovell, and A. C. F. Coster, "Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 42, no. 5, pp. 679–687, 2004.
- [4] D. Riboni and C. Bettini, "Context-aware activity recognition through a combination of ontological and statistical reasoning," *Ubiquitous Intell. Comput.*, pp. 39–53, 2009.
- [5] A. Pentland, "Looking at people: sensing for ubiquitous and wearable computing," *Ieee Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 22, no. 1, pp. 107–119, Jan.
- [6] E. Tapia, S. Intille, and K. Larson, "Activity Recognition in the Home Using Simple and Ubiquitous Sensors," in *Pervasive Computing*, vol. 3001, A. Ferscha and F. Mattern, Eds. Springer Berlin / Heidelberg, 2004, pp. 158–175.
- [7] M. Weiser, "The computer for the 21st Century," *Ieee Pervasive Comput.*, vol. 99, no. 1, pp. 19 –25, Mar. 2002.
- [8] A. Alvarez-Alvarez, J. M. Alonso, G. Trivino, N. Hernandez, F. Herranz, A. Llamazares, and M. Ocaña, "Human activity recognition applying computational intelligence techniques for fusing information related to WiFi positioning and body posture," in *2010 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ)*, 2010, pp. 1 –8.
- [9] S. W. Lee and K. Mase, "Activity and location recognition using wearable sensors," *Pervasive Comput. Ieee*, vol. 1, no. 3, pp. 24–32, 2002.
- [10] L. Bao and S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data," *Pervasive Comput.*, pp. 1–17, 2004.
- [11] J. Liu, L. Zhong, J. Wickramasuriya, and V. Vasudevan, "uWave: Accelerometer-based personalized gesture recognition and its applications," *Pervasive Mob. Comput.*, vol. 5, no. 6, pp. 657–675, 2009.
- [12] N. Yazdi, F. Ayazi, and K. Najafi, "Micromachined inertial sensors," *Proc. Ieee*, vol. 86, no. 8, pp. 1640–1659, 1998.
- [13] A. Papoulis, "A new algorithm in spectral analysis and band-limited extrapolation," *Ieee Trans. Circuits Syst.*, vol. 22, no. 9, pp. 735–742, 1975.
- [14] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M. L. Littman, "Activity recognition from accelerometer data," in *Proceedings of the national conference on artificial intelligence*, 2005, vol. 20, p. 1541.

- [15] Z. He and L. Jin, "Activity recognition from acceleration data based on discrete cosine transform and SVM," in *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*, 2009, pp. 5041–5044.
- [16] C. Schuldt, I. Laptev, and B. Caputo, "Recognizing human actions: a local SVM approach," in *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004*, 2004, vol. 3, pp. 32–36 Vol.3.
- [17] N. Bidargaddi, A. Sarela, L. Klingbeil, and M. Karunanithi, "Detecting walking activity in cardiac rehabilitation by using accelerometer," in *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information, 2007. ISSNIP 2007. 3rd International Conference on*, 2007, pp. 555–560.
- [18] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *Pattern Anal. Mach. Intell. Ieee Trans.*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [19] M. Vetterli and C. Herley, "Wavelets and filter banks: theory and design," *Ieee Trans. Signal Process.*, vol. 40, no. 9, pp. 2207–2232, 1992.
- [20] L. Zadeh, "Fuzzy Sets," *Inf. Control*, 1965.
- [21] L. A. Zadeh, "Fuzzy logic= computing with words," *Fuzzy Syst. Ieee Trans.*, vol. 4, no. 2, pp. 103–111, 1996.
- [22] J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*. Prentice Hall, 1997.
- [23] M. Sugeno, *Industrial applications of fuzzy control*. Elsevier Science Inc., 1985.
- [24] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *Ieee Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116–132, 1985.
- [25] J. M. Mendel, *Uncertain rule-based fuzzy logic systems: introduction and new directions*. Prentice Hall PTR, 2001.
- [26] C.-C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller. I," *Ieee Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 20, no. 2, pp. 404–418, 1990.
- [27] E. H. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *Int. J. Man-Mach. Stud.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–13, 1975.
- [28] J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *Ieee Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, Jun. 1993.
- [29] J. M. Mendel, "Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial," *Proc. Ieee*, vol. 83, no. 3, pp. 345–377, 1995.
- [30] B. Yoo and W. Ham, "Adaptive fuzzy sliding mode control of nonlinear system," *Ieee Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 315–321, 1998.
- [31] Y.-G. Leu, W.-Y. Wang, and Tsu-Tian Lee, "Robust adaptive fuzzy-neural controllers for uncertain nonlinear systems," *Ieee Trans. Robot. Autom.*, vol. 15, no. 5, pp. 805–817, 1999.
- [32] L. Aguilar, G. Licea, and J. A. García-Macias, "LiSANDRA: A Low-Cost Experimental Wireless Sensor Network," in *Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference (CERMA), 2010*, 2010, pp. 259–264.

- [33] S. J. M. Bamberg, A. Y. Benbasat, D. M. Scarborough, D. E. Krebs, and J. A. Paradiso, "Gait Analysis Using a Shoe-Integrated Wireless Sensor System," *Ieee Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 12, no. 4, pp. 413–423, 2008.
- [34] A. M. Sabatini, C. Martelloni, S. Scapellato, and F. Cavallo, "Assessment of walking features from foot inertial sensing," *Ieee Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 3, pp. 486–494, 2005.
- [35] M. U. Guide, "The mathworks," *Inc Natick Ma*, vol. 5, 1998.