INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

Centro de Investigación en Computación

LABORATORIO DE SISTEMAS INTELIGENTES PARA LA AUTOMATIZACIÓN

Sistema computacional para detectar anomalías en vías urbanas con base en vibraciones mecánicas

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRÍA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE CÓMPUTO CON OPCIÓN EN SISTEMAS DIGITALES

P R E S E N T A

ING. CARLOS ALBERTO RAMÍREZ VENEGAS

DIRECTORES DE TESIS
DR. LUIS PASTOR SÁNCHEZ FERNÁNDEZ
DR. JOSÉ JUAN CARBAJAL HERNÁNDEZ

DICIEMBRE 2015

SIP-14 bis

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 12:00 horas del día 23 del mes de noviembre de 2015 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis titulada:

"Sistema computacional para detectar anomalías en vías urbanas con base en vibraciones mecánicas"

Presentada por el alumno(a):

Ramírez	**Venegas**	**Carlos Alberto**
Apellido paterno	Apellido materno	Nombre(s)

Con registro: **B 1 3 0 0 8 9**

aspirante de: **MAESTRÍA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE CÓMPUTO CON OPCIÓN EN SISTEMAS DIGITALES**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron ***APROBAR LA TESIS***, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

Directores de Tesis

Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández

Dr. José Juan Carbajal Hernández

Dr. Sergio Suárez Guerra

Dr. Oleksiy Pogrebnyak

M. en C. Pablo Manrique Ramírez

Dr. José de Jesús Medel Juárez

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

Dr. Luis Alfonso Villa Vargas

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México el día 30 del mes de Noviembre del año 2015, el (la) que suscribe Carlos Alberto Ramírez Venegas alumno (a) del Programa de Maestría en Ciencias en Ingeniería de Cómputo con número de registro B130089, adscrito al Centro de Investigación en Computación, manifiesta que es autor (a) intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández y el Dr. José Juan Carbajal Hernández y cede los derechos del trabajo intitulado Sistema computacional para detectar anomalías en vías urbanas con base en vibraciones mecánicas, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección ingeniero.carlos.ramirez@hotmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Carlos Alberto Ramirez Venegas

Nombre y firma

Resumen

El presente trabajo tiene por objetivo exponer un modelo computacional para la detección y clasificación de elementos construidos para la reducción de velocidad y anomalías que se presentan en las vialidades urbanas detectados mediante el transitar de vehículos de propósito general compactos (autos particulares de gama compacta), con base en mediciones en tiempo real. El modelo permite la localización de elementos construidos y anomalías, y los despliega mediante el uso de instancias de Google Maps. Todas las estimaciones se realizan basándose en las mediciones obtenidas, aplicando:

- Métodos para la detección de eventos presentes en las vialidades con base en variables dinámicas.
- Métodos para la clasificación de eventos presentes en las vialidades basados en variables dinámicas dependientes e independientes del comportamiento de los conductores.

Para las mediciones se desarrolló un sistema de medición con dos acelerómetros uni-axiales, un dispositivo GPS, una tarjeta de adquisición de datos dinámicos y una computadora portátil.

El modelo se implementó en un sistema de información geográfica y se evaluó en diferentes vialidades de la zona conurbada de la ciudad de México. Se generaron mapas con la localización de eventos sobre dichas vialidades.

A diferencia de la mayor parte de los trabajos desarrollados con el mismo propósito, en la presente investigación se estudiaron variables que son dependientes del comportamiento del conductor (velocidad y aceleración del vehículo); además de que se utilizaron técnicas de clasificación que permiten realizar paralelismo en el procesamiento de datos (lógica difusa, redes neuronales) permitiendo la ejecución de algoritmos en tiempos reducidos.

Abstract

This work is aimed at exposing a computational system to detect and classify planned elements to decrease speed and road anomalies detected using general propose vehicles (compact model cars) vibrations during the driving on roads, based in real time measurements. This model allows the events location and presents it in a Google Maps instance. All estimations are based on measurements, obtained by applying:

- Methods for road events detection, based on dynamic variables.
- Methods for road potential events classification, based on dynamic variables independent and dependent of the drivers' behavior.

For measurements, a measurement system with two accelerometers, a GPS device, a data acquisition card and a laptop was used.

The system was implemented in a geographic information system and evaluated on Mexico City roads. Maps of roads with events classified location were developed.

Unlike of most of developed works in literature, in this work the variables dependent of drivers' behavior were studied (speed and acceleration of vehicle); furthermore, classification techniques that allow parallel data processing were used (fuzzy logic, neural networks) thus allowing fast algorithm execution.

Agradecimientos

El análisis objetivo muestra inmediatamente que la magnitud del aporte resultante hubiese sido imposible sin la participación de personas e instituciones que han facilitado las cosas para que este trabajo llegue a un feliz término. Debido a ello, es para mí un verdadero placer utilizar este espacio para ser justo y consecuente con ellas, expresándoles mis agradecimientos.

A mi familia y amigos.
El agradecimiento más profundo y sentido va para mis familiares y amigos. Sin su apoyo, colaboración e inspiración habría sido imposible llevar a cabo esta dura empresa.

A mi padre
Por su ejemplo de lucha y honestidad, su esfuerzo y dedicación a nuestra familia y todo lo que gire alrededor de ella. Por ser mi ejemplo y guía. Por brindarme su amistad y comprensión.

A mi madre
Por su apoyo incondicional en todo, por estar al pendiente en las buenas y en las malas. Por brindarme amor y amistad en todo momento, y ayudarme a resolver problemas de distinta índole. Por haber inculcado en mí el valor del estudio y la dedicación.

A mis hermanas
Por creer en mí y servir de consuelo en situaciones adversas. Por brindarme su amor y amistad. A mi hermana Yoa por su tenacidad y superación, y a mi hermana Alexa por su paciencia y generosidad.

A mis profesores
Debo agradecer de manera especial y sincera a mis asesores: el Dr. José Juan Carbajal Hernández, el Dr. Sergio Suárez Guerra, el Dr. Oleksiy Pogrebnyak, el Dr. José de Jesús Medel Juárez y el M. en C. Pablo Manrique Ramírez por su guía, apoyo y paciencia durante mi estadía; y en especial al Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández por aceptarme para realizar esta tesis bajo su dirección. Su apoyo y confianza en mi trabajo y su capacidad para guiar mis ideas ha sido un aporte invaluable, no solamente en el desarrollo de esta tesis, sino también en mi formación.

Al Centro de Investigación en Computación
Por darme la oportunidad de formar parte de su colectivo y brindarme todo el apoyo con el material requerido para el desarrollo de este trabajo.

Índice

Resumen I

Abstract II

Agradecimientos III

Índice IV

Índice de figuras VIII

Índice de tablas XI

Glosario XII

1. Introducción 1

1.1 Motivación y antecedentes 1

1.2 Problemas a resolver 2

1.3 Alcance 3

1.4 Hipótesis 3

1.5 Objetivos 4

1.5.1 Objetivo general 4

1.5.2 Objetivos específicos 4

1.6 Contribuciones del trabajo 4

1.7 Valor práctico 4

1.8 Metodología y desarrollo de la investigación 5

1.9 Estructura de la tesis 6

2. Estado del arte 7

2.1 Fallas en el pavimento 7

2.1.1 Tipos de fallas 8

2.1.2 Fallas más comunes 9

2.2 Normatividad 10

2.3 Instrumentación de vibraciones 11

2.4 Analizador de vibraciones 12

2.5 Instrumentos digitales y virtuales 13

2.5 Metodologías utilizadas para la detección de fallas 14
2.5.1 Introducción 14
2.5.2 Métodos basados en el procesamiento de vibraciones 15
2.5.3 Reconstrucción 3D 21
2.5.4 Métodos basados en visión artificial 29
3. Marco teórico 35
3.1 Introducción 35
3.2 Vibraciones mecánicas 37
3.2.1 Partes de un sistema vibratorio 38
3.2.2 Medios físicos 38
3.2.3 Clasificación de las vibraciones 39
3.3 Análisis de vibraciones aleatorias 41
3.4 Transformada de Fourier discreta 48
3.5 Modelo autoregresivo 48
3.6 Extracción de parámetros y reconocimiento de patrones 51
3.7 Lógica difusa 52
3.7.1 Conjuntos difusos 52
3.7.2 Sistemas basados en lógica difusa 53
3.7.3 Implementación de sistemas basados en lógica difusa 53
3.7.4 Establecimiento del sistema 54
3.8 Redes neuronales artificiales 56
3.8.1 Perceptrón multicapa 57
4. Diseño e implementación del sistema de medición 58
4.1 Diseño del sistema de medición 58
4.1.1 Selección del vehículo 59
4.1.2 Acelerómetro 60
4.1.3 Dispositivo GPS 62
4.1.4 Tarjeta de adquisición de datos 64
4.1.5 Requerimientos sobre la frecuencia de muestreo 66
5. Análisis de datos 67
5.1 Eventos 67
5.2 Valor RMS 67

5.3 Factor de cresta 68
5.4 Energía de la señal 69
5.5 Velocidad y aceleración del vehículo 69
5.7 Decaimiento de las vibraciones 71
5.6 Espectro en frecuencia 71
5.7 Modelo autoregresivo 72
5.8 Localización de eventos 73
6. Reconocimiento de patrones 77
6.1 Definición del espacio de trabajo 77
6.2 Metodología 77
6.3 Corpus de eventos 78
6.4 Algoritmos usados para extracción de características 78
6.5 Red neuronal 80
6.6 Clasificador difuso 82
6.6.1 Análisis estadístico 84
6.6.2 Modelado difuso 85
6.7 Restricciones de tiempo 88
6.7.1 Descripción de las actividades 88
6.7.2 Tiempo requerido por las actividades 90
6.7.3 División de actividades 91
6.7.4 Diagramas de tiempo 92
7. Resultados y discusión 95
7.1 Redes neuronales artificiales 95
7.2 Clasificador difuso basado en análisis estadístico 96
7.3 Clasificador difuso resultante del proceso de modelado difuso 97
7.4 Discusión 100
8. Conclusiones y trabajo futuro 103
Trabajo futuro 105
Referencias 106
Anexos 110
Anexo A - Características de los dispositivos del sistema de medición 110

Anexo B – Programas usados para analizar las señales 115
Anexo C – Programas usados para la clasificación de las señales 116

Índice de figuras

Fig. 2.1 Pavimento flexible. 8

Fig. 2.2. Pavimento rígido. 8

Fig. 2.3. Esquema de un instrumento de medición. 12

Fig. 2.4. Clasificación de los métodos de detección de fallas. 15

Fig. 2.5. Sistema propuesto para medir anomalías en el pavimento. 15

Fig. 2.6. Ejemplo de mediciones hechas con el sistema: a) Muestra aleatoria; b) Pavimento en buen estado; c) Pavimento en mal estado. 16

Fig. 2.7. Sistema de medición BusNet. 17

Fig. 2.8. a) Sistema de recolección de datos, b) Datos arrojados por el acelerómetro. 18

Fig. 2.9. Sistema propuesto. 18

Fig. 2.10. Algoritmo de detección de anomalías. 19

Fig. 2.11. Mapeo de anomalías en la ciudad de Boston. 19

Fig. 2.12. Algoritmo utilizado para la detección de baches. 21

Fig. 2.13. Características del bache obtenidas por el procesamiento de éste: a) Profundidad, b) Densidad. 22

Fig. 2.14. Sistema para la calibración del sistema. 23

Fig. 2.15. Mapeo obtenido con el sistema. 23

Fig. 2.16. Algoritmo de estéreo visión. 24

Fig. 2.17. Reconstrucción 3D. 24

Fig. 2.18. Sistema propuesto. 25

Fig. 2.19. Reconstrucción 3D utilizando estéreo visión. 26

Fig. 2.20. Sistema basado en sensor Kinect. 27

Fig. 2.21. Algoritmo para reconocimiento de baches. 27

Fig. 2.22. Reconstrucción resultante del procesamiento con Kinect. 28

Fig. 2.23. Procesamiento de imagen a) Original, b) Imagen binaria, c) Dilatación morfológica, d) Región match resultante de extracción de forma, e) Región restante resultante de extracción de forma. 29

Fig. 2.24. Vehículo usado para experimentación. 30

Fig. 2.25. Sistema propuesto. 31

Fig. 2.26. Reconstrucción lograda; a) Reconstrucción 3D, b) Densidad de puntos, c) Modelo de textura por mallado de Poisson, e) Ancho detectado, f) Profundidad detectada. 31

Fig. 2.27. Resultado del algoritmo de extracción vertical y horizontal. 33

Fig. 3.1. Acelerómetros IEPE. 39

Fig. 3.2. Esquema de clasificación típica de señales. 39

Fig. 3.3. Representación de puntos a) Sin relación alguna, b) Con cierta relación y c) Relacionados perfectamente. 44

Fig. 3.4. Estructura de un clasificador de patrones general. 52

Fig. 3.5. Esquema de proceso de diseño para un sistema basado en lógica difusa. 54

Fig. 4.1. Arquitectura del sistema de mediciones. 59

Fig. 4.2. Vehículo compacto utilizado en el trabajo de investigación. 59

Fig. 4.3. Suspensión a) Delantera y b) Trasera del VW Gol. 60

Fig. 4.4. Variación de la señal del acelerómetro (eje vertical) con respecto al punto de posicionamiento en a) Asiento, b) Chasis y c) Tablero. 61

Fig. 4.5. GLO Bluetooth Garmin. 62

Fig. 4.6. Tarjeta de adquisición de datos NI-USB9233. 65

Fig. 4.7. Espectro en frecuencia de señal de vibración de un evento. 66

Fig. 5.1. Factor de cresta y valor RMS para un evento. 68

Fig. 5.2. Espectro en frecuencia de una anomalía. 72

Fig. 5.3. Espectro en frecuencia de un evento planificado. 72

Fig. 5.4. Despliegue en una instancia de Google Maps de la sentencia del GPS. 74

Fig. 5.5. Algoritmo de conversión de datos. 75

Fig. 5.6. Reconocimiento del estado de vialidades al sur del Valle de México. 76

Fig. 6.1. Movimientos generados por a) Tope, y b) Bache. 79

Fig. 6.2. Vector del patrón para clasificar eventos. 80

Fig. 6.3. Arquitectura general del clasificador basado en redes neuronales. 81

Fig. 6.4. Conjunto de patrones utilizados. 81

Fig. 6.5. Arquitectura de la red neuronal utilizada para la clasificación de eventos. 82

Fig. 6.6. Arquitectura general del sistema de clasificación difusa. 83

Fig. 6.7. Definiciones de las funciones de membresía para cada parámetro difuso a) Decaimiento de las vibraciones, b) Energía de la señal, c) Velocidad y d) Aceleración. 85

Fig. 6.8. Reconocimiento de eventos. 92

Fig. 6.9. Reconocimiento de patrones 1. 93

Fig. 6.10 Reconocimiento de patrones 2. 93

Fig. 6.11. Post-procesamiento de datos. 93

Fig. 6.12. Funcionamiento del sistema. 94

Fig. 7.1. Porcentaje de asertividad acorde al número de neuronas. 95

Fig. 7.2. Diagramas de dispersión de las variables.....96

Fig. 7.3. Porcentaje de asertividad de acuerdo al número de reglas. 98

Fig. 7.4. Funciones de membresía del clasificador difuso de cuatro reglas para a) Decaimiento de vibración, b) Energía, c) Velocidad y d) Aceleración. 99

Fig. 7.5. Comparativo de tasas de clasificación estudiadas. 100

Fig. 7.6. Esquema de trabajo paralelo de los algoritmos propuestos. 101

Fig. 7.7. Esquema de trabajo serie de los algoritmos reportados en la literatura. 101

Fig. 7.8. Desempeño de los algoritmos usados en el trabajo y en la literatura. 102

Fig. A. 1. Panel frontal del programa para adquirir señales. 110

Fig. A. 2. Panel frontal del programa para adquirir la localización por medio del dispositivo GPS. 110

Fig. A. 3. Panel frontal del programa para recortar señales. 111

Fig. A. 4. Especificaciones del acelerómetro Honeywell MA11. 112

Fig. A. 5. Especificaciones del dispositivo GPS GARMIN GLONASS. 113

Fig. A. 6. Especificaciones de la tarjeta NI USB-9233. 114

Fig. B.1 a. Panel frontal del programa para analizar señales (seleccionar la señal a analizar). 115

Fig. B.1 b. Panel frontal del programa para analizar señales (señal seleccionada). 115

Fig. C. 1. Panel frontal del programa para obtener el análisis estadístico de las características de las señales. 116

Fig. C. 2. Panel frontal del programa para obtener relaciones entre las características en 2D. 116

Fig. C. 3. Panel frontal del programa para obtener relaciones entre las características en 3D. 117

Fig. C. 4. Panel frontal del programa para evaluar y corregir los clasificadores. 117

Fig. C. 5. Panel frontal del programa para evaluar el sistema. 117

Índice de tablas

Tabla 2.1. Normatividad internacional concerniente al desarrollo del proyecto. 11

Tabla 2.2. Sistemas basados en vibraciones. 20

Tabla 2.3. Métodos basados en reconstrucción 3D. 28

Tabla 2.4. Métodos basados en visión artificial. 33

Tabla 4.1. Características generales del acelerómetro MA11. 60

Tabla 4.2. Datos que emite el GPS a través de la etiqueta $GPRMC. 64

Tabla 6.1. Resultados del análisis de factor de cresta en eventos. 78

Tabla 6.2. Resultados del análisis de energía en el eje transversal del vehículo. 79

Tabla 6.3. Resultados del análisis de velocidad y aceleración promedio del vehículo al transitar sobre eventos. 80

Tabla 6.4. Distribución de eventos usados en el análisis estadístico. 84

Tabla 6.5. Tiempo requerido por las actividades. 91

Tabla 7.1. Tasa de clasificación correcta de cada variable. 96

Tabla 7.2. Distribución de eventos usados en el proceso de modelado difuso. 97

Tabla 7.3. Parámetros usados en los algoritmos de generación de reglas e identificación de parámetros. 98

Glosario

Aceleración	Variación de la velocidad por unidad de tiempo de un cuerpo en movimiento.
Acelerómetro	Elemento transductor que es sujetado firmemente a la superficie que vibra y convierte el movimiento mecánico en una señal eléctrica equivalente.
ADC	Conversor analógico-digital
Analizador de señal	Instrumento que permite medir variables eléctricas separándolas en componentes de diferentes frecuencias, incluye filtros analógicos y/o digitales para realizar la separación de la señal temporal en sus diferentes componentes en el dominio de la frecuencia.
Anomalía	Clase constituida por fallas en el pavimento.
Backpropagation	Algoritmo de entrenamiento para redes neuronales multicapa. Usa una metodología de aprendizaje de gradiente descendiente para actualizar los pesos a través de la topología.
Banda	Intervalo de frecuencia
Clúster	Usado para definir al conjunto de reglas antes de delimitarlo (durante el proceso de entrenamiento difuso).
Condiciones normales	Situación de operación estable, misma que se determina a través del comportamiento de variables tales como el ritmo de operación y producción, número de máquinas y equipos en operación ordinaria, programa de mantenimiento, demanda de productos o subproductos que en su caso representen una jornada laboral de trabajo o un día ordinario de actividades.
Época	Ciclo en el que se adquieren y procesan por completo los datos de entrada a una red neuronal durante su entrenamiento.
Elementos construidos	Clase constituida por eventos propios de las calles construidos para reducir la velocidad de los vehículos (topes).
Evento	Sucesos reconocidos por el transitar de un vehículo en vialidades, externo a la superficie lisa, del cual se llevará a cabo su clasificación.
FFT	*Fast Fourier Transform* – Transformada rápida de Fourier.
Frecuencia (f)	Inverso del período de una señal. Se mide en ciclos por segundo o Hertz (Hz).
Fuente emisora (G)	Aquellas fuentes que emitan de forma continua o discontinua vibraciones mecánicas.
ISO	*Gravedad*
LABVIEW™	Organización Internacional para la Estandarización.
	Laboratory *Virtual Instrument Engineering Workbench*. Entorno de programación gráfica. Útil en la integración de hardware y software para instrumentación virtual.

MATLAB	*Matrix Laboratory*.
Muestreo	Operación de crear una secuencia de números o muestras, a partir de una señal analógica en la que cada valor equivale a la magnitud de la misma en un instante de tiempo.
Rango dinámico	Término usado para describir la relación entre el valor más pequeño y el valor más grande posible de una cavidad variable.
RMS	Valor efectivo de una señal.
RNA	Red Neuronal Artificial.
Topología	Estructura en la que las neuronas son conectadas en una red neuronal artificial.
Transductor	Dispositivo empleado para transformar un tipo de energía en otro.
Velocidad	Magnitud física que representa el espacio recorrido en una unidad de tiempo (m/s).
Vibración	Variación, con respecto al tiempo, de la amplitud de una onda (desplazamiento, velocidad y aceleración) que describe el movimiento o posición de un sistema mecánico, cuando la amplitud es alternativamente mayor y menor a algún valor promedio o referencia.
Vibración aleatoria	Vibración que no puede predecirse en ningún instante de tiempo.
TSK	Modelo difuso Takagi-Sugeno-Kang.

1. Introducción

1.1 Motivación y antecedentes

Actualmente, las malas condiciones de los caminos afectan en el desarrollo económico de los países por que impactan de manera directa el bienestar social. Debido a ello, el monitoreo de la calidad de las vialidades se ha convertido en un factor de gran importancia en la infraestructura de los países, ya que es útil para una adecuada planeación del mantenimiento.

Por otro lado, se requiere proveer de información a conductores sobre malas condiciones de las vialidades; este hecho es de gran importancia sobre todo cuando se tienen condiciones con poca visibilidad como ocurre durante tormentas, en las noches o en zonas con neblina. Esto ayuda a hacer los sistemas de transporte más seguros, eficientes y confortables (Mohan, 2008).

Como es bien sabido, la eficiencia en el traslado en términos de consumo de combustible y de autopartes y emisiones de CO_2 se ve también afectado por la calidad de las vialidades de acuerdo a la literatura (Bendtsen, 2004; Zaabar, 2011). El consumo de combustible es debido a los cambios en la aceleración del vehículo necesarios para aumentar velocidad después de un evento de frenado debido a topes o baches. El consumo de autopartes se debe al transitar del vehículo a través de baches y topes; siendo más específicos la mayor parte de ellas son de los sistemas de frenado y suspensión.

El mantener las vialidades en buenas condiciones es una tarea difícil debido a los factores climáticos cambiantes y la carga de tráfico poco predecible en periodos de tiempo muy cortos.

Acorde a estos argumentos, las condiciones de las redes de vialidades deben ser monitoreadas de manera continua. En los últimos años se han hecho grandes esfuerzos desarrollado nuevas tecnologías que detectan de manera automática eventos que alteran

el estado de las vialidades, contribuyendo al mejoramiento de vialidades y eficiencia de traslado en las vialidades mediante la atención inmediata de dichas anomalías. Una de las tecnologías que permite un sistema de bajo costo y ha reportado obtener buenos resultados es el medir las vibraciones mediante el uso de acelerómetros.

La vibración es un agente o fenómeno físico complejo que puede producir diversidad de efectos nocivos sobre el cuerpo humano que van desde sensación de incomodidad o molestia hasta efectos en tejidos blandos y sistema circulatorio. Las vibraciones también pueden influir en la capacidad de ejecución de tareas o representar un riesgo para la salud o la seguridad de las personas. La mala condición de las vialidades provocada por fallas en las vialidades es una fuente de vibraciones a las que las personas están expuestas de manera continua, por lo que deben de reducirse.

Las vibraciones mecánicas pueden medirse en todos los ámbitos donde sean producidas siendo relevantes aquellas situaciones donde exista exposición humana, (para fines de salud y legislaciones) ya sea por maquinaria (sistemas HVAC, bombas, compresores, ascensores, etc.), vehículos (tierra, mar y aire), actividades (industriales, ocio, domésticas) y vibraciones estructurales en edificios.

1.2 Problemas a resolver

Los problemas que se establecen en este trabajo son:

1. Mala planeación debido a la falta de información para el mantenimiento de las vialidades.
2. Carencia de sistemas computacionales que desplieguen de forma automatizada información sobre el estado de las vialidades.
3. Los sistemas desarrollados en el extranjero se enfocan solo en encontrar anomalías en el pavimento, no considerando los elementos construidos para la reducción de velocidad.

1.3 Alcance

- Debido a la complejidad que implica caracterizar los eventos detectados por el transitar de un vehículo a través de las vialidades, el trabajo se limita a identificar y clasificarlos en elementos construidos o anomalías en el pavimento. Cabe aclarar que se estudiaron únicamente si eran relevantes: fallas de tipo deformación y desintegración en grados avanzados (mayores a 15 cm) y elementos construidos de más de 15 cm de altura.
- Las condiciones del pavimento (humedad, porosidad) son las existentes en las áreas cercanas a los puntos de medición, en las fechas en que se realizaron los experimentos.
- Se consideran las vibraciones emitidas por el motor y las partes mecánicas del vehículo como mínimas, y que no afectan el resultado de los experimentos. Esto se determinó mediante experimentos en condiciones en estado de reposo y un estudio del comportamiento circulando en tramos con superficie plana.

1.4 Hipótesis

A partir de mediciones realizadas en tiempo real de las vibraciones, generadas por el transitar de un vehículo a través de una vialidad, de su velocidad y aceleración; obtenidos mediante un par de acelerómetros uniaxiales y un dispositivo GPS:

1. Se pueden identificar y clasificar eventos en elementos construidos para la reducción de velocidad y anomalías del pavimento.
2. Asignarles una geolocalización con una exactitud en un círculo de radio de 3 metros máximo.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Desarrollar un sistema computacional para detectar anomalías en vías urbanas con base en vibraciones mecánicas, para facilitar la planificación del mantenimiento de las vialidades.

1.5.2 Objetivos específicos

1. Diseñar el sistema de medición de vibraciones.
2. Seleccionar los vehículos automotores y los puntos de medición.
3. Determinar el método de medición de las vibraciones y realizar su análisis.
4. Diseño del modelo computacional.
5. Realizar pruebas de campo.
6. Evaluar y discutir los resultados.

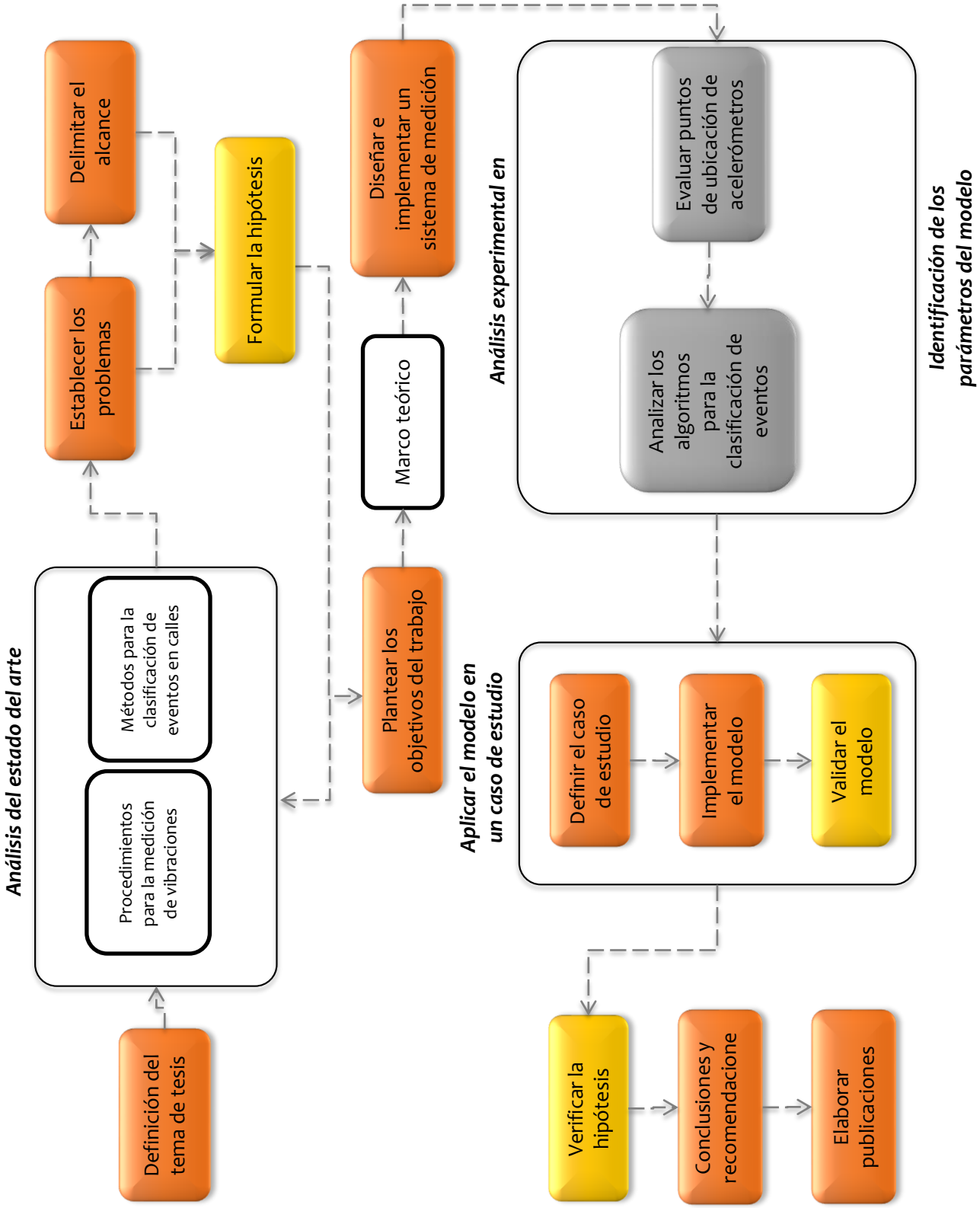
1.6 Contribuciones del trabajo

1. Se desarrolla un sistema computacional, con base en vibraciones, para detectar y clasificar eventos provocados por topes y anomalías, cuando los vehículos transitan por las vialidades urbanas.
2. Se presentan mapas georeferenciados con los eventos reconocidos en el pavimento de vialidades urbanas.

1.7 Valor práctico

El trabajo realizado se considera parte de un área de investigación científico tecnológica, en desarrollo a nivel mundial. Los resultados arrojados pueden ser aplicados mediante proyectos de innovación y transferencia de tecnología.

1.8 Metodología y desarrollo de la investigación



1.9 Estructura de la tesis

La tesis se encuentra constituida por las siguientes secciones:

Capítulo 2.Estado del arte. Esta sección presenta la definición de los eventos que se trataron en el trabajo, las normas y estándares que se utilizaron para el desarrollo del sistema y los principales estudios que se han desarrollado bajo el mismo tema.

Capítulo 3.Marco teórico. Esta sección define los principales fundamentos teóricos que se utilizaron en el desarrollo del trabajo.

Capítulo 4. Diseño e implementación del sistema. Esta sección describe la arquitectura del sistema de medición usado en los experimentos, así como los dispositivos que lo conforman.

Capítulo 5. Análisis de datos. Esta sección define los algoritmos que se utilizaron para llevar a cabo la caracterización de los eventos.

Capítulo 6. Reconocimiento de patrones y clasificación. Esta sección presenta la forma en la que se utilizaron los algoritmos y el tratamiento que se le dio a estos. Posteriormente expone los modelos de clasificación que fueron utilizados.

Capítulo 7. Resultados y discusiones. Esta sección muestra los principales resultados de la evaluación del sistema, además de que muestra los comparativos que se hicieron con otros algoritmos que se han propuesto.

Capítulo 8. Conclusiones y trabajo futuro. Esta sección muestra las conclusiones a las que se llegaron al finalizar el trabajo, además de plantea algunas adecuaciones y sistemas que pueden ser agregados.

2. Estado del arte

Esta sección expone el estudio realizado sobre las principales fuentes bibliográficas que abordan las temáticas relacionadas con la medición de vibraciones y clasificación de eventos para detección de anomalías en las vialidades.

2.1 Fallas en el pavimento

De acuerdo a la literatura (UNAM, 2010), el pavimento es la superficie de rodamiento para los distintos tipos de vehículos, formada por el agrupamiento de capas de distintos materiales destinados a distribuir y transmitir las cargas aplicadas por el tránsito al cuerpo de terraplén. Existen dos tipos de pavimentos: los pavimentos flexibles (asfalto) y los rígidos (hidráulicos). La principal diferencia entre estos tipos de pavimentos es la resistencia que presentan a la flexión.

El pavimento flexible es una estructura formada por las capas que se muestran en la Fig. 2.1, con la finalidad de cumplir los siguientes propósitos:

- Soportar y transmitir cargas
- Ser impermeable
- Soportar el desgaste producido por el tránsito y el clima
- Mantener una superficie cómoda y segura
- Mantener un grado de flexibilidad para cubrir los asentamientos de capas inferiores

Fig. 2.1 Pavimento flexible.

Los pavimentos rígidos se conforman por una sub-base y por una losa de concreto hidráulico (Fig. 2.2), la cual tiene una alta resistencia a la flexión. Los esfuerzos de flexión y compresión en este tipo de pavimento se ven altamente afectados por los esfuerzos que se generar por concepto de temperatura y algunas otras condiciones climatológicas.

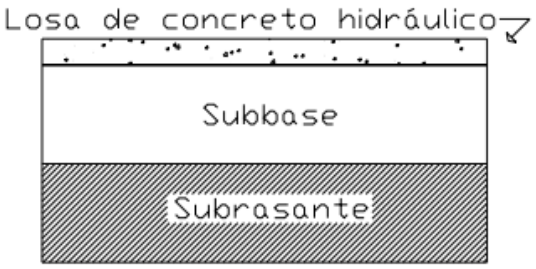


Fig. 2.2. Pavimento rígido.

2.1.1 Tipos de fallas

Se define como falla a las condiciones que se presentan en el pavimento cuando este pierde las características de servicio para las que fue diseñado.

Falla Estructural. Es una deficiencia del pavimento que ocasiona una reducción en la capacidad de carga de éste. En su etapa avanzada, se manifiesta en la obstrucción de pavimento.

Falla Funcional. Consiste en deficiencias superficiales del pavimento asociadas con el índice de servicio, que afectan la capacidad del camino en proporcionar un tránsito cómodo y seguro.

Las fallas se originan por acciones que ejercen directa o indirectamente los siguientes factores: repetición de carga, agentes del clima y el peso propio de las capas en las que se constituyen. Las fallas se inician o producen en los puntos débiles o deficientes de alguna de las partes fundamentales de la estructura general de la carretera.

2.1.2 Fallas más comunes

Los tres principales tipos de daños en un pavimento flexible son: el agrietamiento, la distorsión y la desintegración.

Agrietamiento

Dentro del agrietamiento, existen diferentes clasificaciones, las cuales son:

Grietas de piel de cocodrilo: grietas interconectadas que forman una serie de pequeños bloques de pavimento. Es causada por cargas excesivas sobre una capa.

Bacheo superficial o temporal: se refiere a las grietas de más de 3mm de largo.

Grietas longitudinales: aparecen a 30 cm del borde del pavimento. Estas grietas se acompañan de grietas transversales que se extienden. Son causadas por la falta de soporte lateral, o por el asentamiento o desplazamiento del material debajo de la capa.

Grietas longitudinales en el centro: aparecen en el centro del camino en determinados tramos, debido a la debilidad de la junta entre las capas contiguas de pavimento.

Grietas de reflexión: estas grietas son un reflejo en las carpetas asfálticas de la configuración de las grietas de la estructura del pavimento de cualquier capa.

Grietas de contracción o encogimiento: se interconectan formando grandes bloques de grietas. Son ocasionadas por cambio de volumen.

Grietas de desplazamiento: son grietas en forma parabólica orientadas en dirección del empuje de las ruedas sobre la carpeta. Ocasionadas por falta de adherencia debida a polvo, aceite, agua o algún otro material no adhesivo.

Distorsiones o deformaciones

Estas se clasifican en:

Roderas (mara de rueda): son depresiones que se forman en el pavimento por las huellas en las ruedas. Se ocasionan por la consolidación o movimiento lateral debido al tránsito de una o más capas inferiores.

Crestas en la superficie: ondulación en forma de cresta transversal en la superficie, formadas por movimientos plásticos del pavimento.

Hundimiento: son áreas de tamaño reducido acompañado o no de agrietamiento. Estos provocan estancamientos de agua.

Levantamiento o hinchamiento: se debe a la saturación de agua en alguna capa de la estructura del pavimento. Son suelos expansivos que al penetrar la humedad tiende a levantarse el parea afectada.

Desintegraciones.

Son la rotura en pequeños fragmentos sueltos del pavimento y la desintegración de las partículas del agregado.

Baches y calaveras: son cavidades de tamaños y formas diferentes que se producen en un pavimento debido a una desintegración localizada. Son causados en zonas débiles del pavimento por falta de asfalto, falta de espesores, etc.

2.2 Normatividad

A través de muchos años de investigación se han desarrollado métodos de medición y evaluación de vibraciones, muchos de los cuales se encuentran recopilados en las normas internacionales que engloban lo más reciente del estado del arte en este campo y a partir

de las que se derivan la mayoría de los procedimientos locales, entre ellos variantes como las Normas Mexicanas actuales. Se ha adoptado el valor cuadrático medio de la aceleración de la vibración cómo indicador principal de la medición.

Es amplia la normatividad en cuanto a la medición y evaluación de vibraciones mecánica en diversos ámbitos. En la Tabla 2.1 se muestra la normatividad internacional relevante para la medición de vibraciones en nuestro estudio.

Tabla 2.1. Normatividad internacional concerniente al desarrollo del proyecto.

Área de interés	Descripción	
Instrumentación	ISO 8041:2005	Respuesta vibraciones–Instrumentación de medición
Evaluación de vibración	ISO 10816-1	Vibración mecánica – Evaluación de la vibración mediante medidas en partes no rotativas. Generalidades.

Además de los métodos y procedimientos, estas normas indican los intervalos de frecuencia de interés y las ponderaciones en frecuencia.

Cabe hacer notar que la última norma señalada, ISO 8041, indica los requisitos para el diseño de un medidor de vibraciones, mismos que se usarán para el diseño del sistema propuesto.

2.3 Instrumentación de vibraciones

La medición de cualquier fenómeno físico es esencial para observar y realizar pruebas científicas e investigaciones tecnológicas. Es tan fundamental e importante que se puede decir que la ciencia en general depende de ella. Los instrumentos de medición son desarrollados para recopilar y monitorear variables físicas y convertirlas en salidas que puedan ser interpretadas.

Un instrumento se puede dividir en elementos funcionales más pequeños, como se muestra en la Fig. 2.3.

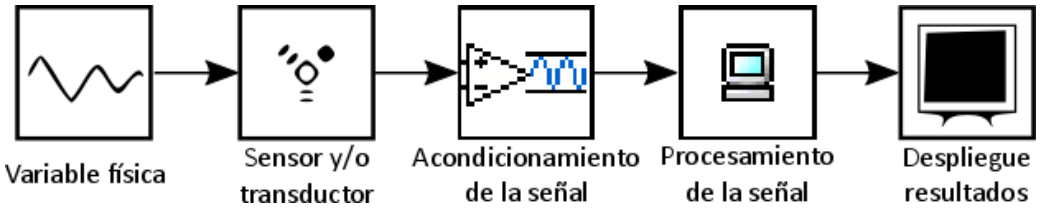


Fig. 2.3. Esquema de un instrumento de medición.

En los últimos años, el rápido crecimiento de la electrónica y microelectrónica han hecho posible un rápido crecimiento en el campo de la instrumentación, con el desarrollo de técnicas, arquitecturas distribuidas y estándares enfocados a mejorar el desempeño. En la actualidad, el diseño de la instrumentación para cualquier rama requiere de actividades multidisciplinarias actualizadas para satisfacer las necesidades del mercado en cuestión. Se deben considerar factores como la simplicidad, la apariencia, portabilidad, facilidad y flexibilidad de uso y requisitos de mantenimiento.

Los instrumentos de medición pueden ser analógicos o digitales, la combinación de ambos, o virtuales. Actualmente la gran mayoría de los equipos de medición que se diseñan son digitales debido a las ventajas que ofrecen, seguido de cerca por el desarrollo de instrumentación virtual; encontrándose en constante desarrollo. En ambos tipos, las señales eléctricas de entrada son acondicionadas mediante circuitos analógicos y posteriormente convertidas a formato digital para su procesamiento.

2.4 Analizador de vibraciones

De manera general, un instrumento para medir vibraciones se llama vibrómetro, mientras que un instrumento o sistema que además está diseñado para realizar otro tipo de análisis y procesamiento de datos, por ejemplo análisis en frecuencia en conjunto con otras características útiles como almacenamiento y registro, es usualmente llamado “analizador de vibraciones”.

El primer analizador de vibraciones fue el cerebro humano acoplado a los sentidos del tacto y oído, y aún en nuestros días puede ser el mejor si está entrenado apropiadamente. Se convierte en un reto inevitable desarrollar y fabricar sistemas de igual adaptabilidad

mediante herramientas modernas para la medición y análisis de vibraciones mecánicas, industriales en maquinaria.

Los primeros medidores de vibración fueron introducidos en la década de 1950, y básicamente medían el nivel total de la vibración, ya fuera en unidades de desplazamiento o de velocidad. Posteriormente, se añadieron filtros analógicos sintonizables para discriminar y/o seleccionar entre distintas componentes de frecuencia y de esta forma producir un espectro de frecuencia de la vibración.

En la década de 1970, el nacimiento de las computadoras personales y el avance en el procesamiento digital de señales, llevaron a la creación de los primeros analizadores FFT, que de manera rápida calculaban el espectro en frecuencias a partir de una señal de vibración grabada. Dichos analizadores eran grandes y pesaban alrededor de 35 kg, por lo que su uso fue más conveniente como instrumentación de laboratorio que cómo de unidades portátiles para uso en campo.

La década de 1980 fue la época de los microprocesadores en chip de silicio que dio paso, entre otros, a los primeros analizadores digitales de señal verdaderamente portátiles. Es este dispositivo con capacidades de almacenamiento y de registro de datos y anotaciones de manera ordenada, el que ha revolucionado la aplicación de los análisis de vibraciones en diversos campos, principalmente el monitoreo de maquinaria, entre otros no menos importantes como vibraciones en estructuras, en edificios o en medios de transporte.

El desarrollo actual de los analizadores de vibración va de la mano con el desarrollo de programas computacionales diseñados para la gestión y análisis de los datos. El desarrollo continúa en crecimiento, teniendo al presente trabajo como un ejemplo de ello.

2.5 Instrumentos digitales y virtuales

Un instrumento digital se caracteriza por sus capacidades para realizar operaciones matemáticas de gran magnitud así como el almacenamiento y transmisión de datos.

En los instrumentos virtuales (VIs), el uso de técnicas digitales, software y computadoras reemplazan las capacidades de procesamiento y de despliegue de datos de la mayoría de la instrumentación tradicional. Para esta modalidad de instrumentación se utilizan tarjetas de

adquisición de datos (DAQ), tarjetas PC y dispositivos de entrada / salida para conectar los sensores y transductores del sistema a una computadora. Una vez que el sistema está debidamente interconectado para todos sus componentes, la computadora puede ser programada para actuar como un instrumento de medición, pero ofreciendo los beneficios adicionales de flexibilidad en el procesamiento, despliegue y almacenamiento de los datos. En este sentido, LabVIEW™ es una herramienta de programación gráfica para pruebas, control y diseño para el desarrollo de instrumentos virtuales. Existen otros sistemas en el mercado para desarrollo y aplicaciones de este tipo. Actualmente se encuentra disponible la versión LabVIEW™ 2011, misma que se utilizó para realizar el sistema descrito en este proyecto.

2.5 Metodologías utilizadas para la detección de fallas

2.5.1 Introducción

Siendo uno de los principales tipos de anomalías en el pavimento a nivel mundial, los baches se han convertido en un indicativo fundamental para la detección del deterioro o defecto estructural de la carpeta asfáltica; por ello la detección de éstos se convierte en un hecho relevante como parte de una estrategia para el mantenimiento y rehabilitación de las vías utilizadas para la transportación de vehículos terrestres.

Una forma de llevar a cabo esta tarea es mediante la detección y evaluación manual; tarea que suele consumir demasiado tiempo y recursos económicos. Debido a ello, en los últimos años se ha intensificado la investigación y el desarrollo de tecnología para poder llevar a cabo esta la detección y evaluación de manera automática; y así conseguir una metodología de evaluación del estado de las vías de transportación terrestres de manera eficiente.

Las principales metodologías utilizadas para la detección de fallas se pueden clasificar en tres grupos: métodos basados en la detección de vibraciones, reconstrucción de terreno 3D y métodos basados en visión artificial; esta clasificación se puede observar en la Fig. 2.4.

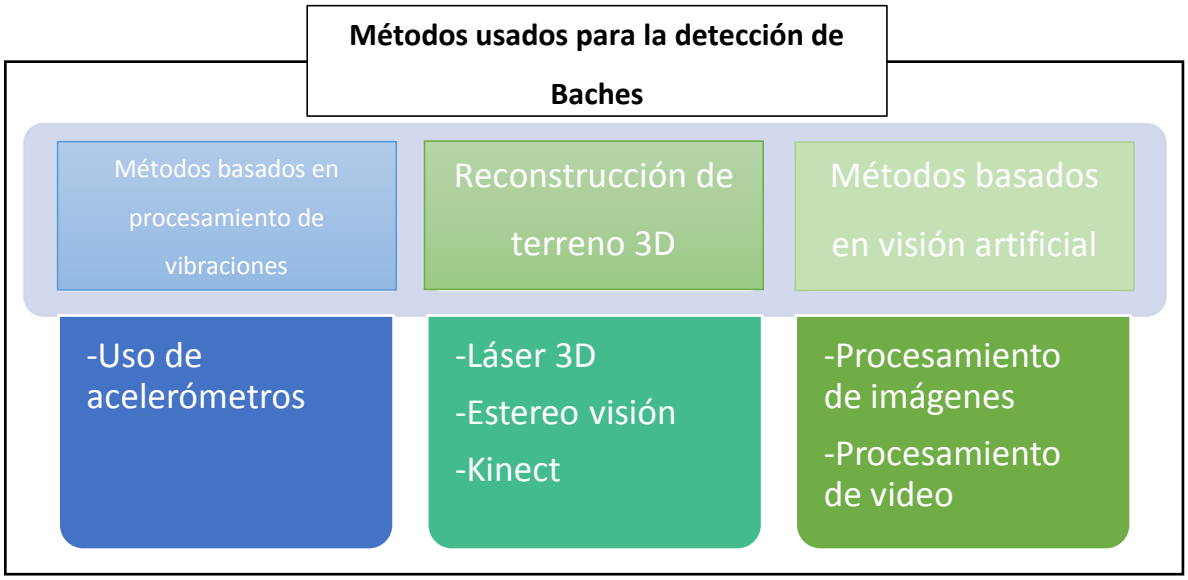


Fig. 2.4. Clasificación de los métodos de detección de fallas.

2.5.2 Métodos basados en el procesamiento de vibraciones

Yu y Yu propusieron el uso de hardware de adquisición de datos para el desarrollo de un sistema de detección de baches basado en procesamiento de vibraciones para una evaluación preliminar de la condición del pavimento (Yu & Yu, 2006). Anomalías en el pavimento como fracturas o baches se medían con acelerómetros montados en el auto, el cual las detectaba de acuerdo al impacto que tenían en el vehículo, con un sistema como el que se muestra en la Fig. 2.5.

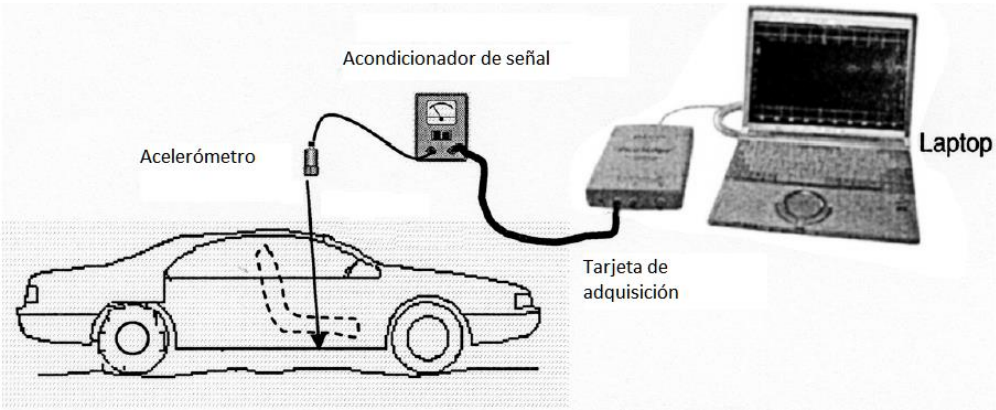


Fig. 2.5. Sistema propuesto para medir anomalías en el pavimento.

Nota Fuente: Adaptado de (Yu & Yu, 2006).

Ellos propusieron que la condición del pavimento se puede estimar mediante las respuestas del vehículo cuando transita a través de las vías de transportación terrestre, en la Fig. 2.6 se muestra un ejemplo de ello.

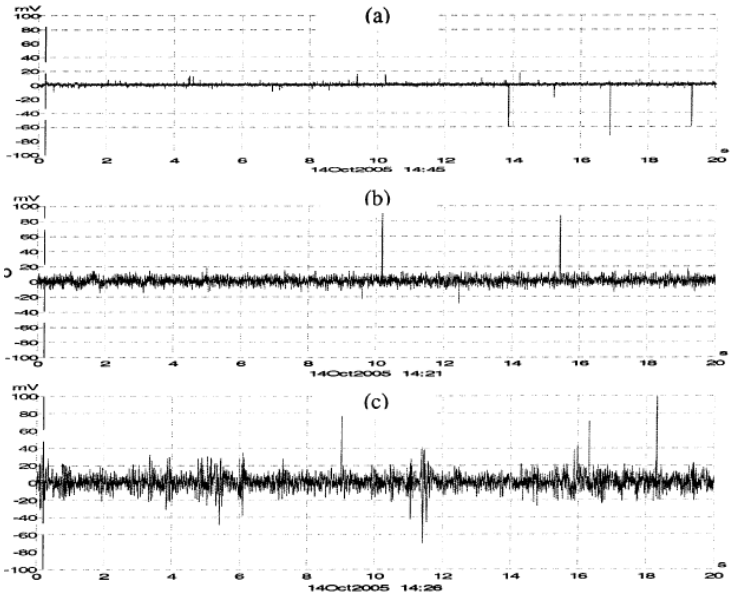


Fig. 2.6. Ejemplo de mediciones hechas con el sistema: a) Muestra aleatoria; b) Pavimento en buen estado; c) Pavimento en mal estado.

Nota Fuente: Adaptado de (Yu & Yu, 2006).

Este sistema tiene la ventaja de que requiere poca capacidad de almacenamiento, y bastante rentable para su uso en un sistema de medición en tiempo real. Sus principales desventajas son que no provee los detalles completos de las características de las anomalías (comparado con los sistemas basados en visión artificial); además de requerir condiciones controladas en los vehículos.

Sri Lanka tiene un proyecto para crear una red de carreteras, por lo que nuevas carreteras son construidas cada año, de tal forma que las carreteras que llevan más tiempo prestando servicio no reciben el mantenimiento adecuado. Los autobuses del sistema de transporte público cuentan con unidades de medición de diferentes parámetros para monitorear el entorno (BusNet). BusNet fue diseñado originalmente para medir la contaminación

atmosférica utilizando sensores montados en los autobuses de transporte público. Las mediciones realizadas con los acelerómetros son transmitidas mediante el sistema BusNet al punto central de procesamiento ubicado en la estación central, como se puede observar en la Fig. 2.7.

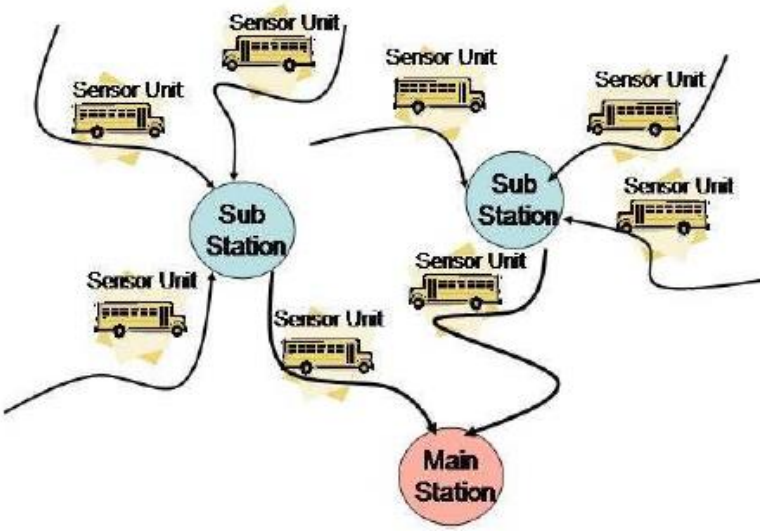


Fig. 2.7. Sistema de medición BusNet.

Nota Fuente: (Zoysa, 2007).

De Zoysa et al. propusieron agregar acelerómetros a una red de sistemas de medición basados en sensores montados en vehículos de transporte público (BusNet), con el objetivo de monitorear la condición de la superficie de las vías de transportación terrestre (Zoysa, 2007). En su fase de desarrollo, utilizaron una laptop para colectar la información arrojada por el acelerómetro montado previamente en el autobús de transporte público; esto se puede observar en la Fig. 2.8.

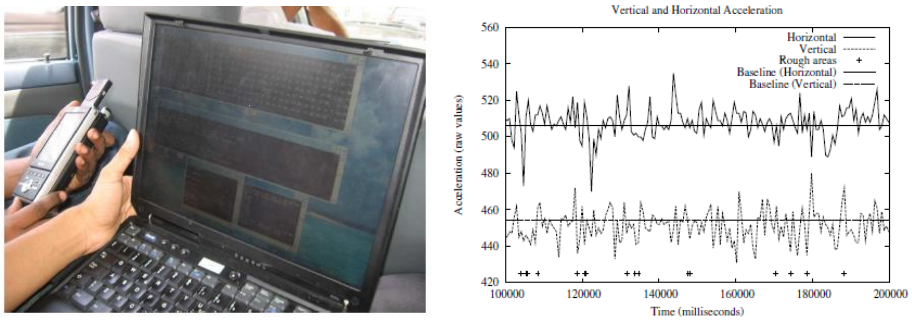


Fig. 2.8. a) Sistema de recolección de datos, b) Datos arrojados por el acelerómetro.

Nota Fuente: (Zoysa, 2007).

Su trabajo, basado en resultados preliminares, reportó estar en proceso de recolección de un mayor número de parámetros para desarrollar un mejor modelo analítico.

Erikson et al. desarrollaron un sistema embebido con sensores para reportar las condiciones de las vías de transportación terrestre (Erikson, 2008). Este grupo desarrolló el sistema denominado "Pothole Patrol (P^2)" constituido por un acelerómetro triaxial y un dispositivo GPS controlados por sistemas embebidos, los cuales envían información a un servidor central, como se ilustra en la Fig. 2.9.

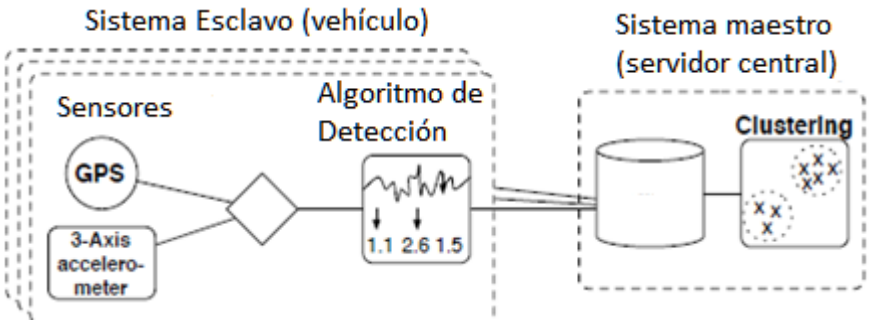


Fig. 2.9. Sistema propuesto.

Nota Fuente: Adaptado de (Erikson, 2008).

Su sistema implementaba un algoritmo basado en diferentes parámetros (Fig. 2.10) con el objetivo de identificar diferentes tipos de anomalías en las calles, como baches y grietas; y

diferenciarlos de eventos propios de las calles como coladeras o topes con una eficiencia del 92.4%.

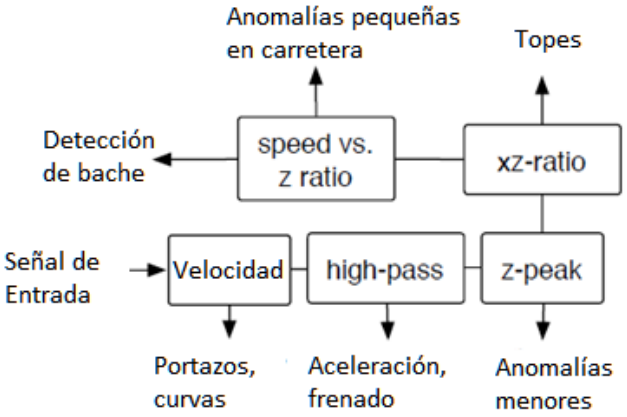


Fig. 2.10. Algoritmo de detección de anomalías.

Nota Fuente: Adaptado de (Erikson, 2008).

Este sistema se instaló en 7 taxis de la ciudad de Boston. Ellos enviaban la localización de dichas anomalías a los servidores centrales utilizando conexión WiFi de ciertos puntos de WiFi abierta y mediante el uso de servicio de datos celular; para mapear la ubicación de las anomalías con ayuda de Google Maps, como se ilustra en la Fig. 2.11.

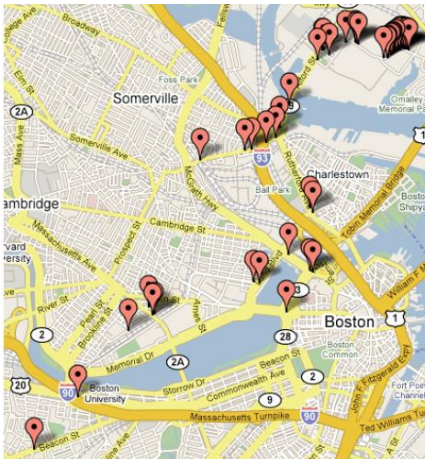


Fig. 2.11. Mapeo de anomalías en la ciudad de Boston.

Nota Fuente: Adaptado de (Erikson, 2008).

Su metodología basada en procesamiento de vibraciones arroja resultados erróneos provocados por algunas uniones entre carreteras, además del hecho de no detectar baches sobre los que no pasa la llanta del vehículo.

Mednis et al. propusieron un sistema móvil para la detección de irregularidades en vías de transportación terrestre implementando algoritmos en Smartphones basados en Android OS (Mednis, 2011). La vía de pruebas seleccionada tenía una longitud de 4.4 km y la sesión de pruebas realizada fue de 10 vueltas consecutivas. El equipamiento técnico utilizado fue un vehículo de pasajeros BMW323 y cuatro dispositivos móviles diferentes: Samsung i5700, Samsung Galaxy S, HTC Desire y HTC HD2. La evaluación de los algoritmos de reconocimiento presentada emitía hasta un 90% de efectividad.

El método de reconocimiento de baches basado en el procesamiento de vibraciones utiliza en todos los casos acelerómetros. Las principales ventajas que presenta son que no requiere una gran capacidad de almacenamiento de datos, y puede ser utilizada en sistemas de procesamiento de tiempo real. Las principales desventajas que presenta son que puede arrojar resultados erróneos, y los baches que se presentan en el centro de las vías de transportación terrestre pudiesen no ser detectados (Erikson, 2008).

La Tabla 2.2 presenta un resumen de los sistemas de detección de baches basados en procesamiento de vibraciones.

Tabla 2.2. Sistemas basados en vibraciones.

Autores	Método	Equipo y experimentos
Yu and Yu **(Yu & Yu, 2006)**	Uso de lectura de acelerómetros	-Acelerómetro ICP, PC-osciloscopio -Prueba en autopista I-90, USA
De Zoysa et al. **(Zoysa, 2007)**	Uso de acelerómetros implementados en red BusNet	-MICAz con acelerómetro -Pruebas en Sri Lanka
Erikson et al. **(Erikson, 2008)**	Uso de acelerómetro y GPS en sistema embebido.	-P^2 (acelerómetro triaxial y GPS) -7 taxis circulando en Boston

Mednis et al. **(Mednis, 2011)**	Uso de acelerómetro de dispositivo móvil.	-4 celulares basados en Android OS -Pruebas en Riga, Letonia.

2.5.3 Reconstrucción 3D

Los métodos de reconstrucción 3D se pueden sub-clasificar en tres grupos: métodos de reconstrucción utilizando escaneo láser 3D, métodos de estéreo-visión y visualización usando el sensor Kinect de Microsoft.

Métodos de escaneo láser 3D

El escaneo láser 3D consiste en utilizar la reflexión de un rayo sobre una superficie para llevar a cabo la creación de un modelo digital representativo de la superficie sobre la que se emitió el láser. En el estudio hecho por Chang et al. (Chang, 2005), los puntos 3D fueron capturados de manera precisa en cada medición enfocándose en características específicas de las anomalías por medio de un procesamiento tipo mallado siguiendo el algoritmo ilustrado en la Fig. 2.12.

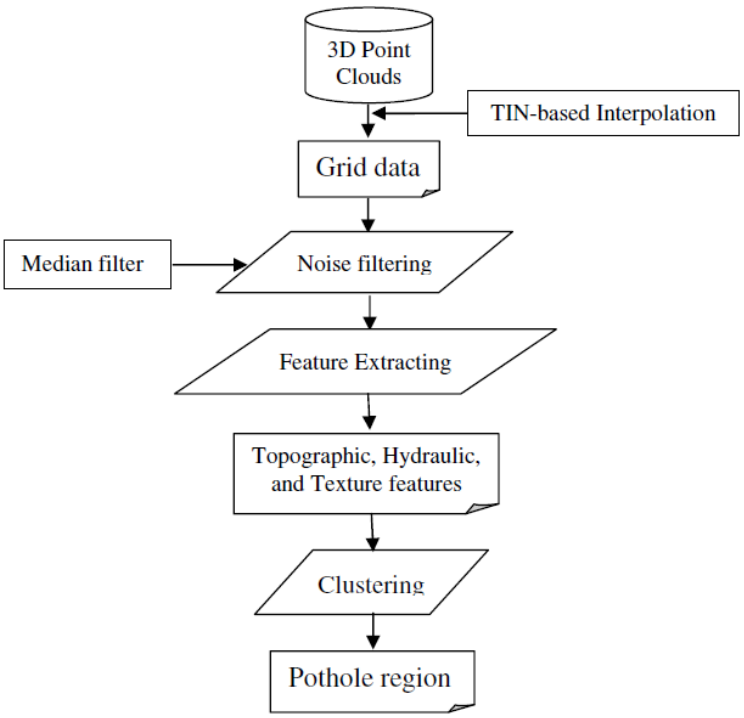


Fig. 2.12. Algoritmo utilizado para la detección de baches.

Nota Fuente: Adaptado de (Chang, 2005).

Obteniendo diferentes características, como se observa en la Fig. 2.13**.**

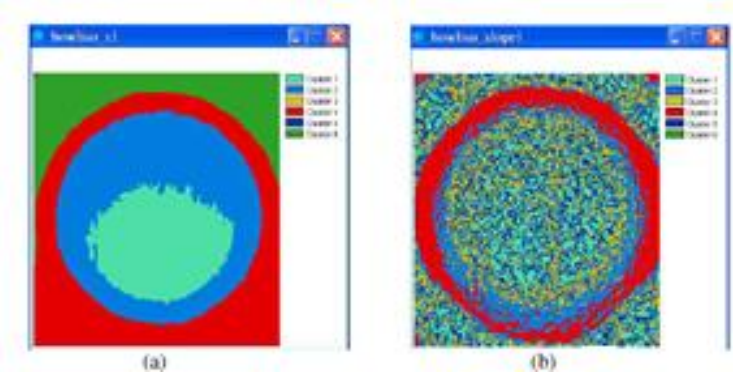


Fig. 2.13. Características del bache obtenidas por el procesamiento de éste: a) Profundidad, b) Densidad.

Nota Fuente: Adaptado de (Chang, 2005).

Los resultados obtenidos indican que la severidad y cobertura de las anomalías pueden ser cuantificadas automáticamente de forma precisa al punto de saber la cantidad de material necesario para rellenarlo.

Li et al. introdujeron un sistema de inspección en tiempo real de bajo costo para detectar anomalías en las vías de transportación terrestre utilizando técnicas de escaneo 3D transversal de alta velocidad, que constan de un proyector láser de un haz y una cámara digital (Li, 2009). Para mejorar la precisión del sistema, se empleó un esquema coplanario multi-vista para la calibración (Fig. 2.14) de tal forma que una mayor cantidad de puntos característicos puedan ser percibidos por la cámara (Fig. 2.15).

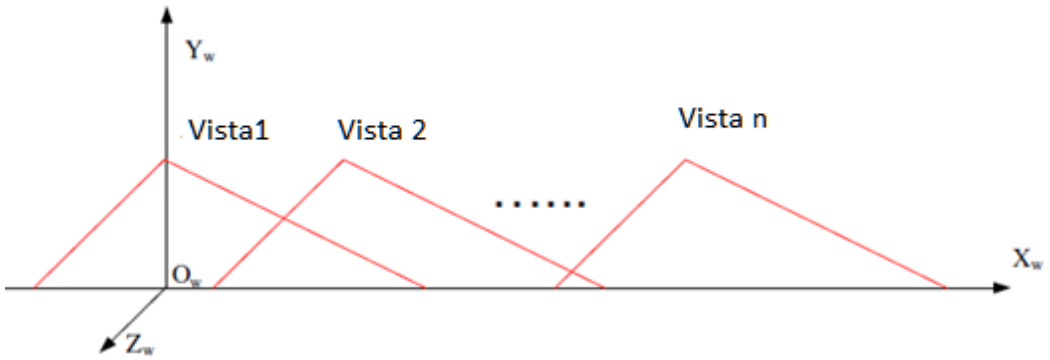


Fig. 2.14. Sistema para la calibración del sistema.

Nota Fuente: Adaptado de (Li, 2009).

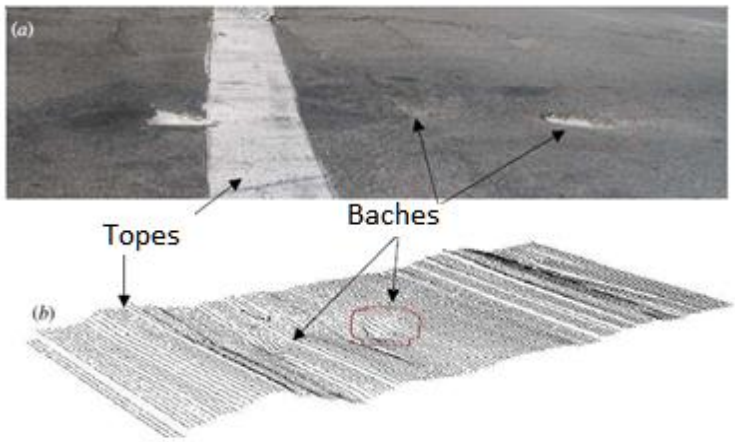


Fig. 2.15. Mapeo obtenido con el sistema.

Nota Fuente: Adaptado de (Li, 2009).

Los sistemas de escaneo láser pueden detectar baches con buena precisión y en tiempo real; pero tienen la desventaja de que el costo del equipamiento es alto.

Métodos de estéreo-visión

Wang llevó a cabo un estudio para conocer la factibilidad de utilizar tecnología de estéreo visión en la detección de anomalías en las vías de transportación terrestre (Wang, 2004). En este método, un par de cámaras digitales se utilizan para cubrir una sección del pavimento. El primer paso es llevar a cabo el análisis de las imágenes 2D para cada una de las cámaras, para detectar y clasificar anomalías (Fig. 2.16).

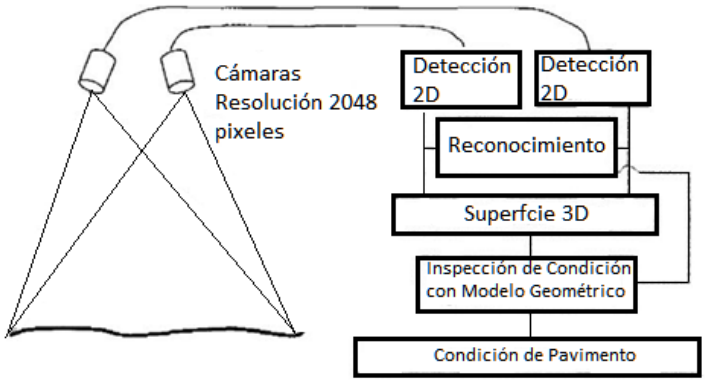


Fig. 2.16. Algoritmo de estéreo visión.

Nota Fuente: Adaptado de (Wang, 2004).

El resultado de analizar dos fuentes de imagen del mismo tramo de pavimento son combinadas, de tal forma que si alguna de ellas no detecta alguna anomalía sigue contando como un evento potencial, y de esta forma se consigue mejorar la precisión. También, el par de imágenes tomadas de la misma sección de pavimento son utilizadas para crear una superficie 3D con perfiles longitudinal y transversal (Fig. 2.17).

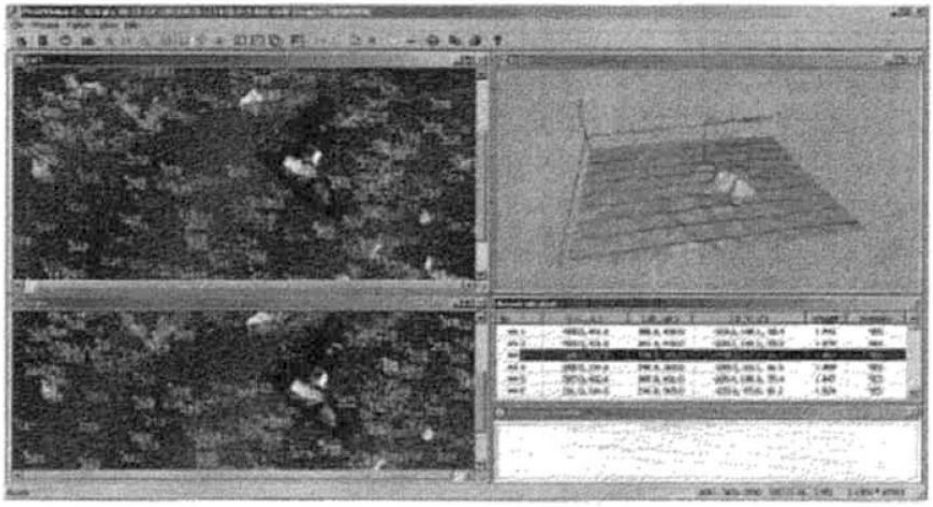


Fig. 2.17. Reconstrucción 3D.

Nota Fuente: Adaptado de (Wang, 2004).

Hou et al. presentaron un método aplicando la técnica de estéreo visión en superficies de pavimento para construir el modelo 3D de éste mediante un par de imágenes (Hou, 2007). Se utilizaron cuatro cámaras divididas en dos pares para recolectar imágenes de la superficie del pavimento a 4 metros del punto de captura (cada par de cámaras captura 2 metros de superficie de pavimento), como se observa en la Fig. 2.18.

Fig. 2.18. Sistema propuesto.

Nota Fuente: Adaptado de (Hou, 2007).

El método propuesto consta de cuatro pasos: calibración, ajuste de distorsión, captura y reconstrucción 3D. Surgió como parte de una plataforma experimental, DHDV (Digital Highway Data Vehicle) que es un vehículo con múltiples sistemas para el estudio de las condiciones del pavimento; desarrollado por la Universidad de Arkansas y Waylink Systems. También presentaron resultados preliminares sobre la factibilidad del uso de esta tecnología en monitoreo del pavimento. La resolución en 3D que consiguieron fue de hasta 2mm en estático, y de hasta 5mm con el vehículo en movimiento. Mencionaron que, como trabajo futuro, se requiere una aplicación de alta precisión denominada gyro System para movimiento vertical.

Staniek sugirió el uso de técnicas de estéreo visión para la medición de la condición del pavimento mediante un sistema de estéreo visión agregado a un vehículo para la grabación de la red de carreteras (Staniek, 2013). Como parte de los experimentos de campo, se grabó una sección de pavimento en una vía de 650m, y se reconstruyeron algunas secciones con

ayuda del sistema de estéreo-visión (Fig. 2.19). El autor concluyó que utilizará esta técnica para evaluar las condiciones de la red de carreteras de Polonia.

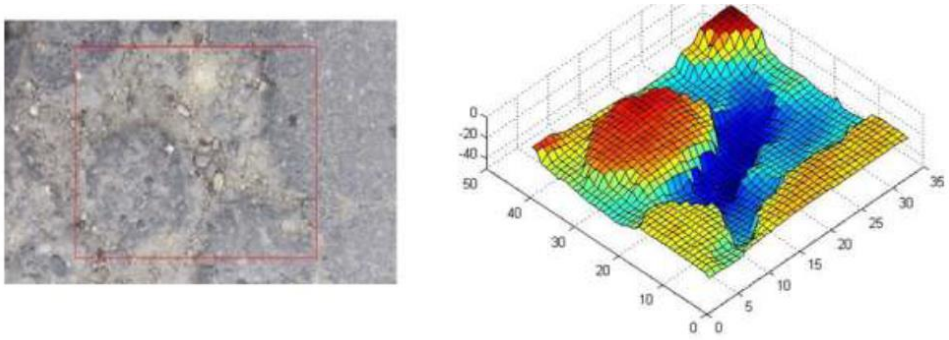


Fig. 2.19. Reconstrucción 3D utilizando estéreo visión.

Nota Fuente: Adaptado de (Staniek, 2013).

El método de estéreo visión requieren una gran capacidad de procesamiento computacional para reconstruir la superficie del pavimento a través de encontrar puntos objetivo entre las dos imágenes tomadas, lo cual lo convierte en un sistema de baja factibilidad para ser usado en un sistema de tiempo real. De igual forma, las cámaras utilizadas deben estar perfectamente alineadas, además de asegurar que los movimientos del vehículo no modificarán su posición.

Sensor Kinect

Joubert et al. (Joubert, 2011) propusieron un sistema de bajo costo de detección y análisis de anomalías en las vías de transportación terrestre basado en un sensor Kinect y una cámara USB de alta velocidad (Fig. 2.20); siguiendo un algoritmo para detección de baches (Fig. 2.21). En su publicación plantean la factibilidad del proyecto y los alcances que podría tener.

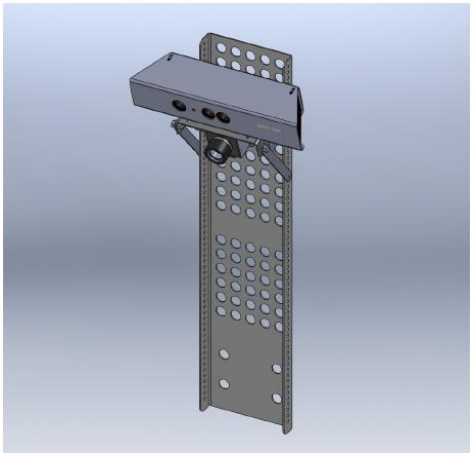


Fig. 2.20. Sistema basado en sensor Kinect.

Nota Fuente: Adaptado de (Joubert, 2011).

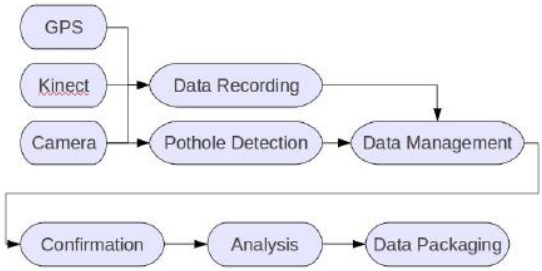


Fig. 2.21. Algoritmo para reconocimiento de baches.

Nota Fuente: Adaptado de (Joubert, 2011).

Mozzam et al. (Moazzam, 2013) utilizaron un sensor Kinect de bajo costo para obtener imágenes de secciones de pavimento y calcular el volumen aproximado de un bache. Primero obtuvieron imágenes de diferentes baches con el sensor Kinect, posteriormente se generaron mallados de éstas. Se analizaron las áreas de los baches con respecto a su profundidad. Y finalmente calcularon el volumen de los baches utilizando la regla trapezoidal para curvas de tipo área-profundidad (Fig. 2.22).

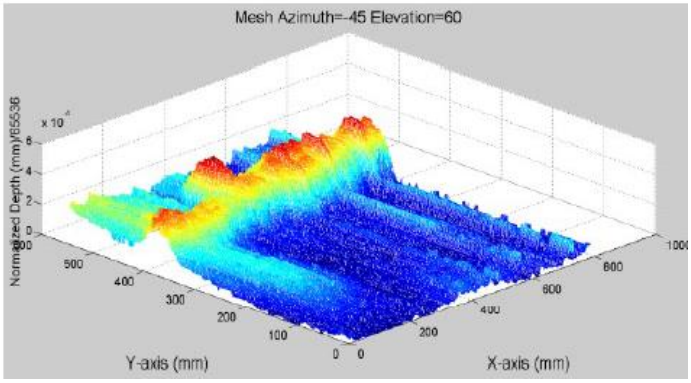


Fig. 2.22. Reconstrucción resultante del procesamiento con Kinect.

Nota Fuente: Adaptado de (Moazzam, 2013).

Este método es accesible comparado con el equipamiento que requieren los métodos de estéreo visión y escaneo láser 3D; pero la precisión que arroja no es tan buena como la que se obtiene con las técnicas mencionadas anteriormente.

Los métodos de reconstrucción 3D se resumen en la Tabla 2.3.

Tabla 2.3. Métodos basados en reconstrucción 3D.

Autores	Métodos	Equipamiento y experimentación
Chang et al. **(Chang, 2005)**	Uso de escaneo láser 3D	-Láser 3D (MENSi GS 100) -Datos simulados y reales.
Li et al. **(Li, 2009)**	Uso de escaneo láser 3D	-Láser 3D de un haz y cámara digital
Wang **(Wang, 2004)**	Uso de estéreo visión	-Dos cámaras -Estudio de factibilidad
Hou et al. **(Hou, 2007)**	Uso de estéreo visión	-Digital Highway Data Vehicle (dos computadoras, GPS, DMI, cámaras de recolección de una y dos tomas y dispositivos láser) -Pruebas preliminares
Staniek **(Staniek, 2013)**	Uso de estéreo visión	-Banco de pruebas (dos cámaras) -Pruebas en Polonia

Jouber et al. **(Joubert, 2011)**	Uso de sensor Kinect	-Sensor Kinect y cámara USB
Moazzam et al. **(Moazzam, 2013)**	Uso de sensor Kinect	-Sensor Kinect -Pruebas de evaluación preliminares en Rawalpindi, Pakistán

2.5.4 Métodos basados en visión artificial

Estos métodos se pueden clasificar en procesamiento de imágenes 2D y procesamiento de video.

Métodos basados en procesamiento de imágenes 2D

Koch y Brilakis presentaron un método para la detección automática de baches en el pavimento basado en imágenes de éste (Koch C. B., 2011). Para propósito del método, como primer paso llevan a cabo una segmentación de la imagen en la zona con defectos y la zona sin ellos. La forma del bache potencial se aproxima acorde a las características geométricas de la región defectuosa. Después, se extrae la textura de la zona potencial y es comparada con la textura de la zona no dañada. Si la textura del evento potencial es más "gruesa y granulada" que la textura de las zonas no dañadas, se define como un bache. Para probar la metodología propuesta, fue implementada en el software MATLAB ayudándose del Toolbox de procesamiento de imagen (Fig. 2.23), y las imágenes se obtuvieron de archivos de video capturados por un prototipo de vehículo controlado vía remota equipado con una Webcam HP elite con autoenfoque instalada a una altitud aproximada de 2 pies (Fig. 2.24).

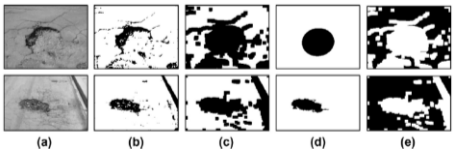


Fig. 2.23. Procesamiento de imagen a) Original, b) Imagen binaria, c) Dilatación morfológica, d) Región match resultante de extracción de forma, e) Región restante resultante de extracción de forma.

Nota Fuente: Adaptado de (Koch C. B., 2011).

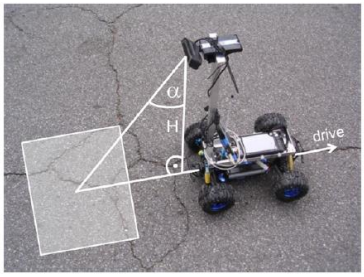


Fig. 2.24. Vehículo usado para experimentación.

Nota Fuente: Adaptado de (Koch C. B., 2011).

Se obtuvieron alrededor de 120 capturas, 50 se utilizaron para entrenamiento y las demás para prueba. Obtuvieron como resultado una precisión de 86%.

Buza et al. propusieron un nuevo método no supervisado basado en procesamiento de imágenes 2D que no requiere equipamiento costoso, filtrado ni fase de entrenamiento (Buza, 2013). Su método utiliza procesamiento de imagen y análisis espectral para la identificación y estimación de rugosidad de los baches. El método propuesto se consta de tres fases: segmentación de la imagen, extracción de la forma utilizando análisis espectral e identificación y extracción de características. El método propuesto fue implementado en MATLAB y probado con 50 imágenes seleccionadas de una colección de imágenes de Google. Obtuvieron como resultado una precisión del 81%. Concluyeron que su método puede ser utilizado para estimar la rugosidad para reparación y mantenimiento del pavimento.

Métodos basados en procesamiento de video

El procesamiento de imagen 2D se enfoca únicamente en la detección de baches y se limita a una sola toma, lo cual no le permite determinar la magnitud de los baches. Para eliminar esta limitante se implementaron métodos basados en procesamiento de video; permitiendo llevar a cabo el análisis de las características de un bache a través de una secuencia de tomas sucesivas.

Jog et al. presentaron un método basado en reconocimiento por medio de procesamiento 2D y reconstrucción 3D para detección y medición (espesor y profundidad) de baches utilizando una cámara montada en la parte frontal del vehículo (Fig. 2.25) (Jog, 2012).

Fig. 2.25. Sistema propuesto.

Nota Fuente: Adaptado de (Jog, 2012).

El reconocimiento por medio de procesamiento 2D se basó en el trabajo previo realizado por Koch y Brilakis (Koch C. B., 2011), y la reconstrucción 3D se basó en un trabajo previo realizado por Golpavar-Fard et al (Golparvar-Fard, 2014). El método propuesto fue validado en baches severos reales utilizando una cámara HD Canon Vixia (20 fps a 20 mph) (Fig. 2.26). Proponen llevar a cabo el reconocimiento y medición en tiempo real en futuros trabajos, además de asegurar la cantidad de cuadros necesarios para la reconstrucción 3D en tiempo real.

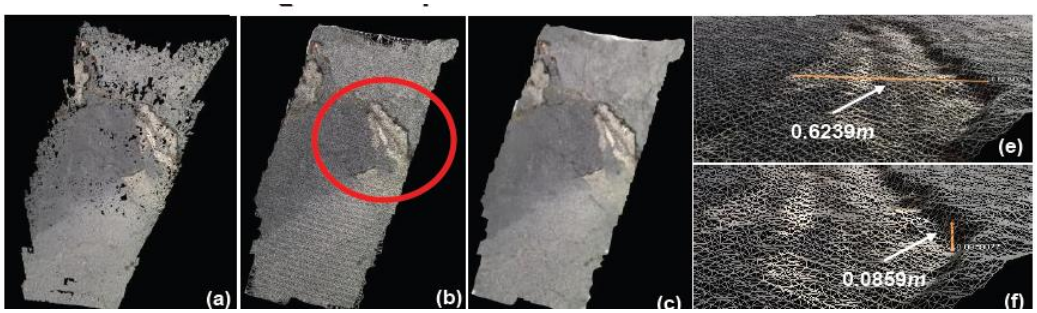


Fig. 2.26. Reconstrucción lograda; a) Reconstrucción 3D, b) Densidad de puntos, c) Modelo de textura por mallado de Poisson, e) Ancho detectado, f) Profundidad detectada.

Nota Fuente: Adaptado de (Golparvar-Fard, 2014).

Lokeshwort et al. presentaron un método de detección automática y valoración de baches, ranuras y parches obtenidas de videoclips de carreteras de la India (Lokeshwor, 2013). Como parte del trabajo realizado, llevan a cabo una división de los cuadros de los videos en dos diferentes categorías (tomas con anomalías y sin ellas) utilizando un algoritmo nombrado DFS (Distress Frames Selection). Después, los cuadros pertenecientes a la categoría de anomalías son analizados con un algoritmo nombrado CDDMC (Critical Distress Detection, Measurement and Clasification) que consiste en agrandar la imagen, segmentarla, extracción de características visuales, detección y clasificación por decisión lógica, y cuantificación. La etapa de decisión lógica consiste en la clasificación de las anomalías en tres grupos, que son baches, ranuras y parches determinadas por tres parámetros fundamentales: textura visual (determinada por desviación estándar), forma (método para determinar si es circular), y la dimensión (espesor promedio). Para llevar a cabo las pruebas generaron una base de datos con 1275 cuadros de video obtenidos por el algoritmo DFS aplicado a diferentes tomas de video. Como resultado, obtuvieron una precisión de detección del 97%, 81% de precisión en la clasificación de baches, una precisión del 94% para la clasificación de ranuras y 90% de precisión en la clasificación de parches. Reportan que el sistema tiene baja precisión si se toman en cuenta manchas en el pavimento, puntos descoloridos en el pavimento, coladeras, entre otros.

El método de Koch y Brilakis (Koch C. B., 2011) se limitaba a simples capturas y no podía determinar la magnitud del bache. Para complementar el método y mejorarlo Koch et al. presentaron un método de reconocimiento de baches mejorado en el que analizaban la textura de tomas de pavimento intacto y reconocían baches en una secuencia de cuadros de video (Koch, Jog , & Brilakis, Pothole detection with image processing and spectral clustering, 2013). El método propuesto fue implementado en MATLAB y probado con 39 videos de pavimento que contenían 10,138 cuadros, usando un algoritmo de identificación que consistía en selección de puntos característicos, extracción de área vertical, extracción de área horizontal e identificación de área de bache (Fig. 2.27). Obtuvieron una precisión de 75%. Proponen realizar un método para determinar el estado de más de un bache en la misma toma; ya que solo consideran un bache por cuadro.

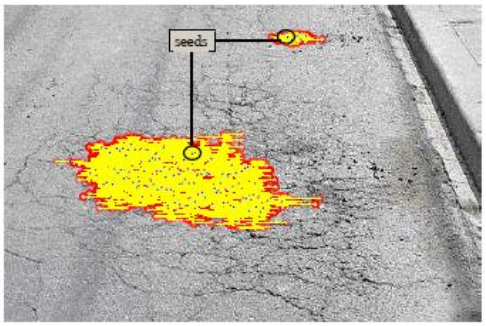


Fig. 2.27. Resultado del algoritmo de extracción vertical y horizontal.

Nota Fuente: Adaptado de (Koch, Jog , & Brilakis, 2013).

La Tabla 2.4 muestra un resumen de los métodos de reconocimiento de baches basados en visión artificial.

Tabla 2.4. Métodos basados en visión artificial.

Autores	Método	Equipamiento y experimentación
Koch y Brilakis **(Koch C. B., 2011)**	Procesamiento de imágenes 2D	-Vehículo controlado vía remota con cámara en parte trasera (HP elite autoenfoque) -Test a 120 imágenes (640*480)
Buza et al. **(Buza, 2013)**	Procesamiento de imágenes 2D	-Test a 50 imágenes de colección de google
Jog et al. **(Jog, 2012)**	Procesamiento de video	-Cámara HD Canon Vixia -Algunas series de video (1440*810, 20fps)
Lokeshwor et al. **(Lokeshwor, 2013)**	Procesamiento de video	-1275 cuadros de video ARBNSV y 992 cuadros de video arrojadas por cámara digital en la India
Koch et al. **(Koch, Jog , & Brilakis, Pothole**	Procesamiento de video	-Vehículo robótico con cámara trasera (HP elite autoenfoque) -39 videoclips (640*480, 30 fps)

detection with image processing and spectral clustering, 2013)		

3. Marco teórico

La sección presente muestra algunos conceptos y los principales modelos teóricos utilizados durante el desarrollo del presente trabajo.

3.1 Introducción

Los conceptos de vibración han sido utilizados por varios siglos en aplicaciones prácticas. Los avances recientes son significativos y las aplicaciones correspondientes son numerosas. Los orígenes de la teoría de las vibraciones puede remontarse mucho tiempo atrás cuando el ser humano diseñó y desarrolló los primeros instrumentos musicales ("buenas vibraciones") en culturas antiguas hace miles de años A.C. y experimentando con las características de los sonidos y vibraciones desde puntos de vista prácticos y analíticos.

En el campo científico es posible remontarse hasta el filósofo griego, matemático y músico Pitágoras (582 a 502 A.C.) que experimentó con los sonidos que hacían los herreros y los relacionó a la música y a la física. Otro ejemplo corresponde a los chinos que desarrollaron un sismógrafo mecánico en el siglo II D.C.

Sin embargo, el estudio de las vibraciones y su análisis, y de la acústica en general, es relativamente joven. Hasta finales del siglo XIX, la acústica era considerada una ciencia inexacta y, en consecuencia, no resulta extraño que continuamente aparecieran explicaciones esotéricas a través de las cuales se pretendían aclarar los "misterios" de esta materia (Carrión, 1998).

Posteriormente, la fundación de la teoría moderna de la vibración fue llevada a cabo por científicos y matemáticos tales como Galileo (1564-1642), quien comenzó investigando las oscilaciones de un péndulo y dedujo la relación existente entre el período del péndulo y su longitud y posteriormente pensó en la idea del reloj del péndulo, construido posteriormente por Huyggens en 1965; Robert Hooke (1635–1703) famoso por la Ley de Hooke, quién experimentó con vibración en cuerdas; Sir Isaac Newton (1642–1727), quien contribuyó con el cálculo y las leyes de movimiento para analizar las vibraciones; Daniel Bernoulli (1700–1782) y Leonard Euler (1707–1783), quienes obtuvieron la ecuación

diferencial que gobierna la vibración en vigas; Joseph Lagrange (1736–1813), que estudió la vibración en cuerdas y desarrolló las ecuaciones que describen el movimiento de los sistemas dinámicos por medio de cantidades escalares (energía cinética y potencial) en lugar de cantidades vectoriales; Charles Coulomb (1736–1806), que estudio la fricción y vibración torsional; Joseph Fourier (1768–1830), que desarrolló la teoría del análisis de frecuencia de señales; Simeon-Dennis Poisson (1781–1840), quién analizó la vibración de membranas y también analizó la elasticidad (coeficiente de D' Poisson); Rayleigh (1842 - 1919) investigó e hizo contribuciones a la teoría del sonido y vibraciones y desarrolló técnicas computacionales y un método numérico para determinar la frecuencia natural más baja de un sistema.

Como resultado de la revolución industrial y asociada con el desarrollo de la maquinaria en general, nació la necesidad de desarrollar el análisis, medición y control de las vibraciones industriales así como de la exposición de los trabajadores a este agente físico. Otras contribuciones notables van para científicos de más recientes en el campo industrial como Kirchhoff, que hizo estudios de vibración en placas; Rayleigh (1842-1919), que realizó contribuciones a la teoría del sonido y vibraciones y desarrolló técnicas computacionales para determinar las frecuencias naturales; Poincaré (1854–1912), que analizó las vibraciones no-lineales y Stodola (1859–1943), que estudió la vibración en rotores, juntas y sistemas continuos.

Con el paso del tiempo en una época caracterizada por descubrimientos revolucionarios en campos como la física atómica, el progreso del estudio y análisis del sonido y vibraciones fue lento debido a la falta de equipamiento electrónico para poder realizar mediciones objetivas. La acústica y el estudio del ruido y vibraciones se consolidaron como una nueva ciencia a partir de la década de 1930, de la mano con el desarrollo de transductores y amplificadores de válvulas al vacío y su utilización como herramientas en la medición en trabajos de campo. Posteriormente con la evolución de equipos electrónicos de medición, fue posible relacionar los resultados objetivos obtenidos durante las mediciones con una serie de parámetros subjetivos tales como confort y alteraciones a la salud, entre otros varios.

Otros ingenieros modernos distinguidos que realizaron contribuciones importantes a estudio y práctica de la vibración incluyen a Timoshenko, Den Hartog, Clough y Crandall (De Silva, 2006).

Mucho del desarrollo reciente en el campo de las vibraciones ha sido motivado principalmente por dos razones:

1. Las velocidades de operación de la maquinaria actual se han duplicado en los últimos 50 años y por lo tanto han aumentado las cargas de vibración ocasionadas así como los problemas que se ocasionan en dicha maquinaria y aquellas transmitidas a los seres humanos.
2. Consideraciones de masa, energía y eficiencia han resultado en diseños óptimos y ligeros de estructuras y maquinarias fabricadas a partir de partes pequeñas y de alta dureza.

Debido a lo anterior, continuamente se están realizando mayores aportes a la teoría de vibraciones.

3.2 Vibraciones mecánicas

Cualquier movimiento que se repite después de un intervalo de tiempo se llama *vibración* u *oscilación*. El vaivén de un péndulo y el movimiento de una cuerda pulsada son ejemplos comunes de vibración. La teoría de la vibración tiene que ver con el estudio de los movimientos oscilatorios de los cuerpos y las fuerzas asociadas con ellos.

Por lo común un sistema vibratorio incluye un medio para almacenar energía potencial (resorte o elasticidad), un medio para conservar energía cinética (masa o inercia) y un medio por el cual la energía se pierde gradualmente (amortiguador).La vibración de un sistema implica la transformación de su energía potencial en energía cinética y de ésta en energía potencial, de manera alterna. Si el sistema se amortigua, una parte de su energía se disipa en cada ciclo de vibración y se le debe reemplazar por una fuente externa para que se mantenga un estado de vibración estable.

3.2.1 Partes de un sistema vibratorio

Por lo común un sistema vibratorio incluye un medio para almacenar energía potencial (resorte o elasticidad), un medio para conservar energía cinética (masa o inercia) y un medio por el cual la energía se pierde gradualmente (amortiguador).

La vibración de un sistema implica la transformación de su energía potencial en energía cinética y de ésta en energía potencial, de manera alterna. Si el sistema se amortigua, una parte de su energía se disipa en cada ciclo de vibración y se le debe reemplazar por una fuente extrema para que se mantenga un estado de vibración estable.

3.2.2 Medios físicos

Un acelerómetro es un transductor que detecta el movimiento de una superficie produciendo una señal eléctrica análoga al movimiento (impactos o vibración). La fidelidad de la señal capturada depende en gran manera del modo de acoplamiento del acelerómetro a la superficie de la fuente de movimiento, los fabricantes recomiendan varias técnicas entre las que destacan la fijación mediante un perno entre ambas partes.

Actualmente las dos clases más conocidas de acelerómetros piezoeléctricos en el mercado son los de carga y el estándar IEPE (Integrated Electronic Piezo Electric: Piezoeléctricos con electrónica integrada), siendo estos de mayor uso en las aplicaciones de investigación e industria conocidos también como ICP©, LIVM©, Isotron©, Deltatron©, Piezotron© y otros; marcas registradas de los respectivos fabricantes. Los acelerómetros tipo IEPE cuentan con un preamplificador interno que permite una mayor sensibilidad a pesar de la longitud y/o calidad de del cable, así como mejor comportamiento ante condiciones cómo polvo y humedad, a costa de una alimentación externa continua y un límite de operación < 120°C (Mess, 2008).

Los acelerómetros deben colocarse de manera ortogonal con respecto al plano de los ejes basicéntricos para capturar la vibración de la superficie que vibra. En caso de no ser posible, se medirá en alguna parte rígida de la superficie que genera el movimiento (Zhong-Ming & Yansong, 2009) (STPS, 2002). La Fig. 3.1 muestra algunos acelerómetros usados en la práctica.

Fig. 3.1. Acelerómetros IEPE.

Algunas formas en que se debe llevar a cabo el montaje para una correcta medición pueden ser encontradas en (ISO, 1997).

3.2.3 Clasificación de las vibraciones

Los fenómenos físicos de mayor interés en las áreas de ingeniería se miden en términos de una función de amplitud versus tiempo (registro histórico temporal o señal observada). Se dice que los fenómenos físicos en general se pueden clasificar en sistemas lineales o no lineales, con parámetros en cada uno de ellos que pueden ser constantes o variables en el tiempo, lo que lleva a la clasificación mostrada en la Fig. 3.2.

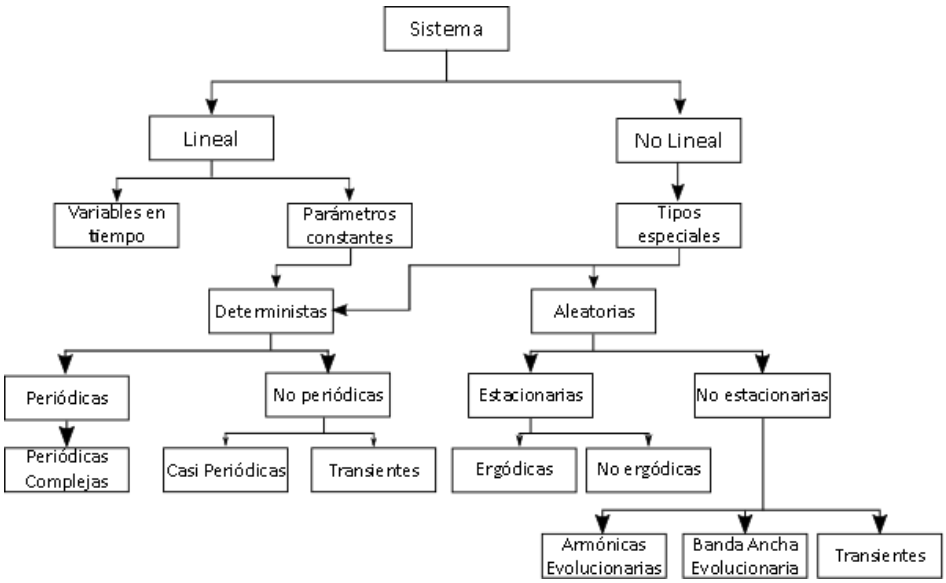


Fig. 3.2. Esquema de clasificación típica de señales.

A diferencia de los sistemas no lineales, los sistemas lineales satisfacen el principio de superposición, además de que cuando los datos de entrada sean aleatorios con una función de distribución de probabilidad (p.d.f.) Gaussiana, producirán una señal de salida que tendrá también el mismo tipo de distribución. Para un sistema no lineal una entrada de datos similar producirá una señal de salida con una distribución no Gaussiana.

La vibración se puede clasificar de varias maneras. Algunas de las descripciones de clasificaciones importantes son las siguientes.

Vibración libre.

Si se deja que un sistema vibre por sí mismo después de una perturbación inicial, la vibración resultante se conoce como vibración libre. Ninguna fuerza externa actúa en el sistema. La oscilación de un péndulo simple es un ejemplo de vibración libre.

Vibración forzada.

Si un sistema se somete a una fuerza externa (a menudo, una fuerza repetitiva), la vibración resultante se conoce como vibración forzada. La oscilación que aparece en máquinas como motores diésel es un ejemplo de vibración forzada. Si la frecuencia de la fuerza externa coincide con una de las frecuencias naturales del sistema, ocurre una condición conocida como resonancia, y el sistema sufre oscilaciones peligrosamente grandes. Las fallas de estructuras como edificios, puentes, turbinas y alas de avión se han asociado a la ocurrencia de resonancia.

Si no se pierde o disipa energía por fricción u otra resistencia durante la oscilación, la vibración se conoce como vibración no amortiguada.

Sin embargo, si se pierde energía se llama vibración amortiguada. En muchos sistemas físicos, la cantidad de amortiguamiento es tan pequeña que pue-de ser ignorada en la mayoría de las aplicaciones de ingeniería. La consideración del amortiguamiento se vuelve extremadamente importante al analizar sistemas vibratorios próximos a la resonancia.

Si todos los componentes básicos de un sistema vibratorio, el resorte, la masa y el amortiguador, se comportan linealmente, la vibración resultante se conoce como vibración

lineal. Pero si cualquiera de los componentes básicos se comporta de manera no lineal, la vibración se conoce como vibración no lineal. Las ecuaciones diferenciales que rigen el comportamiento de sistemas vibratorios lineales o no lineales son asimismo lineales o no lineales, respectivamente. Si la vibración es lineal el principio de superposición es válido y las técnicas matemáticas de análisis están bien desarrolla-das. Para vibración no lineal, el principio de superposición no es válido y las técnicas de análisis son menos conocidas.

Como los sistemas vibratorios tienden a comportarse no linealmente con amplitud de oscilación creciente, es deseable un conocimiento de la vibración no lineal cuando se trate con sistemas vibratorios. Si el valor o magnitud de la excitación (fuerza o movimiento) que actúa en un sistema vibratorio se conoce en cualquier tiempo dado, la excitación se llama determinística. La vibración resultante se conoce como vibración determinística. En algunos casos la excitación es no determinística o aleatoria; el valor de la excitación en un momento dado no se puede pronosticar. En estos casos, una recopilación de registros de la excitación puede presentar cierta regularidad estadística. Es posible estimar promedios como los valores medios o medios al cuadrado de la excitación. Ejemplos de excitaciones aleatorias son la velocidad del viento, la aspereza del camino y el movimiento de tierra durante sismos. Si la excitación es aleatoria, la vibración resultante se llama vibración aleatoria. En este caso la respuesta vibratoria del sistema también es aleatoria; se puede describir sólo en función de cantidades estadísticas.

3.3 Análisis de vibraciones aleatorias

Las vibraciones mecánicas son “aleatorias”, debido a que las actividades de trabajo y actividades cotidianas que las generan son de esa misma naturaleza. Los métodos propuestos para la evaluación de la exposición a vibraciones usualmente suponen que el movimiento es estacionario y que se puede utilizar un promedio representativo para indicar la severidad del movimiento durante el periodo de exposición. En la práctica, las condiciones varían de un instante a otro, por lo que se usan lapsos cortos donde se considera que los datos son estacionarios. Por otro lado existe una clase de datos no estacionarios de especial interés, denominadas señales transitorias y son las resultantes de

un fenómeno de muy corta duración con un comienzo y un fin perfectamente definidos: impactos y golpes impulsivo, principalmente.

Dadas las características de la problemática en cuestión se debe llevar a cabo un análisis de vibraciones aleatorio no lineal. Debido a ello, es necesario mencionar algunos de los procedimientos que se aconsejan para llevar a cabo el análisis de sistemas de vibraciones con estas características.

Las vibraciones aleatorias son aquellas de las que no se conoce exactamente el factor que las provoca, y además la magnitud y duración (frecuencia) no pueden ser determinadas de manera certera por lo que posiblemente sólo se pueda llevar a cabo un estudio estadístico con las funciones o valores de mayor interés para conocerlas, se relacionan los valores estadísticos de las fuerzas excitadoras con los correspondientes valores estadísticos de las respuesta del sistema (desplazamientos, deformaciones, etc).Se debe considerar la necesidad de utilizar valores discretos de las distintas variables, junto con las aproximaciones que conllevan los errores que introducen en los resultados. El análisis de Fourier juega un papel muy importante en la teoría y en la práctica.

Procesos estocásticos estacionarios

El término proceso estocástico o proceso aleatorio se usa para describir la evolución temporal de un fenómeno estadístico en concordancia con las leyes probabilísticas. La evolución temporal del fenómeno significa que el proceso estocástico es una función de tiempo, definida en algún intervalo de observación. La naturaleza estadística del fenómeno significa que no se puede definir exactamente como éste evoluciona en el tiempo.

Se dice que el proceso estocástico es *estrictamente estacionario* si sus propiedades estadísticas no se cambian en el tiempo o son invariantes a un desplazamiento temporal. Específicamente, para que un proceso estocástico de tiempo discreto representado por la serie de tiempo $u(n), u(n-1), \ldots, u(n-M)$ sea estacionario estrictamente, la función de la densidad de probabilidad conjunta de las observaciones hechas en los instantes $n, n-1, \ldots, n-M$ debe quedarse igual y sin importar que valores se asignen a n con M fijo.

Suponiendo que un número grande de registros $x_1(t), x_2(t), \ldots, x_n(t)$ de un proceso aleatorio $x(t)$. La densidad de probabilidad, el valor medio, la varianza y otros valores estadísticos se pueden calcular a través de los distintos registros obtenidos, además de a lo largo de cada uno de ellos.

El valor medio en el instante t_1 se puede definir en la forma 3.1.

$$\mu[x(t_1)] = E\{x(t_1)\} \tag{3.1}$$

Donde: $E\{\}$ es el operador matemático de expectación estadística.

Un proceso es estacionario cuando los distintos valores estadísticos no dependen del instante en que se calculan con la expresión 3.2.

$$\mu[x(t_1)] = \mu[x(t_2)] \tag{3.2}$$

El proceso es ergódico si estos valores coinciden con los de cualquier registro de acuerdo a 3.3.

$$\mu[x(t_i)] = \mu(x_j) \tag{3.3}$$

Correlación y regresión lineal

Se refiere a la medida en que se puede modelar el comportamiento de las mediciones realizadas de una variable en cuestión. Para poder mejorar la comprensión de dicho concepto se deben observar los valores que adquieren los puntos representados en los ejes mostrados en la Fig. 3.3.

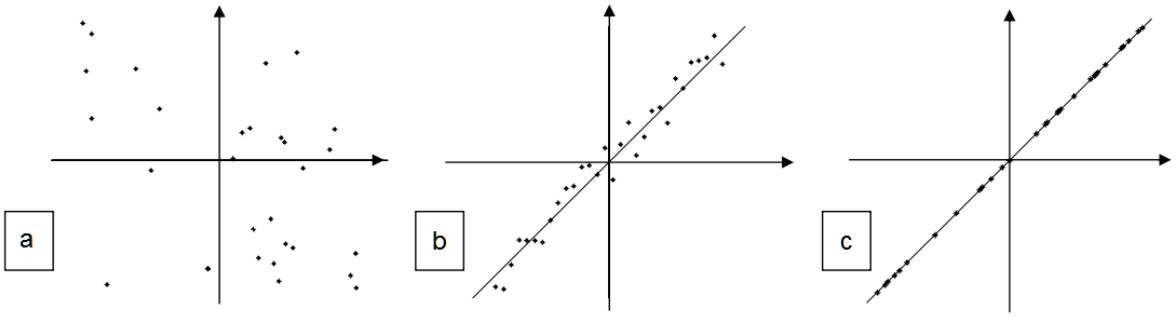


Fig. 3.3. Representación de puntos a) Sin relación alguna, b) Con cierta relación y c) Relacionados perfectamente.

En la Fig. 3.3 a) las variables abscisas y ordenadas no parecen tener relación alguna. En la Fig. 3.3 b) hay una cierta relación (a valores grandes de x corresponden valores grandes de y) y en la Fig. 3.3 c) se puede observar una relación perfecta en una línea recta. En el primer caso, se dice que las variables son independientes o no correlacionadas; en el segundo caso que están correlacionadas y en el tercero que existe una correlación lineal prefecta.

La correlación puede medirse mediante el coeficiente de correlación, determinando las rectas de regresión de y sobre x y viceversa.

La recta de regresión de y sobre x es la recta $y = kx + b$.Los valores de k y b se calculan de modo que el valor cuadrático medio de las distancias de los puntos a la recta sea mínimo.

Imponiendo la condición de mínimo error cuadrático para determinar m y b, se obtienen las expresiones 3.4 y 3.5.

$$\Delta = y - (kx + b); m(\Delta^2) = m(y^2 + k^2x^2 + b^2 - 2kxy - by + 2kbx) \tag{3.4}$$

$$m(\Delta^2) = m(y^2) + k^2m(x^2) + b^2 - 2km(xy) - 2bm(y) + 2kbm(x) \tag{3.5}$$

Imponiendo la condición de mínimo respecto a k y m, obtenemos el sistema 3.6.

$$\left.\begin{array}{l} \frac{\partial m(\Delta^2)}{\partial k} = 2km(x^2) - 2m(xy) + 2bm_x = 0 \\ \frac{\partial m(\Delta^2)}{\partial b} = 2b - 2m(y) + 2km(x) = 0 \end{array}\right\} \left.\begin{array}{c} km(x^2) + bm_x = m(xy) \\ km_x + b = m_y \end{array}\right\} \begin{array}{c} k = \frac{m(xy) - m_x m_y}{m(x^2) - m_x^2} \\ b = m_y - m_x \frac{m(xy) - m_x m_y}{m(x^2) - m_x^2} \end{array} \tag{3.6}$$

Las rectas de regresión de y sobre x y viceversa son, teniendo en cuenta que

$\sigma_x^2 = m(x^2) - m_x^2$ y que $m(xy) - m_x m_y = m\left[(x - m_x)(y - m_y)\right]$ se obtienen 3.7 y 3.8.

$$\frac{y - m_y}{\sigma_y} = \rho_{xy}\left(\frac{x - m_x}{\sigma_x}\right) \tag{3.7}$$

$$\frac{x - m_x}{\sigma_x} = \rho_{xy}\left(\frac{y - m_y}{\sigma_y}\right) \tag{3.8}$$

Para ρ_{xy} se tiene 3.9.

$$\rho_{xy} \equiv \frac{m\left[(x - m_x)(y - m_y)\right]}{\sigma_x \sigma_y} \tag{3.9}$$

Donde: ρ_{xy} es el coeficiente de correlación

Se puede comprobar que el error cuadrático medio se puede expresar como la expresión 3.10.

$$m(\Delta^2) = \sigma_y^2\left(1 - \rho_{xy}^2\right) \tag{3.10}$$

Este error es cero cuando la correlación es perfecta $\rho_{xy} = \pm 1$. Si el coeficiente de correlación es nulo, el error cuadrático coincide con la varianza.

Autocorrelación y correlación cruzada

Se considera el coeficiente de correlación entre $x(t)$ y $x(t + \tau)$ siendo $x(t)$ real acorde a 3.11.

$$\rho_{x(t)x(t+\tau)} = \frac{E(x(t) - m)(x(t + \tau) - m)}{\sigma_x^2} \Longrightarrow \rho_{x(t)x(t+\tau)} \frac{E[x(t)x(t + \tau)] - m^2}{\sigma_x^2} \tag{3.11}$$

La autocorrelación, relacionada con el coeficiente de correlación, se define acorde a 3.12.

$$R_x(\tau) \equiv E[x(t)x(t + \tau)] \tag{3.12}$$

Sus aplicaciones son similares a las del coeficiente de correlación. Si el proceso es estacionario, la autocorrelación dependerá de τ pero no de t.

Covarianza y autocovariación

Es un valor que indica el grado de variación conjunta de dos variables aleatorias. Es el dato básico para determinar si existe una dependencia entre ambas variables y además es el dato necesario para estimar otros parámetros básicos, como el coeficiente de correlación lineal o la recta de regresión.

La covarianza entre dos distribuciones conjuntas variables aleatorias reales *x* e *y* de segundos momentos finitos se define de acuerdo a 3.13.

$$\sigma(x,y) = E[(x - E[y])(y - E[x])] \tag{3.13}$$

Donde: E[*x*] es el valor esperado de *x*, conocido también como la media de *x*.

Apelando a la propiedad de la esperanza matemática lineal, se puede simplificar y obtener la forma 3.14.

$$\sigma(x,y) = E[xy] - E[x]E[x] - E[y]E[y] + E[x]E[y] \tag{3.14}$$

Aunque esta última ecuación es proclive a perder sentido cuando se la calcula con punto flotante aritmético y $E[xy] \approx E[x]E[y]$ y lo que debe evitarse en programas de computación cuando el dato no ha sido previamente centrado.

El estimador de la covarianza denotado S_{xy} de dos variables aleatorias x e y está dado por 3.15.

$$S_{xy} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \tag{3.15}$$

Cuando las variables aleatorias x e y son n-dimensionales, es decir , $x = (x_1, \dots, x_n)^t$ e $y = (y_1, \dots, y_n)^t$, su matriz de covarianzas Σ_{xy} se obtiene con 3.16.

$$\Sigma_{xy} = E([x - E(x)][y - E(y)]^t) \tag{3.16}$$

La función de *autocovariación* de un proceso estocástico se define en 3.17.

$$\sigma(x) = E\{[u(n) - \mu(n)][u(n-k) - \mu(n-k)]^*\}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \tag{3.17}$$

Donde: $E\{\}$ denota el operador de la expectación estadística

$*$ denota la conjugación compleja.

Densidad Espectral y densidad espectral cruzada

La densidad espectral se define como la transformada de Fourier de la autocorrelación (3.18).

$$S_x(f) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} R_x(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau, \quad R_x(\tau) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} S_x(f) e^{i2\pi f\tau} df \tag{3.18}$$

Esta definición es adecuada dado que la densidad existirá dado que $\lim_{r\to\infty} R_x(\tau) = 0$.

Además, la autocorrelación tiene un contenido en frecuencia similar a la función original. La densidad espectral es real, mientras que la TDF de la función original puede ser compleja. Por estas razones, la densidad espectral es muy utilizada.

La densidad espectral tiene un significado físico directo. La serie de Fourier de una función periódica viene dada por la expresión 3.19.

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} X_j e^{i2\pi j f_0 \tau} \tag{3.19}$$

Donde X_j está dado por 3.20.

$$X_j = \overline{X_{-j}} = \frac{1}{2}(a_j - ib_j) = \frac{1}{T}\int_0^T x(t)\, e^{-i2\pi j f_0 t} dt \tag{3.20}$$

La suma anterior representa parejas de vectores conjugados X_j y X_{-j} que giran con velocidades angulares opuestas. El movimiento resultante es un movimiento armónico de amplitud $2X_j$. El valor cuadrático medio de un movimiento armónico se expresa por 3.21.

$$m(x_0^2 sen^2(2\pi f t)) = \frac{1}{T}\int_0^T x_0^2 sen^2(2\pi f t) dt = \frac{x_0^2}{2} \tag{3.21}$$

Aplicando este resultado a los vectores conjugados X_j y X_{-j} se obtiene 3.22.

$$m\left(|X_j| e_0^{i2\pi j f_0 t} + |X_{-j}| e_0^{-i2\pi j f_0 t}\right) = \frac{(2|X_j|)^2}{2} = 2|X_j|^2 \tag{3.22}$$

El valor cuadrático medio está relacionado con la potencia de una señal armónica. Si la señal no es periódica su espectro de potencia está relacionado con la densidad espectral.

3.4 Transformada de Fourier discreta

La técnica que permite el uso de una computadora digital para calcular la respuesta de frecuencia a partir de una respuesta impulsiva y viceversa, es la transformada discreta de Fourier (Discrete Fourier Transform DFT) y su más eficiente realización la transformada rápida de Fourier (Fast Fourier Transform FFT).

Existe una relación entre la ecuación que calcula los coeficientes de respuesta impulsiva o coeficientes de Fourier, para una función periódica y como expresar las funciones periódicas en términos de los coeficientes de Fourier.

A través de la técnica de la transformada de Fourier es posible la representación de cualquier señal periódica en términos de su espectro o componentes de frecuencia. Esto da al investigador tremenda flexibilidad, porque la información que está oculta en la señal, es presentada como obvia en el espectro de la misma al ser calculados los coeficientes de Fourier.

La transformada de Fourier discreta se obtiene con la expresión 3.23.

$$X_j = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x_k e^{-i2\pi kj/N} \tag{3.23}$$

Donde x_k está dado por 3.24.

$$x_k = \sum_{j=0}^{N-1} X_j e^{-i2\pi kj/N} \tag{3.24}$$

3.5 Modelo autoregresivo

Las técnicas de estimación de la densidad de potencia espectral (PSD) basadas en procedimientos de la trasformada rápida de Fourier (FFT) son computacionalmente eficientes y producen resultados razonables para una gran clase se señales, sin embargo poseen algunas limitaciones: la resolución en frecuencia y el uso implícito de una ventana

para evitar fugas, especialmente cuando se analizan registros temporales cortos, lo que ocurre frecuentemente en la práctica ya que muchos procesos son de corta duración o tienen un espectro variable en el tiempo tal que las consideraciones de estacionalidad no aplican. En vibraciones mecánicas estas situaciones con pocos datos se obtienen, por ejemplo, de mediciones de máquinas que giran a bajas revoluciones o en casos de muy corta duración de exposición en uso de herramientas.

Las señales pueden ser descritas por sus parámetros estadísticos de segundo orden, es decir de forma paramétrica. De tal manera que la PSD de una señal será una función de los parámetros del modelo. Un aspecto importante de la aproximación paramétrica para la estimación espectral es que es posible realizar suposiciones más realistas respecto a la naturaleza del proceso medido fuera del intervalo de medición, en lugar de asumir que la misma es cero o periódica, por lo que se elimina la necesidad de utilizar una función de ventana. Uno de tales métodos se denomina modelación auto regresiva (AR). Los modelos auto regresivos (AR) surgen de la necesidad de una estimación espectral de alta resolución, siendo un método de modelado mediante una función de transferencia racional.

El modelo AR es apropiado para la estimación de espectros con picos finos, es decir, es de alta resolución.

La secuencia de datos de la señal puede ser aproximada utilizando un número finito de valores p, este modelo se expresa mediante una regresión lineal en si misma (de ahí el nombre “auto regresión”) más un error de aproximación $e[n]$, como se muestra en 3.25.

$$x[n] = -\sum_{k=1}^{p} a(k) \cdot x[n-k] + e[n] \tag{3.25}$$

Donde: $e(n)$ es ruido gaussiano con media cero y varianza σ^2

p es el orden del modelo

Este modelo considera que la vibración puede ser descrita como un filtro IIR, todos polos, con una entrada de ruido blanco, descrita mediante su función de transferencia mostrada en 3.26.

$$H_s(z) = \frac{1}{\sum_{i=0}^{M} a_i \, z^{-i}} = \frac{1}{A(z)} \tag{3.26}$$

Donde: a_i son los coeficientes del filtro

El estimador espectral AR es el que ha recibido más atención en la literatura técnica de los modelos de series temporales por dos razones. En primer lugar los espectros auto regresivos tienden a tener picos agudos, característica asociada con estimación espectral de alta resolución. La segunda razón es que las estimaciones de los parámetros AR se pueden obtener como soluciones de ecuaciones lineales, de esta manera se obtiene un sistema de ecuaciones de Yule - Walker que puede ser resuelto mediante la recursión de Levinson Durbin, utilizando la estructura hermitiana – Toeplitz de la matriz de correlación, de la expresión 3.27.

$$\begin{bmatrix} R_{ss}(0) & R_{ss}(-1) & \dots & R_{ss}(-(p-1)) \\ R_{ss}(1) & R_{ss}(0) & \dots & R_{ss}(-(p-2)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{ss}(p-1) & R_{ss}(p-2) & \dots & R_{ss}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} R_{ss}(1) \\ R_{ss}(2) \\ \vdots \\ R_{ss}(p) \end{bmatrix} \tag{3.27}$$

Donde:

$Rss(k) = Rss(-k)$ por lo tanto $Rss(-1) = Rss(1)$ y así sucesivamente.

Para obtener los índices de correlación $Rss(k)$, se utiliza 3.28.

$$R_{ss}(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1-|k|} S(i+|k|)S(i) \qquad para\ |k| < p+1 \tag{3.28}$$

El factor $1/N$, es el factor de escala de la autocorrelación parcial, el cual garantiza la estabilidad de los coeficientes.

Se debe escoger un número p de tal manera que pueda representar adecuadamente los picos relevantes de la señal, ya que mientras más grande sea este número, la respuesta en frecuencia del filtro se aproxima más al espectro de potencia continuo.

3.6 Extracción de parámetros y reconocimiento de patrones

La extracción de características o parámetros es el procedimiento mediante el cual se reducen los atributos de una entidad mientras se retiene la información útil que relaciona a la información con grupos o clases. Cuando se trabaja con señales del mundo real es deseable encontrar una representación efectiva de la señal, tal que sus características temporales y espectrales fundamentales, sean capturadas en una forma más compacta e informativa que la señal pura.

Para muchas señales de interés, la información dominante está caracterizada por su forma (ISO:2631-2, 2003) ya sea en el dominio del tiempo o de la frecuencia. Una aplicación muy importante de la extracción de características en el análisis de señales se da en la clasificación de señales anormales o diferentes.

La selección efectiva identifica y selecciona el mejor subconjunto de características del conjunto de entrada con respecto a la tarea que se quiere llevar a cabo. Un número limitado de características simplifica la representación tanto del patrón de entrada como la del clasificador, lo que resulta en un sistema más rápido y que usa menos memoria. Por otro lado, una reducción exagerada en el número de características podría llevar a una pérdida de información y poder discriminante, empobreciendo la precisión del sistema de reconocimiento (DUIN, 2000).

El diseño de un sistema de reconocimiento requiere atención cuidadosa a las siguientes características: definición de las clases de patrones, representación de los patrones, extracción y selección de parámetros (rasgos característicos), diseño y entrenamiento del clasificador, pruebas y evaluación (DUIN, 2000).

De acuerdo a lo anterior para llevar a cabo la tarea de reconocimiento de vibraciones y sus posibles alteraciones a la salud y el confort es necesario realizar la correcta extracción de parámetros para la clasificación de los mismos. Para lograr lo anterior, en primer lugar se deben seleccionar y generar patrones, y posteriormente proceder al el proceso de clasificación, como se muestra en la Fig. 3.4.

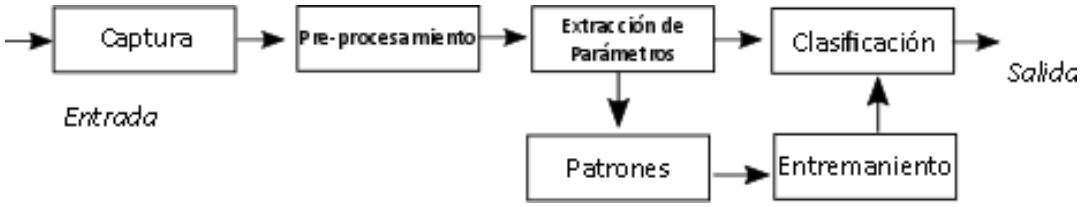


Fig. 3.4. Estructura de un clasificador de patrones general.

3.7 Lógica difusa

La *lógica difusa* ha cobrado una fama grande por la variedad de sus aplicaciones, las cuales van desde el control de complejos procesos industriales, hasta el diseño de dispositivos artificiales de deducción automática, pasando por la construcción de artefactos electrónicos de uso doméstico y de entretenimiento, así como también de sistemas de diagnóstico. De hecho, desde hace ya, al menos, década y media, la expedición de patentes industriales de mecanismos basados en la lógica difusa tiene un crecimiento sumamente rápido en todas las naciones industrializadas del orbe. Se ha considerado de manera general que el concepto de lógica difusa apareció en 1965, en la Universidad de California en Berkeley, introducido por Lotfi A. Zadeh (ISO:2041, 2009). Las lógicas difusas, pues de hecho hay que hablar de ellas en plural, son esencialmente lógicas multivaluadas que extienden a las lógicas clásicas. Estas últimas imponen a sus enunciados únicamente valores *falso* o *verdadero*. Bien que éstas han modelado satisfactoriamente a una gran parte del razonamiento ``natural'', es cierto que el razonamiento humano utiliza valores de verdad que no necesariamente son ``tan deterministas''. Las lógicas difusas procuran crear aproximaciones matemáticas en la resolución de ciertos tipos de problemas. Pretenden producir resultados exactos a partir de datos imprecisos, por lo cual son particularmente útiles en aplicaciones electrónicas o computacionales. El adjetivo ``difuso'' aplicado a ellas se debe a que los valores de verdad no-deterministas utilizados en ellas tienen, por lo general, una connotación de incertidumbre.

3.7.1 Conjuntos difusos

De manera intuitiva se tiene el concepto de *conjunto* como una colección bien definida de elementos, en la que es posible determinar para un objeto cualquiera, en un universo dado,

si acaso éste pertenece o no al conjunto. La decisión, naturalmente, es ``*sí pertenece*'' o bien ``*no pertenece*''. La noción intuitiva de conjunto puede, así, ser muy estrecha. En un *conjunto difuso* a cada elemento del universo se le asocia un *grado de pertenencia*, que es un número entre 0 y 1, a ese conjunto. Un conjunto difuso es pues una correspondencia (o función) que a cada elemento del universo le asocia su grado de pertenencia. Enunciada así esta definición parece ser cíclica, mas no lo es: un conjunto difuso es una función cuyo dominio es el universo y cuyo contradominio es el intervalo $[0,1]$. En tanto el grado de pertenencia sea más cercano a 1 tanto más estará el elemento en el conjunto y en tanto el grado de pertenencia sea más cercano a 0 tanto menos estará el elemento en el conjunto.

3.7.2 Sistemas basados en lógica difusa

Un sistema basado en lógica difusa siempre está compuesto por los siguientes bloques:

Bloque difusor-En este bloque a cada dato de entrada se le asigna un grado de pertenencia a cada uno de los conjuntos difusos considerados mediante la función característica ya comentada en apartados anteriores. Las entradas a este bloque son valores concretos de la variable a analizar y los datos de salida son los grados de pertenencia a los conjuntos estudiados.

Bloque de inferencia-Este bloque relaciona conjuntos difusos de entrada y de salida y representa a las reglas que definen el sistema.

Desdifusor-En este bloque a partir de los conjuntos difusos procedentes de la inferencia se obtiene un resultado concreto mediante la aplicación de métodos matemáticos de desdifusión.

3.7.3 Implementación de sistemas basados en lógica difusa

El diseño de un controlador basado en lógica borrosa supone establecer un compromiso entre diversos criterios de diseño: velocidad, precisión y flexibilidad, principalmente.

Para conseguir los resultados deseados debe plantearse la velocidad de respuesta del sistema de control, la cual vendrá limitada por otros factores, como el grado de precisión requerido o la flexibilidad del diseño. Así, si deseamos una alta precisión en el control

necesitaremos una gran cantidad de conjuntos para cada variable y un alto número de reglas, lo que exigirá una elevada cantidad de cálculos, causando un aumento del tiempo de respuesta.

Si además deseamos que el sistema de control tenga flexibilidad de adaptación a los caminos del sistema y aprender de los errores cometidos, serán necesarios muchos más cálculos adicionales, que también aumentarán el tiempo de respuesta.

Evidentemente, estas operaciones influyen en el coste del sistema final, y en muchos casos será ésta la mayor restricción del diseño.

Una vez decididas las prestaciones del diseño requeridas, se ha de utilizar una herramienta de desarrollo para el diseño del sistema y seleccionar la plataforma de implementación adecuada. Las herramientas de desarrollo suelen utilizar un lenguaje de descripción para independizar el diseño de la plataforma, como puede observarse en el esquema del proceso de diseño de un SLD mostrado en la Fig. 3.5.

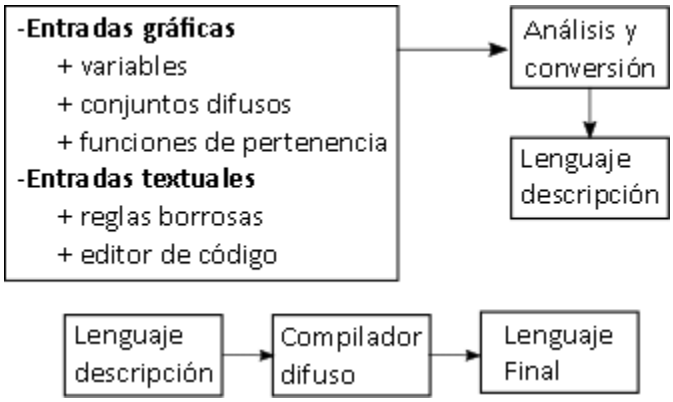


Fig. 3.5. Esquema de proceso de diseño para un sistema basado en lógica difusa.

En este sentido, los sistemas de desarrollo disponibles comercialmente más utilizados son FuzzyTECH, MATLAB, TILShell, FIDE y LABVIEW™.

3.7.4 Establecimiento del sistema

Es necesario establecer el objetivo que tendrá el sistema, teniendo como objetivos principales el control de sistemas y la clasificación. En este trabajo, el objetivo del sistema difuso es clasificación de patrones. El uso de sistemas difusos para la clasificación de

patrones ha sido aplicado de manera exitosa (Bombardier, 2010) (Roubos, Learning fuzzy classification rules from labeled data., 2003). Concretamente, el modelo TSK se ha usado debido a que permite la extracción de las características del modelo desde las mediciones; lo cual ha sido probado en la literatura (Babus'ka, 1998) (Takagi, 1985). Un modelo TSK es definido por diferentes reglas en la forma:

Regla: **If** $\frac{\delta a_z}{\delta t}$ is $B_i^{\delta a}$ **and** E_x is $B_i^{E_x}$ **and** v_t is $B_i^{v_t}$ **and** a_t is $B_i^{a_t}$ **and** $out_i = b_i, \forall\, i = 1, \dots, n$

Donde: B_j^i es el conjunto difuso *j* para l regla i

out_i es la salida parcial de la regla i

b_i es la consecuencia

n es el número de reglas

Cuando se tienen constantes b_i para cada una de las reglas, el sistema es conocido como un modelo TSK de orden cero. En este sentido, se arreglan reglas en la forma:

Regla 1: If $\frac{\delta a_z}{\delta t}$ is $B_1^{\delta a}$ **and** E_x is $B_1^{E_x}$ **and** v_t is $B_1^{v_t}$ **and** a_t is $B_1^{a_t}$ **then** $out_1 = b_1$

Regla 2: If $\frac{\delta a_z}{\delta t}$ is $B_2^{\delta a}$ **and** E_x is $B_2^{E_x}$ **and** v_t is $B_2^{v_t}$ **and** a_t is $B_2^{a_t}$ **then** $out_2 = b_2$

⋮

Regla n: If $\frac{\delta a_z}{\delta t}$ is $B_n^{\delta a}$ **and** E_x is $B_n^{E_x}$ **and** v_t is $B_n^{v_t}$ **and** a_t is $B_n^{a_t}$ **then** $out_n = b_n$

Para generar la salida final, es necesario calcular el peso τ_i para la i-ésima regla dada para una entrada x es calculada acorde a la expresión 3.29.

$$\tau_i(x) = \mu_i\left(\frac{\delta a_z}{\delta t}\right) \times \mu_i(e_x) \times \mu_i(v_t) \times \mu_i(a_t) \tag{3.29}$$

Donde: μ_i denota el grado de pertenencia del conjunto. La salida parcial $out_i(x)$ es obtenida con 3.30.

$$out_i(x) = \tau_i(x) \times out_i \tag{3.30}$$

Y las salidas parciales se usan para calcular la salida final, acorde a 3.31.

$$out(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \tau_i(x) \times out_i}{\sum_{i=1}^{n} \tau_i(x)} \tag{3.31}$$

Existen diferentes formas de obtener los parámetros que definen al modelo, como pueden ser métodos neuro-difusos (Mitra, 2000), métodos basados en algoritmos genéticos (Ishibuchi, 1999), algoritmos de optimización genética (Setnes, 1999), clusterización combinada con otros métodos como relaciones difusas (Roubos J. S., 2003). En el desarrollo del trabajo, se utilizarán las metodologías de clusterización-relaciones difusas y análisis estadístico.

3.8 Redes neuronales artificiales

Las técnicas de reconocimiento de patrones basadas en redes neuronales artificiales han recibido mayor atención recientemente.

Inspirada en la fisiología de la célula del sistema nervioso de los seres humanos, conocida como neurona, en ingeniería y matemáticas una red neuronal artificial (RNA) es un procesador distribuido en paralelo, que puede filtrar y procesar la información y tomar una decisión. En base a la analogía con el cerebro humano, una RNA necesita una cantidad determinada de información para entrenarse y posteriormente las conexiones entre las neuronas se utilizan para almacenas información.

Una de las principales características de las redes neuronales es su habilidad para establecer una relación entre las variables de entrada y las de salida. Esta relación se crea tras un

proceso de aprendizaje durante el cual se introduce en la red una serie de valores de entrada y los correspondientes resultados que debieran obtenerse. Tras este proceso de entrenamiento la red adquiere la capacidad de generalizar ante cualquier conjunto de valores nuevos que se le presenten.

Las neuronas que conforman la red están conectadas entre sí a través de uniones caracterizadas por pesos. Son estos parámetros, junto con los valores de umbral asociados a cada unidad, los que definen la configuración de la red y la calidad de los resultados obtenidos. Cada nodo transforma la suma ponderada de las salidas de las neuronas de la capa anterior de acuerdo con una función de transferencia determinada, al seleccionar esta función se ha de tener en cuenta el problema que se desea resolver: clasificación o aproximación.

3.8.1 Perceptrón multicapa

Este tipo de red neuronal artificial obedece a un algoritmo de gradiente descendiente en el que los pesos de la red se mueven a través del gradiente negativo de la función de salida. El término del algoritmo utilizado (backpropagation) se refiere a la manera en que el gradiente es calculado en una arquitectura multicapa no linear (Chow, 1996).

La importancia de esta arquitectura consiste en su capacidad de auto adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Este tipo de red es altamente aplicada en el reconocimiento de patrones ya que su algoritmo de adaptación de las variables mediante su entrenamiento le permite identificar y clasificar patrones incluyendo aquellas que nunca le han sido presentadas (MARTINEZ, 2000).

4. Diseño e implementación del sistema de medición

En este capítulo se describe el sistema de medición utilizado en los experimentos, para ello se presentan algunas de las características del hardware y del software utilizado.

Las mediciones se llevaron a cabo en 10 jornadas, mediante un programa desarrollado en LabVIEW™. Para la caracterización de los eventos se propuso el uso de mediciones mediante un acelerómetro para obtener su comportamiento por medio de las vibraciones que registra el vehículo y un dispositivo GPS. El software lleva a cabo la medición de vibraciones constante; y mediciones de velocidad y localización únicamente en el punto en el que se especifica de forma manual que ocurrió un evento. En el anexo A se puede observar el panel frontal del programa desarrollado en LabVIEW™ para realizar las mediciones (Fig.A.1 y Fig.A.2), y el programa desarrollado para recortar las señales de vibraciones y poder trabajar con ellas (Fig.A.3).

4.1 Diseño del sistema de medición

La Fig.4.1 muestra la arquitectura general del sistema de medición, que consta de:

- Dos sensores de aceleración lineales (acelerómetros) de grado industrial.
- Dispositivo GPS
- Tarjeta de adquisición de datos de amplio rango dinámico.
- Computadora portátil para procesar los datos.

Fig. 4.1. Arquitectura del sistema de mediciones.

4.1.1 Selección del vehículo

Se trabajó con un vehículo de tipo compacto ya que acorde a las cifras arrojadas por la Asociación Mexicana de Distribuidores Automotores (2014-2015) es el sector que más se ha vendido en los últimos 5 años, esto se debe principalmente al hecho de que ofrecen los precios más bajos y los más accesibles para la población; además del hecho de que son utilizados como vehículos dentro del programa Sistema de Transporte Colectivo Taxi Particular.

Siendo más específicos, el vehículo que se utilizó en el desarrollo del presente trabajo es un VW Gol modelo 2009, mostrado en la Fig.4.2, el cual cuenta con los sistemas de suspensión más utilizados en el mercado (independiente tipo McPhearson mostrada en Fig.4.3) debido a los bajos costos de fabricación que ofrece .

Fig. 4.2. Vehículo compacto utilizado en el trabajo de investigación.

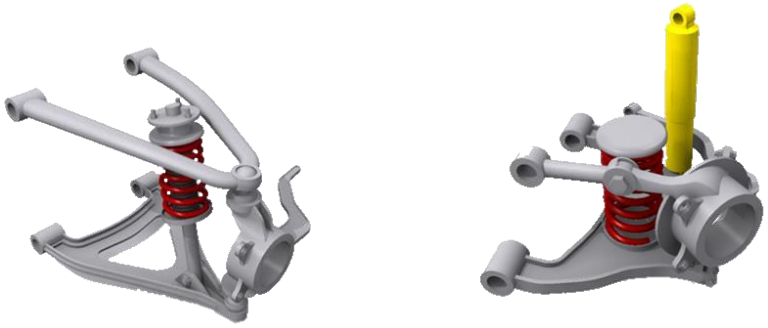


Fig. 4.3. Suspensión a) Delantera y b) Trasera del VW Gol.

4.1.2 Acelerómetro

Se utilizó el acelerómetro Modelo MA11 de Honeywell, el cual es un dispositivo piezoeléctrico amplificado diseñado para ser utilizados en aplicaciones industriales y de automatización; incluyendo pruebas en laboratorios y celdas de estudio. El dispositivo de medición se encuentra mecánicamente aislado de la base de montura, los materiales con los que se encuentra fabricado son diamagnéticos permitiendo que el dispositivo sea susceptiblemente bajo a afectación debida a campos magnéticos, además de que permite el montaje por medio de magnetos industriales. Las especificaciones generales se encuentran resumidas en la Tabla 4.1. Las especificaciones que entrega el fabricante se encuentran en el anexo A en la Fig.A.4.

Tabla 4.1. Características generales del acelerómetro MA11.

Modelo	MA11
Rango dinámico	±80 G
Sensibilidad	100 mV/G ±10%
Rango de frecuencia	2 Hz – 10 kHz ± 5%
Resonancia de la base	18 kHz
Temperatura de operación	-57°C – 138 °C
Límite de choque	2000 G
Tensión de alimentación	12 Vdc

Posicionamiento del acelerómetro

Uno de los puntos que influyen en el desarrollo del trabajo es la posición en la que se coloca el acelerómetro para llevar a cabo las mediciones de las vibraciones del vehículo; ya que

dicho parámetro repercute de forma directa en la calidad de la señal. Para obtener el punto de posicionamiento a utilizar, se llevó a cabo un estudio sobre diferentes puntos, tal y como se estudiaron en (Erikson, 2008). Los puntos de interés que se propusieron son:

a) El asiento. Este punto podría dar un acercamiento sobre cómo repercuten los eventos en el conductor.
b) Chasis. Este punto presenta el movimiento total que se genera en el vehículo.
c) Tablero. Lugar al alcance para colocar el acelerómetro, y tiene leves variaciones ya que no está muy aislado del chasis.

Para poder decidir entre estos puntos, se tomaron algunas mediciones con el sensor colocado en los diferentes puntos. Esto se ve ilustrado en la Fig. 4.4.

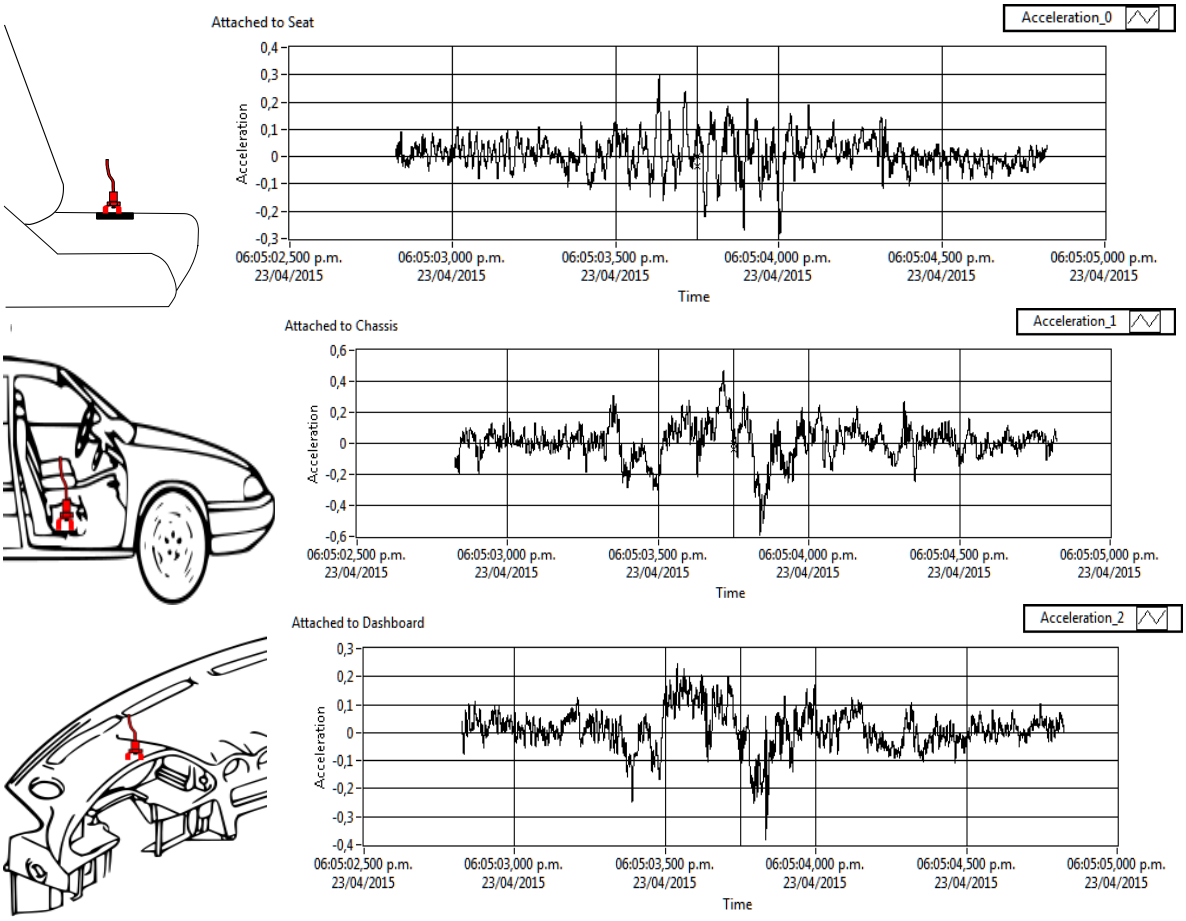


Fig. 4.4. Variación de la señal del acelerómetro (eje vertical) con respecto al punto de posicionamiento en a) Asiento, b) Chasis y c) Tablero.

Acorde a lo observado, se concluyó que la posición que arroja el mejor acercamiento al movimiento del vehículo es el chasis debido a que no tiene ninguna clase de mitigador de vibraciones, como lo tienen el asiento y el tablero (empaques, acojinamientos, entre otros). Esto es observable en la forma de la señal que se obtuvo al realizar las mediciones (Fig. 4.4), ya que se observó una gran mitigación en el asiento y una mitigación moderada en el tablero.

4.1.3 Dispositivo GPS

Para obtener una localización precisa en un tiempo conveniente acorde a las restricciones del sistema (sub-sección 4.2) se descartó trabajar con un dispositivo GPS de propósito general ya que entregaba un margen de error bastante amplio (hasta 15 m en ocasiones); y se decidió usar un dispositivo más preciso y rápido. Para ello, se utilizó el dispositivo GPS GLO Bluetooth de Garmin™, Fig. 4.5 provista por Garmin, el cual trabaja bajo el sistema de posicionamiento GPS+GLONASS.

Fig. 4.5. GLO Bluetooth Garmin.

El sistema de posicionamiento GLONASS (Sistema global de navegación por satélite) es una invención rusa para hacer la competencia de alguna forma al sistema de posicionamiento GPS de los americanos. Este sistema consta de 31 satélites los cuales están repartidos en tres grupos de ocho satélites cada uno, orbitando cada grupo en un plano diferente y quedando 7 satélites (de los cuales algunos están de reserva, en pruebas y para mantenimiento). Estos satélites orbitan a 19.100 km de la tierra, algo más cerca que los de GPS que están a 20.200 Km.

Un GPS que usa esta tecnología puede mantener su posición casi en cualquier parte del mundo, ya que normalmente el aparato trabaja con la tecnología americana GPS y cuando esta señal es débil se apoyara en el sistema GLONASS, con lo que no perderemos nuestra posición. Este sistema actualmente puede tener una exactitud de posicionamiento de 1-3 metros.

Algunas especificaciones del dispositivo GLO Bluetooth de Garmin son las siguientes:

- **Tamaño:** .70" x 1.65" x 3.04" (1.78 x 4.19 x 7.72 cm)
- **Tecnología de recepción:** GPS+GLONASS
- **Frecuencia de trabajo:** 10 Hz
- **Precisión:** 3 metros

Las especificaciones que entrega el fabricante se pueden observar en el anexo A, en la Fig. A.5.

Protocolo NMEA 0183

Es una especificación combinada eléctrica y de datos entre aparatos electrónicos marinos y, también, más generalmente, receptores GPS.

El protocolo NMEA 0183 es un medio a través del cual los instrumentos marítimos y también la mayoría de los receptores GPS pueden comunicarse los unos con los otros.

Para ser específicos, el dispositivo GPS GLO Bluetooth de Garmin™ trabaja con dicho protocolo de comunicación, y emite diversos mensajes bajo diferentes etiquetas:

- $GPRMC que especifica los datos mínimos para la localización y tránsito vehicular.
- $GPGGA que especifica los datos para posicionamiento global preciso.
- $GPVTG que especifica los datos para pistas y velocidad.

La etiqueta que nos concierne es la $GPRMC recomendada con los datos mínimos para especificar GPS y tránsito, la cual emite los datos de la Tabla 4.2.

Tabla 4.2. Datos que emite el GPS a través de la etiqueta $GPRMC.

Nombre	Ejemplo	Descripción
Identificador	$GPRMC	Datos GPS/Tránsito
Hora	225446	22:54:46 UTC
Estado **A-Válido** **V-Advertencia**	A	Válido
Latitud	4124.8963,N	41d 24.963' N
Longitud	08151.6838, W	81d 51.6838' W
Velocidad	15.2	15.2 nudos
Curso	54.7	Verdadero
Fecha	191194	19 Noviembre 1994
Variación magnética	20.3,E	Grados Este
Checksum	*75	Usado por el programa para verificar errores de transmisión.

4.1.4 Tarjeta de adquisición de datos

La adquisición y acondicionamiento de los datos de la señal eléctrica que proporciona la salida del acelerómetro 3093B1 se realiza mediante el módulo NI 9234 de National Instruments™. Es una tarjeta con un microprocesador y cuatro canales para hacer mediciones de alta precisión, mediante sensores IEPE. Tiene un rango dinámico de 102 *dB* e incorpora acondicionamiento de la señal para acelerómetros y micrófonos. Permite la adquisición simultánea de los cuatro canales a tasas de 2 a 50 *kHz*, además incluye filtros digitales anti-aliasing que se ajustan automáticamente a la frecuencia de muestreo. Tiene una resolución de 24 bits, el ADC es del tipo delta-sigma y el rango de entrada es de ± 5V. En la Fig. 4.6, provista por National Instruments, se muestra la tarjeta de adquisición de datos NI USB-9233.

Fig. 4.6. Tarjeta de adquisición de datos NI-USB9233.

Una de las características que hacen conveniente esta tarjeta para ser integrada en el sistema de medición, es el bajo consumo de energía eléctrica que requiere, puesto que se alimenta del puerto USB de la computadora a la cual sea conectada. Además, por su tamaño es discreta y portátil para realizar experimentos en diferentes escenarios.

Las características principales son:

- 4 canales de entrada analógica, que pueden digitalizar simultáneamente señales a velocidades de hasta 51.2 KHz por canal.
- 51.2 KS/s por canal a la máxima frecuencia de muestreo, entrada de ±5V.
- Resolución: 24 bits
- Rango dinámico: 102 dB.
- Acondicionamiento de señal IEPE (0-2mA), seleccionable mediante software.
- USB

Las especificaciones que entrega el fabricante se pueden observar en el anexo A, en la Fig.A.6.

Los datos recolectados de cada una de las señales es almacenada en un búfer, pasando por un prefiltro analógico y muestreada mediante un convertidor analógico a digital (ADC) mediante modulación delta-sigma que realiza el filtrado digital con una frecuencia de corte que se ajusta automáticamente a la frecuencia de muestreo seleccionada por el usuario.

4.1.5 Requerimientos sobre la frecuencia de muestreo

El teorema de muestreo de Nyquist establece que, para reconstruir una señal a partir de sus muestras la frecuencia de muestreo debe ser al menos del doble de la frecuencia del mayor armónico de la señal. En la Fig. 4.7 se muestra el espectro en frecuencia de una señal de vibración provocada por un evento. En este tipo de señales el armónico de mayor frecuencia se encuentra alrededor de los 250 Hz. Sin embargo, los armónicos con mayor energía se encuentran alrededor de los 30 Hz. Por otro lado, acorde a la norma ISO 8041 la frecuencia de muestreo para un análisis se debe estudiar al señal en un margen entre 1 a 1.5 kHz; y la tolerancia especificada es de nueve veces la frecuencia fundamental.

Por lo tanto, una frecuencia de muestreo de 10 kHz es suficiente para este tipo de señales, pues equivale a muestrear la señal aproximadamente igual a diez veces la frecuencia mayor especificada y equivale a cuatro veces la frecuencia especificada por la norma (nueve veces el armónico de mayor frecuencia 2250Hz). Con la tarjeta de adquisición de datos que se maneja se puede logra una frecuencia de muestreo de hasta 50 kHz; pero la frecuencia de respuesta máxima que indica el acelerómetro es de 10 kHz.

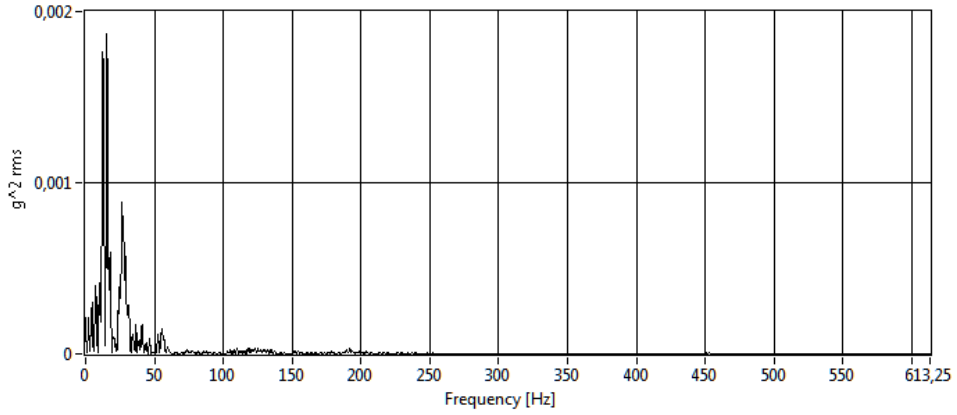


Fig. 4.7. Espectro en frecuencia de señal de vibración de un evento.

5. Análisis de datos

En este capítulo se expondrán algunas características propuestas para llevar a cabo la distinción entre las señales a reconocer. Para el estudio de estas características, se desarrolló un programa en LabVIEW™, en el anexo B se puede observar la pantalla de la sección de dicho programa que ayuda a la selección de la señal con la que se desea trabajar (Fig.B.1a), y la sección que incluye una buena cantidad de herramientas para el estudio de características de las señales de eventos (Fig.B.1b).

5.1 Eventos

Se denominó evento a aquellos sucesos detectados por el transitar de un vehículo a través de las vialidades que no pueden ser definidos como superficie plana (calle) para transitar. Estos eventos se clasificaron en eventos planificados (topes, reductores de velocidad y parches en buenas condiciones) y anomalías (baches, topes en malas condiciones, coladeras en malas condiciones). Se debe precisar que la investigación se centró en clasificar fallas relevantes de tipo deformación y desintegración en grados avanzados (mayores a 15 cm), aunque en la práctica se llegaron a clasificar eventos de hasta 5 cm.

5.2 Valor RMS

Esta técnica toma en cuenta los impactos ocasionales y vibraciones transitorias en una señal de vibración, mediante el uso de una constante de tiempo corta. En este caso, la magnitud de la vibración se define como un valor máximo de la vibración transitoria (MTVV), dado como el máximo de $a(t)$, definida en la expresión 5.1.

$$a_{ref} = \sqrt{\frac{1}{T}\int [a(t) * a(t)]\, dt} \tag{5.1}$$

Donde: T es el periodo de evaluación

$a(t)$ es la aceleración de la señal de estudio

5.3 Factor de cresta

Dentro de las técnicas de análisis de señales en el dominio del tiempo, el factor de cresta FC (Fink, 1990) es sin duda una de las más simples y rápidas de implementar por medio de programas de cómputo. Prueba de ello, es que se han utilizado confiablemente en programas para el cuidado de maquinaria, ya que miden la vibración mecánica y otras variables y para evaluar la calidad de la alimentación eléctrica basados en la distorsión de la corriente en la carga implantados por compañías que desarrollan e integran instrumentos y equipos para esta labor (Bruel & Kjaer Instruments, Inc., 1989a) (Bruel & Kjaer Instruments, Inc., 1989b), todo esto desde hace ya varios años.

El factor de cresta se define en 5.2.

$$FC = \frac{a_p}{a_{ref}} \tag{5.2}$$

Donde: a_p es el valor pico de la señal (aceleración pico de la vibración)

a_{ref} es la aceleración eficaz o RMS

La Fig. 5.1 muestra una señal de a un evento para ser caracterizado, su factor de cresta y valor RMS.

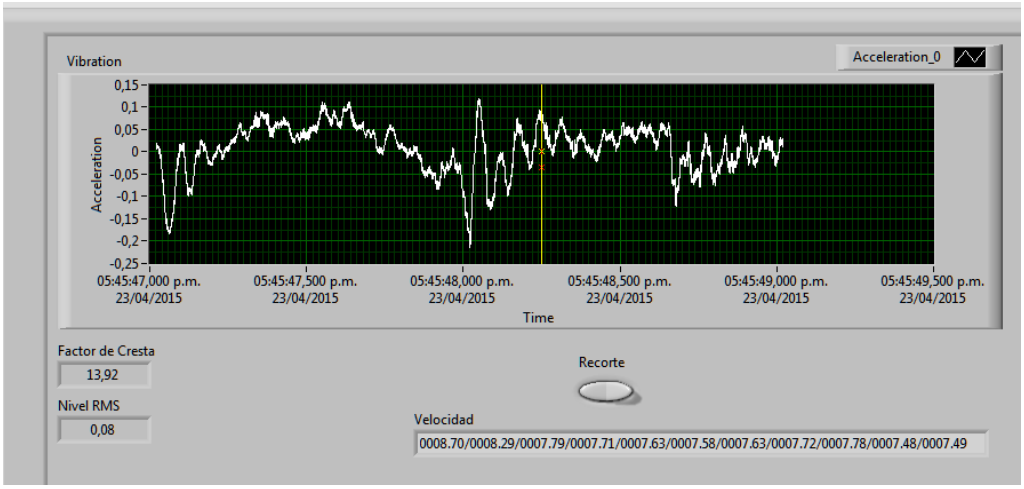


Fig. 5.1. Factor de cresta y valor RMS para un evento.

5.4 Energía de la señal

Para una señal $x(t)$ arbitraria una forma habitual de caracterizarla suele ser en función de la potencia (no confundir con energía), ya que nos dice el gasto que nos supone enviar o transmitir esa señal. Así, una señal con más potencia que otra podrá enviarse hasta lugares más remotos, mientras una señal de potencia débil, a igualdad de factor de atenuación en el medio de propagación, se desvanecerá más rápidamente, limitando la distancia máxima de su alcance. Igualmente, una señal de más potencia requerirá más gasto del sistema eléctrico. Resumiendo, la potencia nos dice la energía de una señal **por unidad de tiempo**, y su unidad son los watts. La energía es atemporal y se mide en Joules. Por lo dicho anteriormente, la potencia y la energía de una señal están relacionados entre sí. Se define la potencia en la expresión 5.3 y la energía de una señal $x(t)$ en la expresión 5.4.

$$P_x = \lim_{T\to\infty} \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \tag{5.3}$$

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \tag{5.4}$$

Es importante recalcar las unidades de cada uno para ver así la diferencia entre una medida y la otra. E se mide en Joules (J). La potencia, se mide en Joules entre s (J/s). Por lo dicho anteriormente, watts = J/s.

5.5 Velocidad y aceleración del vehículo

La **velocidad** es una magnitud física de carácter vectorial que expresa el desplazamiento de un objeto por unidad de tiempo. Se representa por $\vec{v}$ o **v**. En análisis dimensional sus dimensiones son [L]/ [T]. Su unidad en el Sistema Internacional de Unidades es el metro por segundo (símbolo m/s).

En virtud de su carácter vectorial, para definir la velocidad deben considerarse la dirección del desplazamiento y el módulo, el cual se denomina celeridad o rapidez.

De igual forma que la *velocidad* es el ritmo o tasa de cambio de la posición por unidad de tiempo, la **aceleración** es la tasa de cambio de la velocidad por unidad de tiempo.

Dentro de la investigación realizada los parámetros de velocidad y aceleración resultaron importantes dado que la velocidad y aceleración que un conductor induce al vehículo antes de impactar con un evento son diferentes, la mayor parte de las veces, dependiendo del tipo al que pertenezca dicha eventualidad. Por ejemplo, una gran parte de los conductores frenan al acercarse a un evento de tipo planificado, lo que reduce en gran cantidad la velocidad del vehículo e induce una aceleración de tipo negativa. Caso contrario lo que sucede al acercarse a un bache, donde el conductor mantiene la velocidad o inclusive acelera; provocando un incremento en la velocidad del vehículo y una aceleración de tipo positiva.

En el caso de la velocidad, el dispositivo GPS tiene la facultad de calcular una cantidad bastante aproximada de la velocidad del vehículo ($\pm 1.5 m/s^2$). Esta velocidad se obtuvo de los datos arrojados por el dispositivo GPS, recordando que solo se necesita saber la etiqueta que representa dicho parámetro se puede recortar dicho dato y trabajar con él. El dato que arroja el GPS está expresado en nudos; para tener un mejor entendimiento se llevó a cabo la conversión a km/h. Posteriormente el valor se anexó en un vector que representaba las últimas 25 tomas de velocidad del GPS; esto con la intención de trabajar con valores de velocidad promedio (ecuación 5.5) y no puntuales, además de ayudar a la tarea de calcular la aceleración.

$$v = \frac{\sum_{i=1}^{n} v_i}{n} \tag{5.5}$$

La aceleración puede ser calculada con ayuda de un vector de velocidad mediante la expresión 5.6.

$$a = \frac{v}{t} \tag{5.6}$$

Donde: a es la aceleración puntual del vehículo

v es la velocidad puntual del vehículo

t es el tiempo que transcurre entre la lectura de dos datos de velocidad entregados por el dispositivo GPS

Posteriormente, la aceleración promedio se obtuvo con la ecuación 5.7.

$$a = \frac{\sum_{i=1}^{n} a_i}{n} \tag{5.7}$$

5.7 Decaimiento de las vibraciones

Un factor que muestra una diferencia que puede usarse para caracterizar la señal es la velocidad de cambio de las señales de vibraciones para anomalías y eventos construidos para reducir la velocidad, ya que como los impactos que se producen al transitar sobre una anomalía son muy bruscos la velocidad de cambio que se presenta entre un valor estable y un pico es menor comparada con la de un elemento construido para la reducción de velocidad; además, normalmente presenta una mayor cantidad de picos una anomalía que un evento construido para la reducción de la velocidad, por lo que el estimado del promedio de estos provee una mejor caracterización. Esto puede ser calculado con ayuda de la expresión 5.8.

$$D_z = \frac{\sum_{i=1}^{n} \frac{da_z}{dt}}{n} \tag{5.8}$$

Donde: $\frac{da_z}{dt}$ son las pendientes (velocidad de cambio) encontradas en la señal de aceleración en el eje vertical.

n es la cantidad de máximos encontrados.

5.6 Espectro en frecuencia

El espectro de frecuencia se caracteriza por la distribución de amplitudes para cada frecuencia de un fenómeno ondulatorio (sonoro, luminoso o electromagnético) que sea superposición de ondas de varias frecuencias. También se llama espectro de frecuencia al gráfico de intensidad frente a frecuencia de una onda particular.

Dadas las características del espectro en frecuencia puede usarse como medida para determinar si la frecuencia puede ser utilizada como una característica que ayude a la diferenciación de las señales. Para llevar a cabo el estudio de qué tan determinante resulta ser la frecuencia para la diferenciación delas señales producidas por los eventos, se hizo uso de la plataforma de programación LabVIEW™.

La Fig. 5.2 muestra el espectro en frecuencia de un evento clasificado como anomalía.

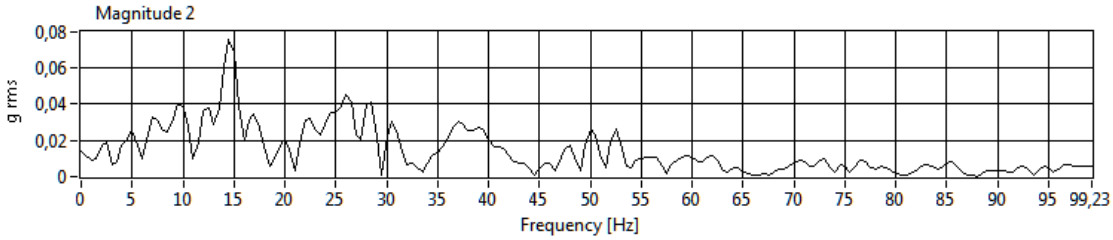


Fig. 5.2. Espectro en frecuencia de una anomalía.

La Fig. 5.3 muestra el espectro en frecuencia de un evento clasificado como planificado.

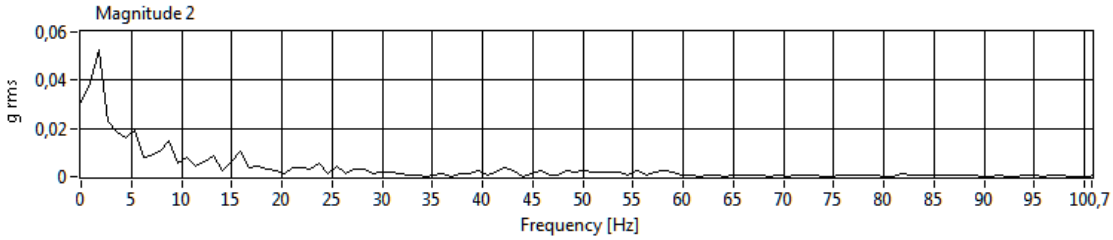


Fig. 5.3. Espectro en frecuencia de un evento planificado.

Debido a la información obtenida llevando a cabo la obtención del espectro en frecuencia de las señales, se verificó la forma en la que la frecuencia puede ayudar a diferenciar las señales. Para ello, se estudiaron otras características obtenidas de la frecuencia.

5.7 Modelo autoregresivo

Este análisis se caracteriza en la posibilidad de obtener la envolvente del espectro en frecuencia de la señal, considerado los picos y los valles de la señal, y a partir de ello obtener como resultado el porcentaje de energía presente en cada una de las bandas respecto a

total de la energía de la señal. La envolvente del espectro se obtiene mediante la respuesta de un filtro auto regresivo, como se mostró en el capítulo 3. Tomando dicha envolvente, se separa en bandas de frecuencia considerando los valles del espectro de la señal. Esto es importante porque permite ver en que bandas de frecuencias se concentra la mayor energía de la señal de manera sencilla, sin la necesidad de utilizar todos los valores obtenidos del análisis de la FFT.

Se utilizó únicamente la componente Z para una señal de vibración obtenida del acelerómetro. El número de coeficientes p utilizados para este caso es $p = 16$, y se obtuvo a través de varias pruebas en las que se utilizaron diversos valores. Se eligió este valor, ya que para las respuestas en frecuencia del tipo de señales evaluadas es suficiente para poder distinguir las frecuencias principales sin llegar a perder rasgos (caso de p menor). Si p es mayor la resolución del filtro tiende a parecerse a respuesta en frecuencia obtenida mediante FFT y por lo tanto hay mayor susceptibilidad entre señales del mismo tipo de la misma clase. Este vector de 16 coeficientes obtenidos, es utilizado para generar patrones entre las clases de las señales estudiadas.

5.8 Localización de eventos

Como se mencionó en la sección 4.1.2, se trabajó con el dispositivo GPS GARMIN GLONASS, que trabaja bajo el protocolo NMEA. Este dispositivo arroja las siguientes sentencias de código:

- $GPRMC que especifica los datos mínimos para la localización y tránsito vehicular.
- $GPGGA que especifica los datos para posicionamiento global preciso.
- $GPVTG que especifica los datos para pistas y velocidad.

De dichas sentencias, la sentencia que emite los datos que se usaron para la caracterización de señales y la localización es la sentencia $GPRMC, a continuación se muestra una muestra de dicha etiqueta y se sombrean los datos que se usaron; la Fig.5.4 muestra su implementación en un mapa.

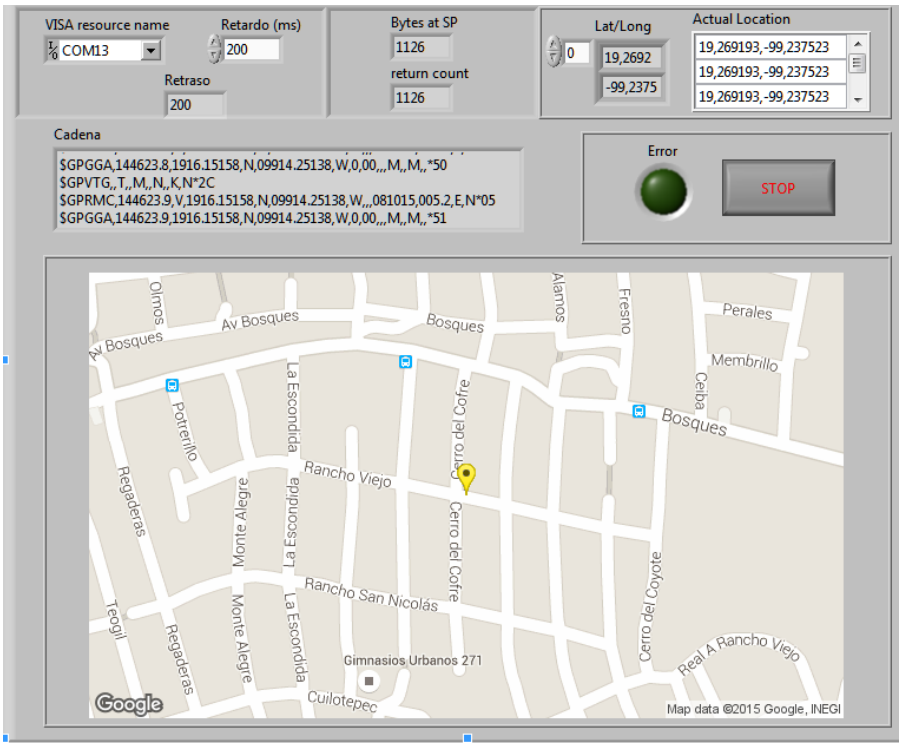


Fig. 5.4. Despliegue en una instancia de Google Maps de la sentencia del GPS.

$GPRMC,144623.7,V,1916.15158,N,09914.25138,W,10.5,,081015,005.2,E,N*0B.

La sección de color azul muestra las etiquetas de localización del dispositivo GPS, y la sección color naranja la velocidad en nudos.

El dispositivo GPS muestra la representación gradual de la localización, lo cual implica que trabaja la localización en el siguiente formato:

- 19°16’15.15” N; 99°14’25.13” W

La instancia de Google Maps trabaja con notación absoluta, por lo que se debe llevar a cabo la conversión. Para ello, basta con separar la parte entera (19°) de la parte residual, y aplicar una conversión de base 60 a base 10 de los datos. Esto se llevó a cabo mediante algoritmos de conversión y enmascaramiento en LabVIEW™, como se observa en la Fig.5.5.

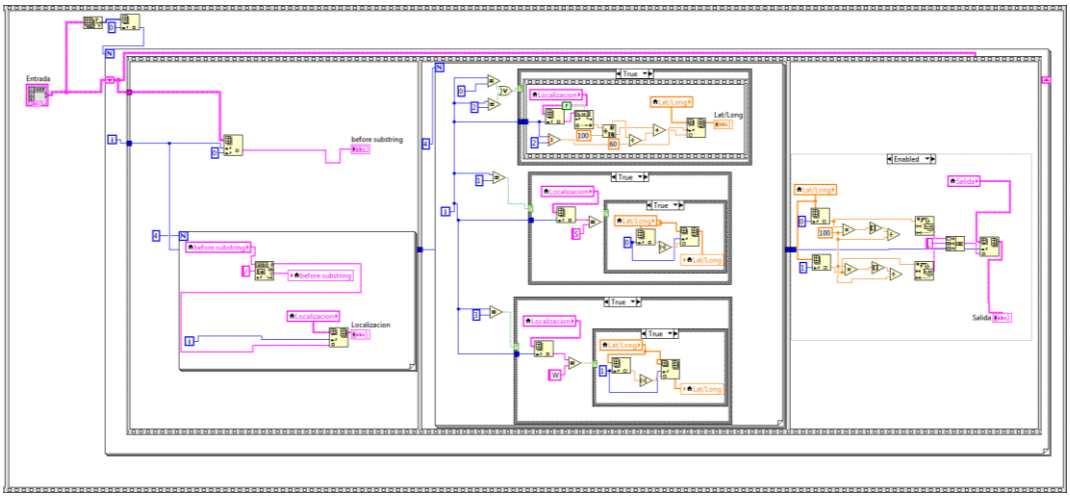
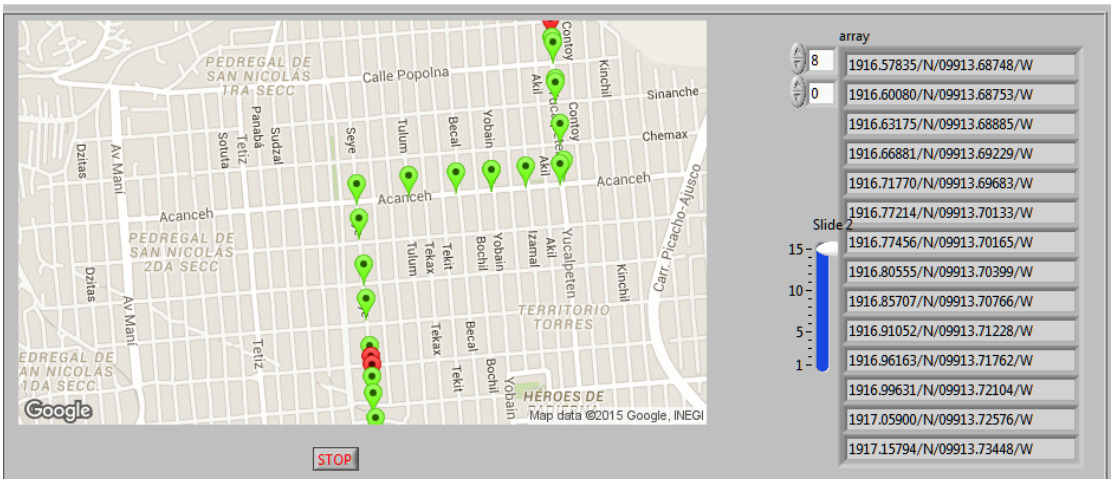


Fig. 5.5. Algoritmo de conversión de datos.

Dicho procedimiento se llevó a cabo en todas las etiquetas. Además de ello, se puede cambiar el tipo de mapa usado en la instancia de Google Maps y el tipo de marca que se usa, por lo que se pueden tener mapas personalizados señalizando el tipo de evento que se ha clasificado. En la Fig. 5.6 se observa un mapa de reconocimiento del estado de vialidades en calles del sur del Valle de México. Las marcas de color rojo indican anomalías en el pavimento, y las marcas de color verde indican eventos planificados para la reducción de velocidad.



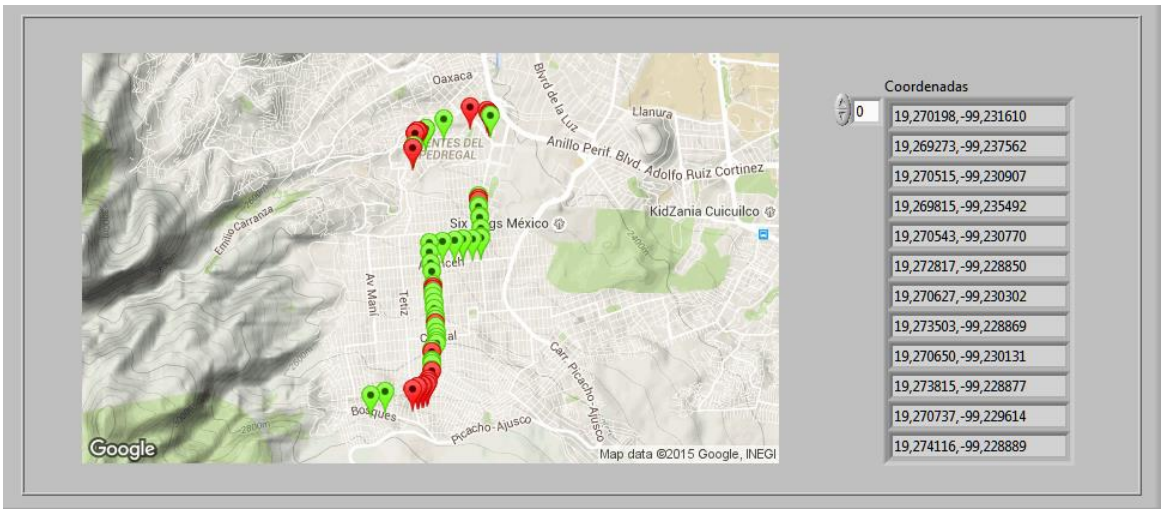


Fig. 5.6. Reconocimiento del estado de vialidades al sur del Valle de México.

6. Reconocimiento de patrones

El presente capítulo muestra la forma en la que se implementaron los algoritmos expuestos en el capítulo previo, además de exponer los bloques que se implementaron para llevar a cabo la clasificación de los eventos.

6.1 Definición del espacio de trabajo

Antes de establecer los algoritmos de caracterización e implementar el sistema de clasificación, se debe definir el espacio de trabajo y las clases en las que se va a dividir (Kroll, 1996). En el caso de este trabajo se tendrá un universo denominado eventos $\{\Omega\}$, el cual será dividido en dos clases: la clase de las anomalías $\{A\}$ constituidas por baches, fracturas del pavimento y coladeras en malas condiciones; y la clase de los eventos planificados $\{N\}$ constituido por los topes y parches en las calles, teniendo como definición del espacio de trabajo la siguiente expresión:

$$\Omega \in \{A, N\} \tag{6.1}$$

6.2 Metodología

Para el desarrollo del trabajo, se requirió del diseño de un sistema capaz de reconocer y clasificar eventos generados por el transitar de vehículos por las vialidades de la ciudad de México. La metodología para llevar a cabo dicho diseño se expone a continuación:

1. Obtener el Corpus de eventos.
2. Selección de algoritmos para llevar a cabo la posterior clasificación.
3. Creación de patrones representativos de ambas clases.
4. Establecer y delimitar o entrenar el clasificador que se utilizará para clasificar o reconocer los patrones.
5. Verificar el grado de aceptación de los clasificadores.

6.3 Corpus de eventos

La obtención de las señales de las vibraciones mecánicas en el vehículo se realiza mediante los métodos descritos en los capítulos 3 y 4. En este trabajo, el corpus de vibraciones en el vehículo está conformado por señales de vibración únicamente en el punto de montaje seleccionado, las señales fueron recolectadas y almacenadas con una frecuencia de muestreo de 10 kHz durante toda una trayectoria, con sus respectivas localizaciones dadas por el dispositivo GPS; indicando de forma manual el momento en el que se presentaban los eventos. Las mediciones fueron obtenidas durante cinco jornadas de medición distintas dentro de una misma ruta seleccionada, con el propósito de caracterizar los eventos ubicados en calles con una gran cantidad de anomalías de uso frecuente en la zona sur.

6.4 Algoritmos usados para extracción de características

El primer paso que el sistema realiza es la detección de un evento. Para ello, se utilizó un algoritmo sencillo denominado Z-peak (Erikson, 2008); en el cual se detecta el evento de acuerdo a un nivel de amplitud de la señal. En el caso del presente estudio, se modificó dicho algoritmo tomando en cuenta también el valor RMS (factor de cresta) y la velocidad del vehículo. Se llevó a cabo un análisis estadístico de 135 eventos, obteniendo los resultados de la Tabla 6.1:

Tabla 6.1. Resultados del análisis de factor de cresta en eventos.

Parámetro	Media (m/s^2)	Máximo (m/s^2)	Mínimo (m/s^2)
Valor RMS	**0.08**	**0.11**	**0.06**
FC	**14.21**	**17.5**	**11.3**

Cabe mencionar que, aunque ambos parámetros arrojaron buenos resultados para caracterizar a los eventos, no arrojaron buenos resultados para clasificar dichos eventos.

En lo que se refiere a clasificación de los eventos, el primer algoritmo que se propuso fue el de la energía contenida en la señal. El mecanismo usado para el procesamiento de dicha característica se expone en el capítulo 5. Para el presente trabajo el estudio de la energía de la señal de aceleración del eje transversal del vehículo resultó de gran importancia; ya que el movimiento que describe el vehículo en su dirección transversal al pasar por un evento planificado, como puede ser un tope, es menor que el que describe al pasar por una anomalía. Dicho efecto se ve representado en la Fig. 6.1.

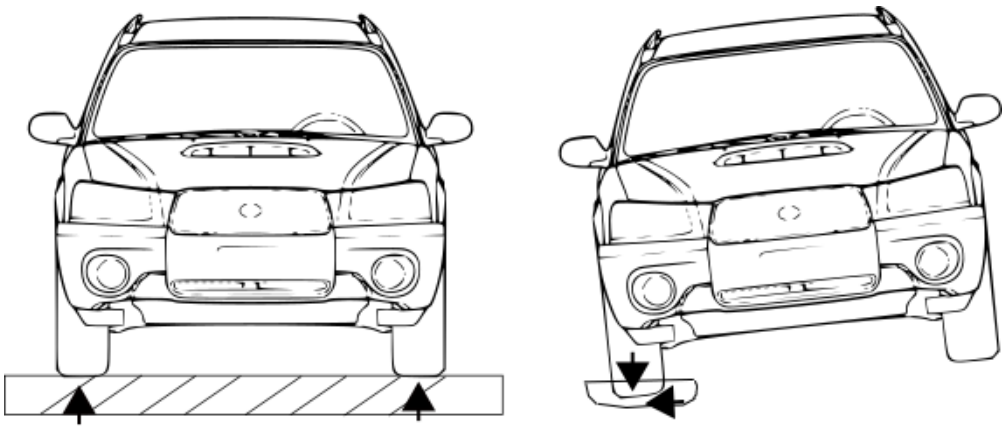


Fig. 6.1. Movimientos generados por a) Tope, y b) Bache.

Dada la información anterior, se realizó un análisis estadístico en 135 eventos (50 anomalías, 85 eventos planificados), del cual se obtuvieron los resultados que se observan en la Tabla 6.2.

Tabla 6.2. Resultados del análisis de energía en el eje transversal del vehículo.

Parámetro	Media (mJ)	Máximo (mJ)	Mínimo (mJ)
Energía	**65.05**	**314.7**	**7.08**

La velocidad y aceleración del vehículo son otras dos características que se tomaron en consideración para la clasificación del vehículo. Esto dado que es sabido que la mayoría de los conductores modifican la velocidad y aceleración del vehículo al acercarse a una

anomalía o un evento planificado para evitar el contacto directo del vehículo con éste. Tomando la hipótesis anterior se realizó un análisis estadístico en 135 eventos (50 anomalías, 85 eventos planificados), del cual se obtuvieron los resultados que se observan en la Tabla 6.3.

Tabla 6.3. Resultados del análisis de velocidad y aceleración promedio del vehículo al transitar sobre eventos.

Parámetro	Media	Máximo	Mínimo
Velocidad (m/s)	**16.4**	**41**	**1.33**
Aceleración (m/s^2)	**-2.05**	**3.54**	**-10.59**

6.5 Red neuronal

Para el caso de la red neuronal, se propuso trabajar con la señal de medición de aceleración en el eje z.

$$m = [a_z(t)]$$

Donde: $a_z(t)$ representa las vibraciones en el eje Z.

Para tener una mejor visibilidad de la señal, se llevó a cabo una decimación de la señal original de 10 veces la señal original.

Para tener la representación de dicha señal, se trabajó con el modelo autoregresivo de 17 coeficientes de la transformada de Fourier de dicha señal decimada 150 veces.

La creación del patrón representativo incluyó los rasgos característicos usados para la clasificación de los eventos como se muestra a continuación:

17 Coeficientes provenientes del análisis AR	17 valores
$x_{h1}, x_{h2}, x_{h3}, \dots, x_{h16}, x_{h17}$	X

Fig. 6.2. Vector del patrón para clasificar eventos.

La arquitectura del clasificador propuesto basado en redes neuronales se puede observar en la Fig. 6.3.

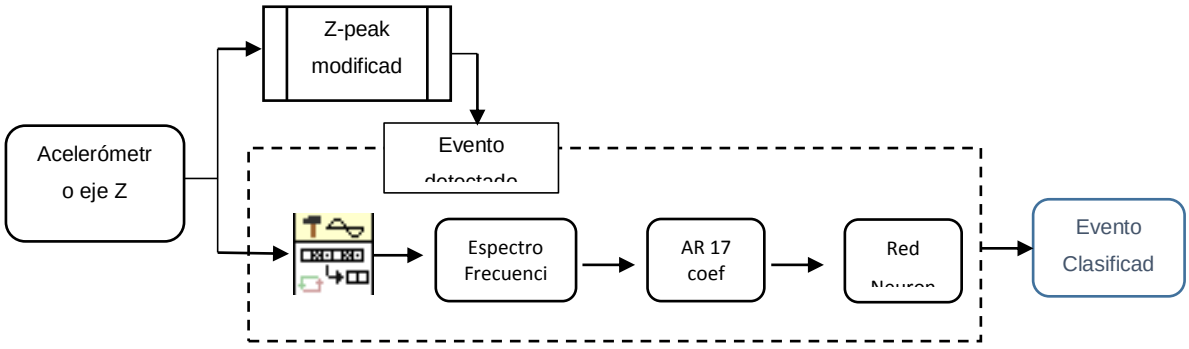


Fig. 6.3. Arquitectura general del clasificador basado en redes neuronales.

Inicialmente se tenían 200 señales de vibraciones en un auto emitidas por el transitar del vehículo en vialidades, las cuales se usaron para crear patrones y fueron divididas de la siguiente forma (Fig. 6.4):

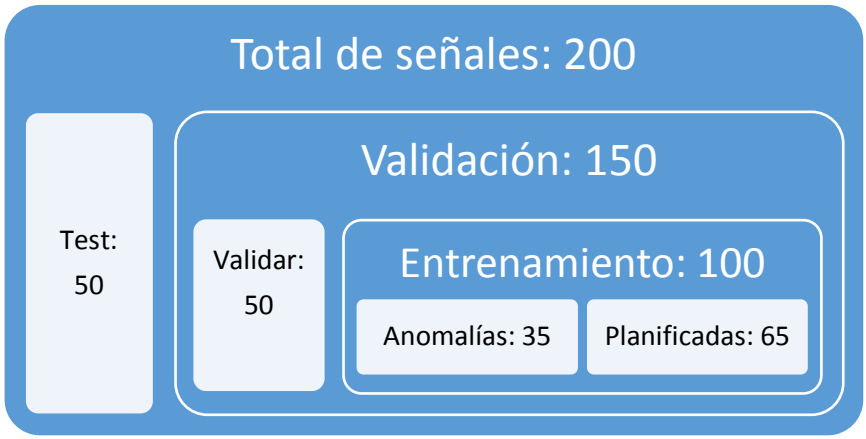


Fig. 6.4. Conjunto de patrones utilizados.

La red neuronal artificial que se utilizó en este proyecto se basa en la arquitectura de feedforward /backpropagation en un perceptrón multicapa.

La determinación de la arquitectura óptima se llevó a cabo entrenando varias redes de diferentes tamaños, con una y más capas ocultas, con distintas cantidades de neuronas

(ocultas) y usando varias inicializaciones aleatorias de la matriz de pesos. De esta manera se intentó disminuir la probabilidad de que el algoritmo de entrenamiento quedara atrapado en un mínimo local de la superficie de error.

Para comparar la capacidad de generalización de las diferentes redes se estudió el error de validación promedio. Una vez fijada la arquitectura de la red se variaron los parámetros críticos del algoritmo de entrenamiento para determinar los valores del ritmo de aprendizaje y del momento que permitían obtener mejores resultados.

Una vez que se tuvieron los patrones de eventos listos, se agruparon y se eligieron los más representativos de cada clase. Esta red neuronal fue programada y entrenada en MATLAB®.

Después de las pruebas se llegó a la arquitectura mostrada en la Fig. 6.5.

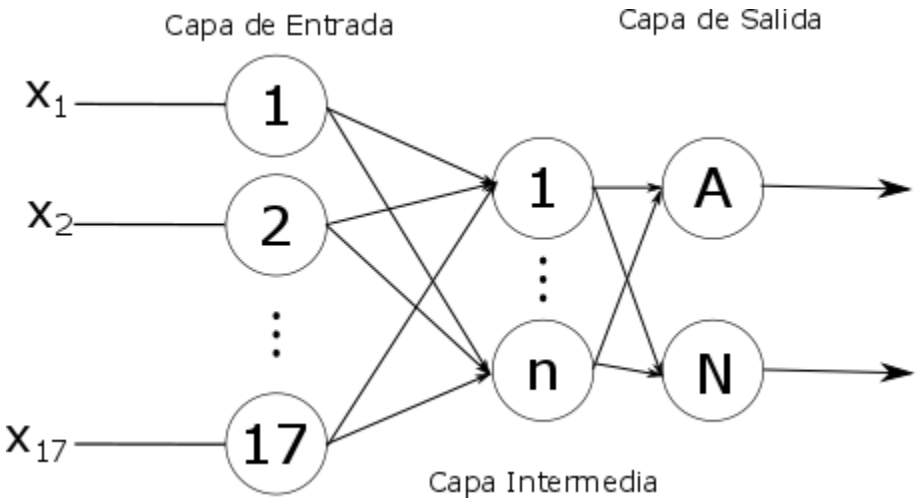


Fig. 6.5. Arquitectura de la red neuronal utilizada para la clasificación de eventos.

6.6 Clasificador difuso

En el caso del clasificador difuso, los algoritmos que se proponen para llevar a cabo la caracterización son representados por tres señales, teniendo el vector de mediciones m definido en 6.2.

$$m = [(a_z(t), a_x(t), v(t))] \tag{6.2}$$

Donde: $a_z(t)$ representa las vibraciones en el eje Z.

$a_x(t)$ representa las vibraciones en el eje X.

$v(t)$ representa la velocidad del vehículo.

De las señales anteriores se obtienen los parámetros de clasificación P definidos en 6.3.

$$P = \left[\frac{\delta a_z}{\delta t}, e_x, v_t, a_t\right] \tag{6.3}$$

Donde: $\frac{\delta a_z}{\delta t}$ es el decaimiento de la vibración en el eje Z.

e_x es la energía contenida en las vibraciones del eje X.

v_t es la velocidad promedio del vehículo.

a_t es la aceleración promedio del vehículo.

La arquitectura general del sistema de clasificación difusa fue diseñada acorde a los argumentos anteriores, dicha arquitectura se puede observar en la Fig. 6.6.

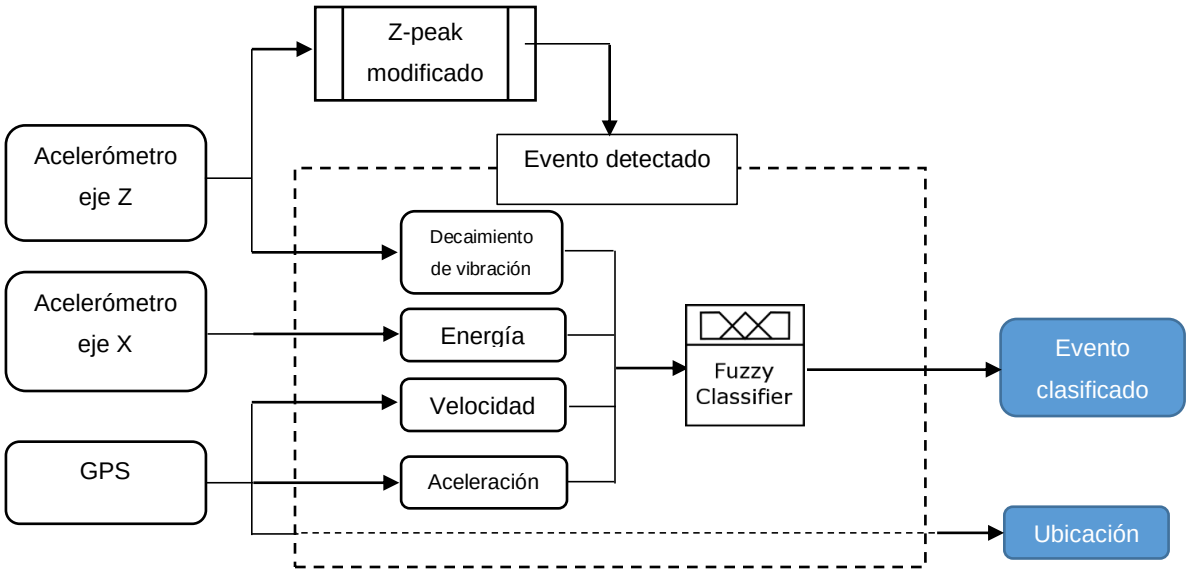


Fig. 6.6. Arquitectura general del sistema de clasificación difusa.

En el caso de la señal del acelerómetro que fue puesto en el eje X, se utilizó un filtro tipo Butterworth pasa-bajas a 100 Hz; para la señal del acelerómetro en el eje Z no se usó ningún tipo de filtrado. El siguiente paso es el establecimiento de los límites de cada conjunto que,

como fue mencionado en el capítulo 3, serán determinados mediante un análisis estadístico y la metodología de modelado difuso.

6.6.1 Análisis estadístico

Uno de los propósitos de los sistemas difusos en las aplicaciones relacionadas con la automatización es el de imitar el comportamiento humano. Para ello se debe analizar cómo se realiza dicha actividad. Partiendo de esto se puede comprobar que acorde al tamaño y el estado de un evento el conductor modifica la velocidad y aceleración, además de que se modifica de forma involuntaria el comportamiento del vehículo (parámetros medidos con acelerómetros). Debido a ello se realizó un análisis estadístico con estos parámetros. Para asegurar la factibilidad de un estudio inferencial paramétrico, se llevó a cabo el test de normalidad Lillefors (Lilliefors, 1967); tomando 0.01 como coeficiente de significancia estadística, valor que está dentro del rango para actividades dependientes del comportamiento humano (Sproull, 2002). El corpus de eventos utilizado se muestra en la Tabla 6.4.

Tabla 6.4. Distribución de eventos usados en el análisis estadístico.

Evento	Clase	Total
Baches	Anomalía	30 (24.4%)
Coladeras en malas condiciones	Anomalía	13 (10.57%)
Fracturas	Anomalía	10 (8.13%)
Topes	Evento planificado	60 (48.77%)
Parches	Evento planificado	10 (8.13%)
	TOTAL	123

Los rangos que definen cada clase de cada parámetro difuso fueron obtenidos de la media y la desviación estándar de cada conjunto; para esto se desarrolló un programa en LabVIEW™, el cual arroja las métricas estadísticas de la característica seleccionada. En el anexo C Fig.C.1 se puede observar la pantalla principal de dicho programa.

Las funciones de membresía fueron inferidas acorde a dichas métricas, tomando el número de clases como el número de funciones de membresía. LOW (bajo) y HIGH (alto) fueron propuestos como las etiquetas lingüísticas para cada conjunto de funciones de membresía.

Las gráficas que representan cada uno de las funciones de membresía se muestran en la Fig. 6.7.

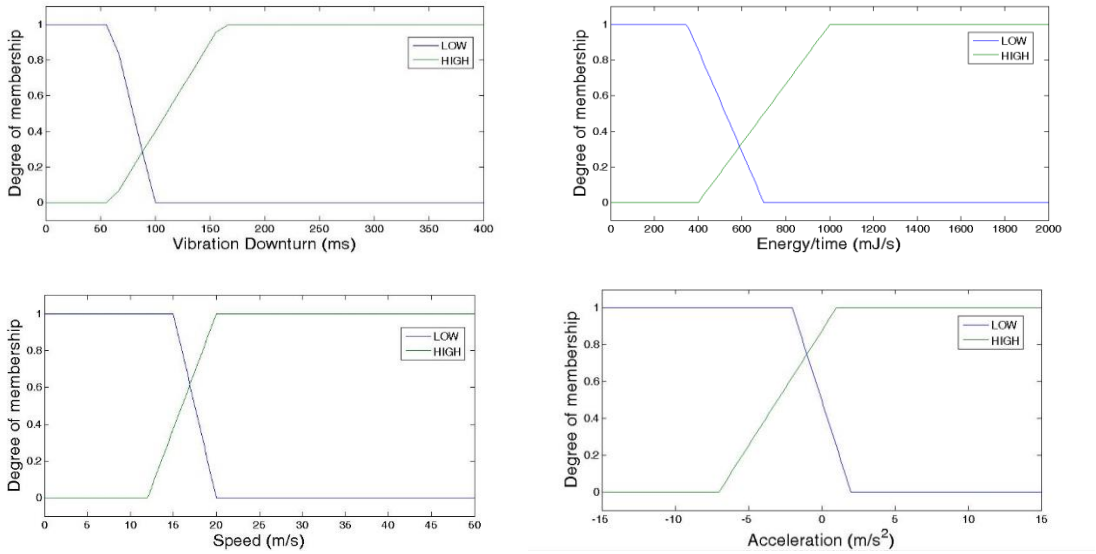


Fig. 6.7. Definiciones de las funciones de membresía para cada parámetro difuso a) Decaimiento de las vibraciones, b) Energía de la señal, c) Velocidad y d) Aceleración.

Para cada salida de los conjuntos difusos se usaron valores constantes, esto provee un modelo TSK de oren 0.

6.6.2 Modelado difuso

El proceso de obtener un modelo difuso de un conjunto de datos $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ se denomina modelado difuso. Esta metodología fue demostrada en la literatura (Roubos J. S., 2003) y ha sido implementada exitosamente en la práctica (Valdés-Vela, 2013). Generalmente, el modelado difuso consta de tres fases: el número de reglas, el proceso de generación de reglas y la identificación de parámetros.

El proceso por el cual se calcula la dispersión la matriz de norma A debe de ser resuelta, para lo cual se debe definir la forma en la que se mide la no similaridad entre cada dato del conjunto Y y cada conjunto a clasificar, para ello se debe obtener la distancia ortogonal entre el dato y_i y cada conjunto de clústers c_i (reglas propuestas) con la norma A de acuerdo a 6.4.

$$\| y_k - c_i \| = \sqrt{(y_k - c_i)^T A (y_k - c_i)} \tag{6.4}$$

Donde: k es el número de datos

i es el número de clústers (reglas).

Número de reglas

En el presente trabajo, se decidió proponer un conjunto de prototipos con diferentes números de reglas $r = r_{min}, \dots, r_{max}$ basadas en el comportamiento de cada clase. Para mejorar la clusterización, se utilizó el método de clusterización jerárquica aglomerativa (AHCM por sus siglas en inglés) propuesto en la literatura (Emami, 1998). Al principio del proceso, cada dato i del conjunto de datos de entrenamiento n se considera como un clúster. Posteriormente, en un proceso iterativo, se unen dos clústers si la distancia que los separa está en el rango acorde a la similaridad entre clústers C_i y C_j. Para el presente trabajo, se utilizó la expresión distancia de Ward dada en 6.5.

$$D_{C_i,C_j} = \sqrt{\frac{2n_i n_j}{n_i + n_j}} \|c_i - c_j\| \tag{6.5}$$

Donde: n_i y n_j son datos alojados en los clústers C_i y C_j respectivamente

c_i y c_j son los centros de C_i y C_j respectivamente

Como resultado de unir un par de clústers contiguos, se obtiene un nuevo clúster D. Este clúster es la unión de los elementos de los clústers unidos, y su centro es la media aritmética de los centros de los clústers originales. Después de cada iteración, un nuevo conjunto de clústers se obtiene con una cardinalidad concreta. El proceso termina cuando se obtiene un número concreto de clústers.

Generación de reglas

Uno de los métodos más utilizados para la generación de reglas de un conjunto de datos Y es el método difuso de C-medias (FCM por sus siglas en inglés), propuesto en la literatura (Bezdek, 1981). Teniendo los clústers distribuidos en el espacio, la matriz A para calcular la distancia entre dos puntos y un conjunto de reglas prototipo r generadas; este método obtiene una partición de los datos en los r clústers y los asigna a los clústers prototipo $C_r = \{c_1, \dots, c_r\}$ acorde a la minimización de una función de costo S_w. Esta función de costo es la

medida de que tan compacta es la distancia entre los clústers (suma de la distancia cuadrada), y se obtiene de la forma de 6.6.

$$S_w^r = \sum_{i=1}^{r}\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^m(z_k - c_i)^T(z_k - c_i) \tag{6.6}$$

Donde: n es el número de datos

r es el número de clústers.

Este método requiere del valor de $m \in [1, \infty)$, el cual determina la fusificación de los conjuntos difusos. Para este trabajo, m se obtiene del comportamiento de los datos acorde al número de reglas r para el set de clústers óptimo; como en la literatura (Emami, 1998). La metodología se basa en la validación de la medida que se tiene acorde a que tan compacto es el conjunto de clústers y la separación que hay entre ellos, que puede ser calculado con 6.7.

$$S_B^r = \sum_{i=1}^{r}\left(\sum_{k=1}^{n}(\mu_{ik})^m\right)(c_i - \bar{c})^T(c_i - \bar{c}) \tag{6.7}$$

Donde: n es el número de datos

r el número de clústers

Continuando con la metodología, para cada número de reglas r, m se incrementa m_{inc} hasta que el conjunto de clústers cumple con el criterio de validación, dado por 6.8.

$$tr(S_W^r + S_B^r) - \frac{K}{2} < \gamma \tag{6.8}$$

Donde: γ es el coeficiente para validar los criterios, con:

$$K = tr\left\{\sum_{k=1}^{n}[(y_k - \bar{y})(y_k - \bar{y})^T]\right\}$$

Siendo:

$$\bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} y_k$$

El siguiente paso es proyectar los clústers en el espacio Ω. El i-ésimo clúster es definido por el vector μ_{ik} de n componentes, expresando la pertenencia de cada dato de Y al i-ésimo clúster. Con dicha proyección, se obtiene la definición puntual de los conjuntos difusos en P. Posteriormente, dicha definición debe parametrizarse para obtener las funciones de membresía.

Parametrización

El objetivo en esta etapa es obtener las funciones de membresía de los conjuntos difusos, para ello se utilizó el algoritmo ANFIS (por sus siglas en inglés) propuesto en la literatura (Jang, 1993). Este algoritmo entrega un sistema equivalente a l modelo TSK y combina el método de aprendizaje backpropagation con el método de mínimos cuadrados para mejorar los antecedentes y consecuencias respectivamente. Se impusieron además constantes de diferenciabilidad a las funciones de membresía paramétricas escogidas para representar los conjuntos difusos. Para los sistemas difusos s propusieron campanas gaussianas como funciones de membresía (6.9).

$$B_i^j(x^j) = e^{-\left[\left(x^j - c_i^j\right)/a_i^j\right]^2} \; \forall \; i = 1, \dots, r \; and \; j \in \{v, a\} \tag{6.9}$$

Donde: c_i^j es el centro de la campana,

a_i^j representa el ancho de la campana

r es el número de reglas

6.7 Restricciones de tiempo

El objetivo principal de llevar a cabo un análisis de tiempo fue el establecimiento de una cota de tiempo para el correcto funcionamiento del sistema.

6.7.1 Descripción de las actividades

Lectura de valores del acelerómetro y GPS

Esta actividad se refiere a los periodos de toma de valores de aceleración del sensor acelerómetro y del dispositivo GPS, esto se lleva a cabo con ayuda de una tarjeta de

adquisición de datos de rango dinámico NI-USB9233 y el dispositivo GLO Bluetooth Garmin. La frecuencia máxima de muestreo que permiten es de 50 kHz y 10 Hz respectivamente.

Filtrado de la señal

En esta actividad se hace uso de un filtro tipo Butherworth pasa bajas para eliminar ruido generado por vibraciones de motor y vibraciones externas a la suspensión.

Detector de cresta

En esta actividad se aplica un algoritmo de reconocimiento de crestas, en este caso derivada simple, para encontrar los puntos de inflexión máximos de la señal y una alarma de nivel para encontrar los puntos en que se superan niveles establecidos.

Coeficientes AR

En esta actividad se lleva a cabo la obtención del espectro en frecuencia de la señal del evento, y posteriormente se obtiene el modelo autoregresivo de 17 coeficientes de dicho espectro.

Obtención de velocidad

En esta actividad se obtiene la velocidad del vehículo, dicho dato es obtenido mediante el dispositivo GPS.

Obtención de aceleración

En esta actividad se obtiene la aceleración del vehículo, mediante los datos de velocidad y tiempo arrojados por el dispositivo GPS.

Obtención de energía de la señal

En esta actividad se aplica la Transformada de Fourier sobre los datos y se calcula la energía de la señal, parámetro que servirá para la diferenciación entre los tipos de eventos.

Evaluación de red neuronal

En esta actividad se usa una arquitectura neuronal (red neuronal entrenada previamente) para evaluar los patrones de entrada y llevar a cabo el reconocimiento de éste.

Evaluación de clasificador difuso

En esta actividad se usa un clasificador difuso (entrenado previamente) para evaluar los patrones de entrada y llevar a cabo el reconocimiento de éste.

Inicialización de variables

En esta actividad se lleva a cabo el establecimiento de valor inicial para las variables del programa.

Escritura de datos

En esta actividad se almacenan los valores del acelerómetro en un archivo de tipo TDMS.

6.7.2 Tiempo requerido por las actividades

Para la medición de los tiempos requeridos por cada una de las actividades previamente mencionadas, se utilizaron bloques de tipo tick en el programa LabVIEW™; en donde se lanza un identificador de tiempo, se realiza la actividad, y se lanza un segundo identificador de tiempo para llevar a cabo la resta del primer y segundo identificador y obtener el tiempo demorado en milisegundos.

El tiempo que demora cada actividad se obtuvo con un dispositivo que posee la siguiente potencia de cómputo:

- Procesador Intel® Core ™ i7-2630QM CPU @2,00Ghz
- Memoria RAM: 6,00 GB (4,45 utilizable)
- Sistema operativo Windows ® 7 Home Premium de 64 bits

La Tabla 6.5 muestra el tiempo requerido por cada una de las actividades:

Tabla 6.5. Tiempo requerido por las actividades.

Actividad	Tiempo Promedio (ms)	Tiempo Máximo (ms)
Inicialización de variables	34	42
Recepción (lectura) de datos	**1000**	**1006**
Escritura de datos	1000	1007
Filtrado de señal	37	40
Coeficientes AR	17	25
Detector de cresta	45	50
Obtención de velocidad	50	72
Obtención de aceleración	7	10
Obtención energía	30	81
Evaluación mediante clasificador difuso	5	10
Evaluación mediante red neuronal	30	40
Detector de cresta	40	45

6.7.3 División de actividades

En esta sección se llevó a cabo la división de las actividades en diferentes conjuntos (acorde a su implementación en el sistema) para su posterior análisis.

Reconocimiento de evento (Fig.6.8)

Filtrado de la señal

Reconocimiento de máximos (detector de crestas)

Reconocimiento de patrones 1 (Fig.6.9)

Coeficientes AR

Evaluación mediante red neuronal

Reconocimiento de patrones 2 (Fig.6.10)

Obtención de velocidad

Obtención de energía

Obtención de aceleración

Evaluación mediante el clasificador difuso

6.7.4 Diagramas de tiempo

En esta sección se presenta el diagrama de tiempo de las actividades descritas anteriormente acorde al orden en el que se efectuarán en el sistema.

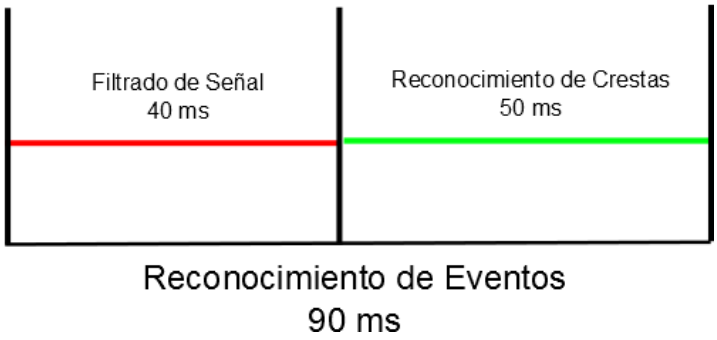


Fig. 6.8. Reconocimiento de eventos.

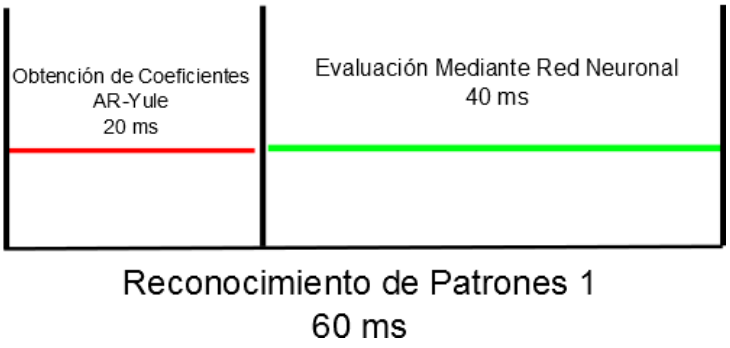


Fig. 6.9. Reconocimiento de patrones 1.

Fig. 6.10 Reconocimiento de patrones 2.

El siguiente diagrama (Fig. 6.11) muestra el post-procesamiento que se lleva a cabo una vez que se crea un vector con los datos adquiridos del sensor, con ambos algoritmos:

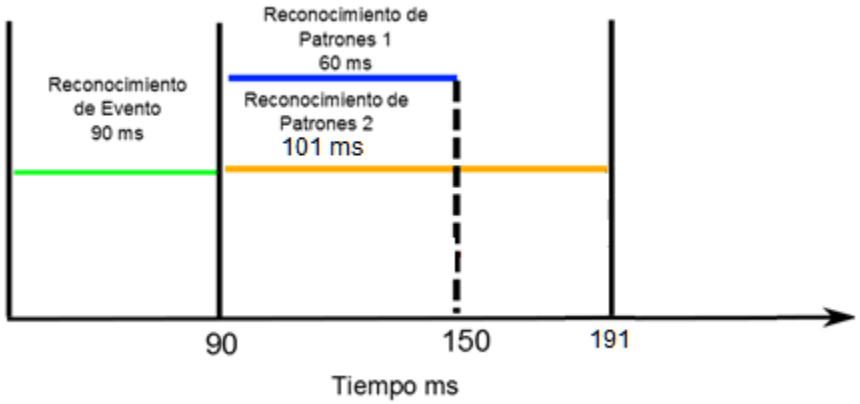


Fig. 6.11. Post-procesamiento de datos.

El siguiente diagrama muestra el funcionamiento que se plantea para el sistema.

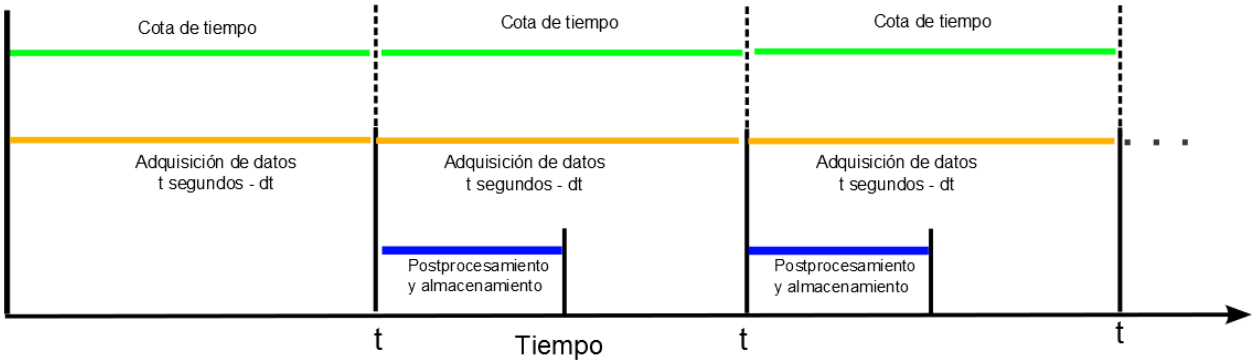


Fig. 6.12. Funcionamiento del sistema.

Acorde a lo obtenido en el diagrama de la Fig.6.12 se obtuvo que se requiere una cota de tiempo superior a 200ms. Debido a ello, se propuso trabajar con una cota de 500 ms para dar tiempo al sistema de llevar a cabo los procesos que requieren atención.

7. Resultados y discusión

Esta sección muestra los resultados principales obtenidos en todo el trabajo. Para esta tarea, se dividió en diferentes subsecciones acorde a los clasificadores que se propusieron. También muestra una comparativa entre los clasificadores usados en el trabajo y los que se reportan en la literatura.

7.1 Redes neuronales artificiales

Acorde a lo explicado en la sección anterior, se trabajaron diferentes cantidades de neuronas para observar el efecto que tenía. Las tasas de clasificación acorde al número de neuronas de la arquitectura (Fig. 6.4) se observan en la Fig. 7.1.

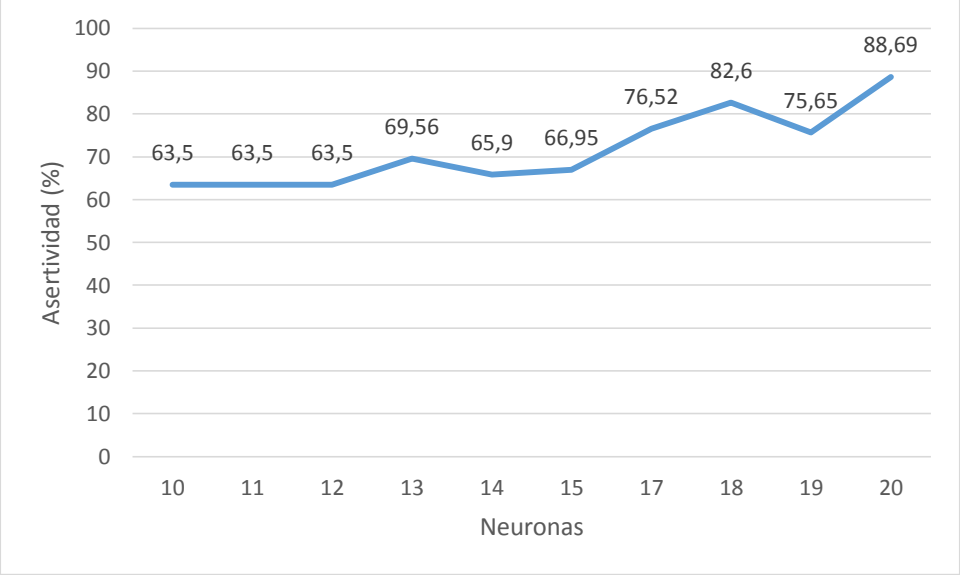


Fig. 7.1. Porcentaje de asertividad acorde al número de neuronas.

En ella se pudo observar que mientras se incrementaba la cantidad de neuronas de la capa oculta, incrementaba el porcentaje de asertividad. En este caso se optó por trabajar con 20 neuronas; dicha arquitectura arrojó un 88.69 % de asertividad.

7.2 Clasificador difuso basado en análisis estadístico

Como primer parámetro de estudio se estudió la eficiencia de reconocimiento de cada una de las variables difusas como parte de un sistema de clasificación difusa de una entrada. Para cada una de ellas, se propusieron la cantidad de conjuntos y el número de reglas como la cantidad de clases (anomalías y eventos planificados). Los gráficos de cada uno de los conjuntos se muestran en la Fig. 6.6. Los resultados de la tasa de clasificación correcta para cada una de las variables se muestran en la Tabla 7.1.

Tabla 7.1. Tasa de clasificación correcta de cada variable.

Parámetro	Reglas	Tasa de clasificación
Decaimiento de la vibración	2	86.09%
Energía de la señal	2	81.74%
Velocidad puntual	2	83.48%
Aceleración Puntual	2	77.39%

En el caso del clasificador de cuatro variables difusas, las primeras dos reglas fueron obtenidas del comportamiento de las variables al igual que en el caso de la clasificación con cada una de las variables por separado. Para mejorar la tasa de clasificación, se propusieron relaciones que se encontraron con el uso de diagramas de dispersión, mostrado en la Fig.7.2. Esta operación requirió del desarrollo de un programa para estudiar estas relaciones, esto se puede observar en el anexo C en la Fig.C.2 y la Fig.C.3.

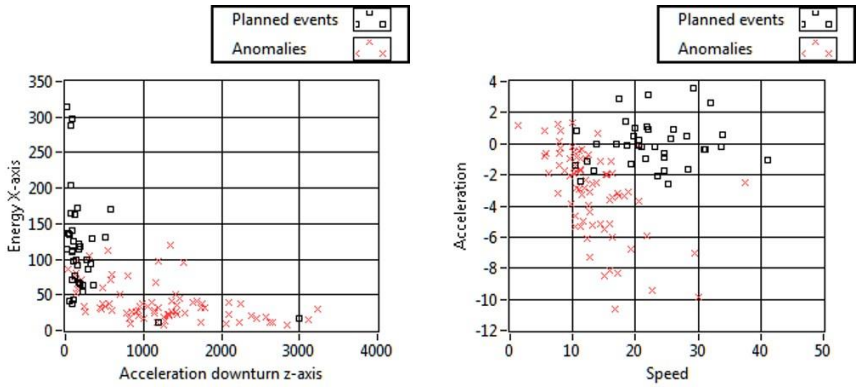


Fig. 7.2. Diagramas de dispersión de las variables.

Gracias a esta técnica, se encontraron las siguientes relaciones:

Energía (High) Y Decaimiento (Low) -> Evento Planificado

Energía (Low) Y Decaimiento (High) -> Anomalía

Velocidad (Low) Y Aceleración (Low) -> Anomalía

Velocidad (High) Y Aceleración (High) -> Anomalía

Y sus correspondientes relaciones entre ellas.

El mejor resultado que se obtuvo trabajando con esta metodología fue una tasa de clasificación acertada de 90.43%.

7.3 Clasificador difuso resultante del proceso de modelado difuso

Para esta metodología se requiere de un grupo de datos para entrenamiento y prueba. La Tabla 7.2 muestra la distribución de los datos utilizados en la ejecución de dicha metodología.

Tabla 7.2. Distribución de eventos usados en el proceso de modelado difuso.

EVENTOS	ENTRENAMIENTO	TEST	TOTAL
BACHES	20 (67%)	10 (33%)	30 (24.4%)
COLADERAS	9 (70%)	4 (30%)	13 (10.57%)
GRIETAS	6 (60%)	4 (40%)	10 (8.13%)
TOPES	40 (67%)	20 (33%)	60 (48.77%)
PARCHES	6 (60%)	4 (40%)	10 (8.13%)
TOTAL	81 (67%)	42 (33%)	123

Para probar el comportamiento del algoritmo, se propuso lanzar el algoritmo de 1 a 10 reglas. La Tabla 7.3 muestra los valores de los parámetros usados en el algoritmo. Se utilizaron los valores típicos propuestos en la literatura (Bezdek, 1981; Emami, 1998; Jang, 1993); dado que el experimento no muestra inconsistencias, sino una distribución de tipo normal (probado por medio del test de normalidad de Lillefors en la sección anterior).

Tabla 7.3. Parámetros usados en los algoritmos de generación de reglas e identificación de parámetros.

FASE	PARAMETRO	VALOR
GENERACION DE REGLAS	A	I
	r_{min}	1
	r_{max}	10
	m_0	1
	m_{inc}	0.05
	γ	0.1
IDENTIFICACION DE PARAMETROS	ep_{max}	100
	$\varkappa$	0.1
	x	4
	y	2
	α	0.25
	β	0.2

Los resultados de las diferentes tasas de clasificación obtenidas acorde al número de reglas propuesto se muestran en la Fig. 7.3. En ella, se observa que con una sola regla el clasificador entrega una tasa de clasificación baja (49.57%); dicho parámetro se incrementa hasta llegar a las 4 reglas en donde entrega una buena tasa de clasificación (93.04%) y se estabiliza. Se observa también que de 5 a 10 reglas, la tasa de clasificación se incrementa y disminuye en un grado muy pequeño (alrededor de 0.1%) fluctuando alrededor del valor obtenido con 4 reglas.

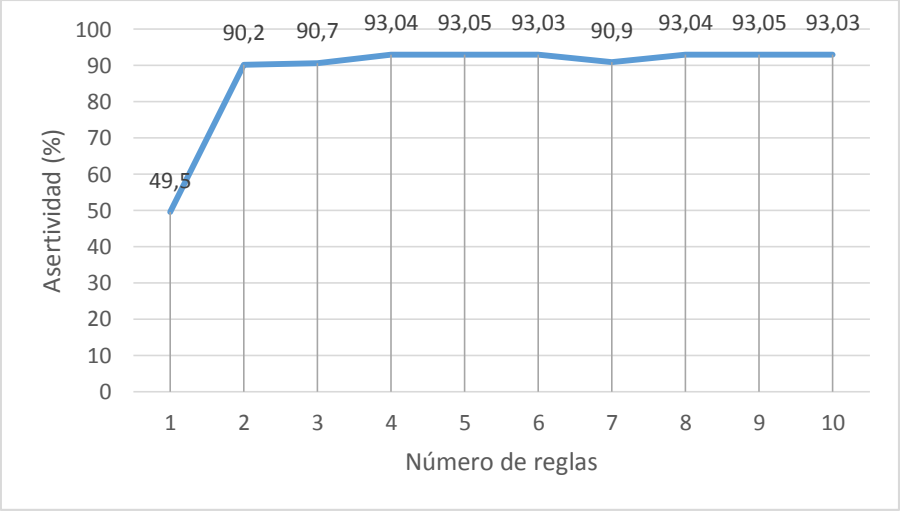


Fig. 7.3. Porcentaje de asertividad de acuerdo al número de reglas.

Se decidió trabajar con el clasificador de cuatro reglas por que provee una buena tasa de clasificación, además de que ofrece un clasificador cercano a ser compacto de acuerdo a la definición dada en la literatura (Jin, 1999). La figura 7.4 muestra las funciones de membresía del clasificador difuso de cuatro reglas para cada una de las variables difusas.

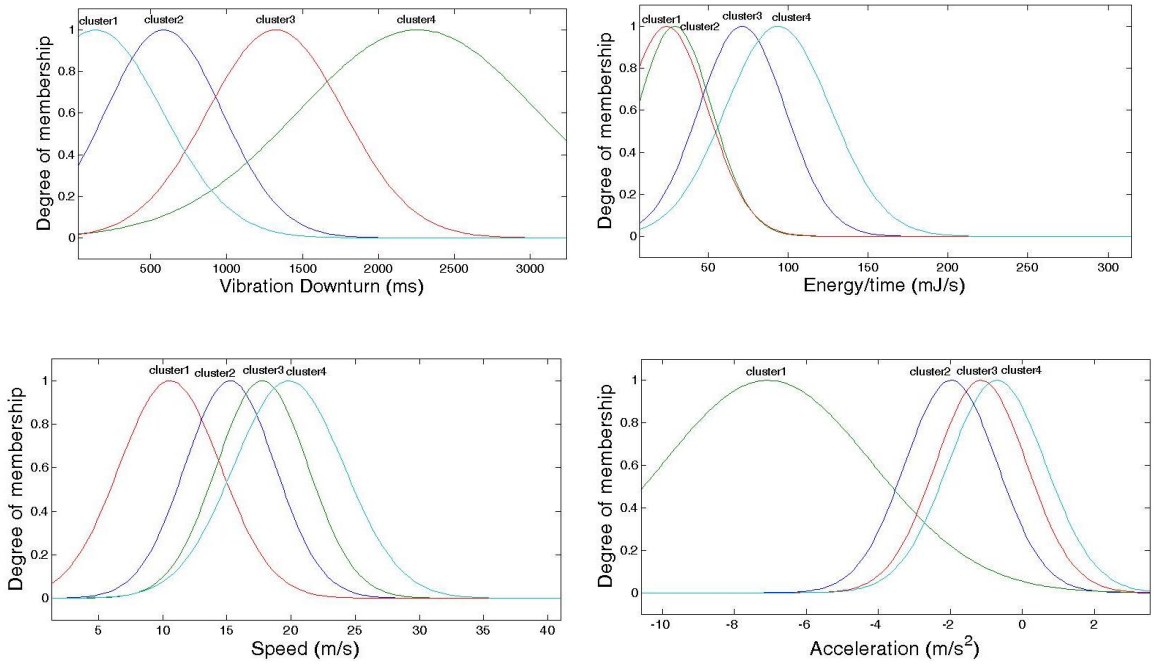


Fig. 7.4. Funciones de membresía del clasificador difuso de cuatro reglas para a) Decaimiento de vibración, b) Energía, c) Velocidad y d) Aceleración.

Los resultados pueden ser comparados con los que se obtienen en modelos difusos TSK de grados mayores de complejidad de acuerdo a la literatura (Valdés-Vela, 2013). Esto debido a que los sistemas difusos con salidas discretas (clasificación) no requieren de la intervención de modelos TSK de grados de complejidad mayor a cero que, para otros casos, son de gran ayuda en la aproximación de sistemas complejos. Por otro lado y acorde a argumentos de la literatura (Babus'ka, 1998), cuando los modelos difusos son obtenidos desde los datos de entrada (entrenados), cierto grado de redundancia no puede ser evitado, como el clúster 1 y el clúster 2 del parámetro energía. Esto implica que en ellos se tiene complejidad innecesaria, ya que se puede observar que dicho conjunto difuso puede ser clasificado con solo 3 reglas.

7.4 Discusión

La presente tesis refleja un trabajo realizado en materia de monitoreo del estado del pavimento. Aún si la meta de recrear las condiciones del camino es una utopía, se logró obtener un sistema capaz de proveer información del estado del camino útil para mejorar las condiciones del camino y planificar rutas. Acorde a la investigación realizada la literatura provee buenos resultados en materia de clasificación de eventos provocados por el transitar de un vehículo a través de vialidades, además de dar un buen acercamiento en las metodologías que utilizan.

La tasa de clasificación obtenida con las diferentes metodologías se comparó con las tasas de clasificación reportadas en los trabajos estudiados que utilizan la misma tecnología. Como puede ser observado en la Fig. 7.5 el clasificador difuso obtenido por medio del proceso de modelado difuso arrojó una tasa de asertividad superior a los clasificadores estudiados en la investigación, además de superar la asertividad reportada en la literatura. Por otro lado, se observó que la tasa de clasificación obtenida por medio de las redes neuronales arrojaron el peor resultado de todos; esto debido a que solo se tomó un rasgo para llevar a cabo la clasificación (frecuencia de la señal de vibración en el eje Z); lo que lo pone en desventaja.

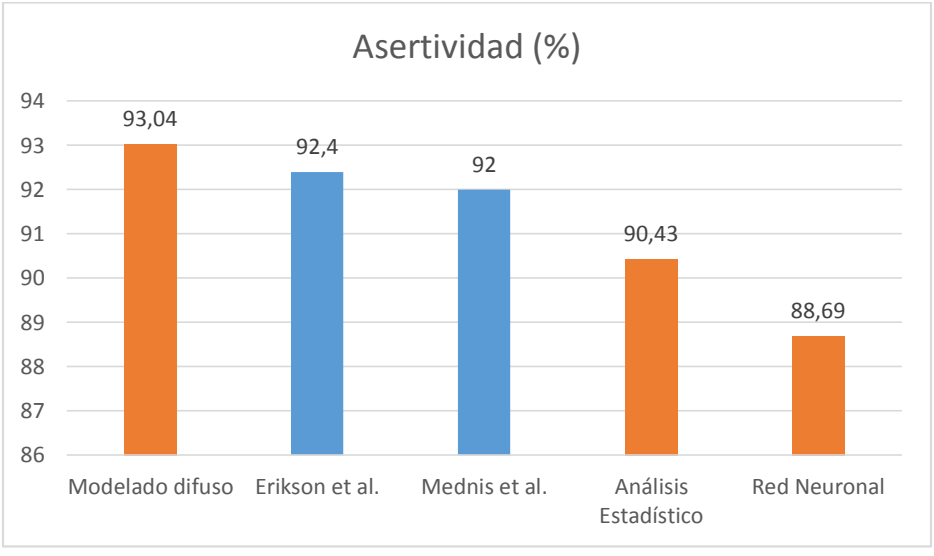


Fig. 7.5. Comparativo de tasas de clasificación estudiadas.

El comparativo anterior nos muestra que los clasificadores propuestos son competitivos en términos de asertividad. Además, el uso de clasificadores difusos y redes neuronales permiten la adición de parámetros con modificaciones menores en la arquitectura del sistema.

Otro aspecto que se comparó fue el tipo de algoritmo que se propuso en el presente trabajo y en los trabajos propuestos en la literatura. Los algoritmos propuestos llevan a cabo la paralelización de procesos de caracterización de la señal para su posterior evaluación en un sistema de múltiples entradas, como se ilustra en la Fig.7.6.

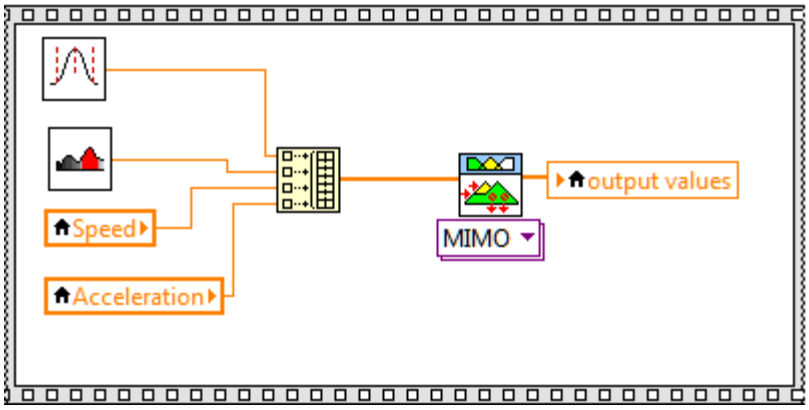


Fig. 7.6. Esquema de trabajo paralelo de los algoritmos propuestos.

En contraparte, los algoritmos que se mencionan en la literatura trabajan bajo un esquema de trabajo serializado, lo cual implica que el sistema lleva a cabo el procesamiento de una de las señales y hasta que termina la ejecución de esta comienza con la siguiente, como se ilustra en la Fig.7.7.

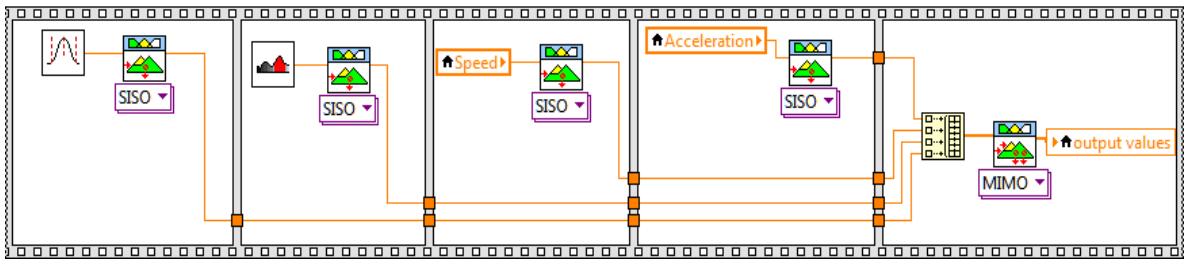


Fig. 7.7. Esquema de trabajo serie de los algoritmos reportados en la literatura.

Dicha diferencia en esquemas de trabajo nos permitió tener una comparativa extra entre el trabajo realizado y los trabajos que se han reportado. Para esta tarea, ambos esquemas de

trabajo fueron implementados utilizando la plataforma de programación LabVIEW™, en una computadora personal con las siguientes características: Intel® Core ™ i7-2630QM CPU @2,00Ghz, 6 GB RAM. La Fig.7.8 muestra el desempeño del sistema corriendo bajo los diferentes esquemas al llevar a cabo la clasificación de n eventos.

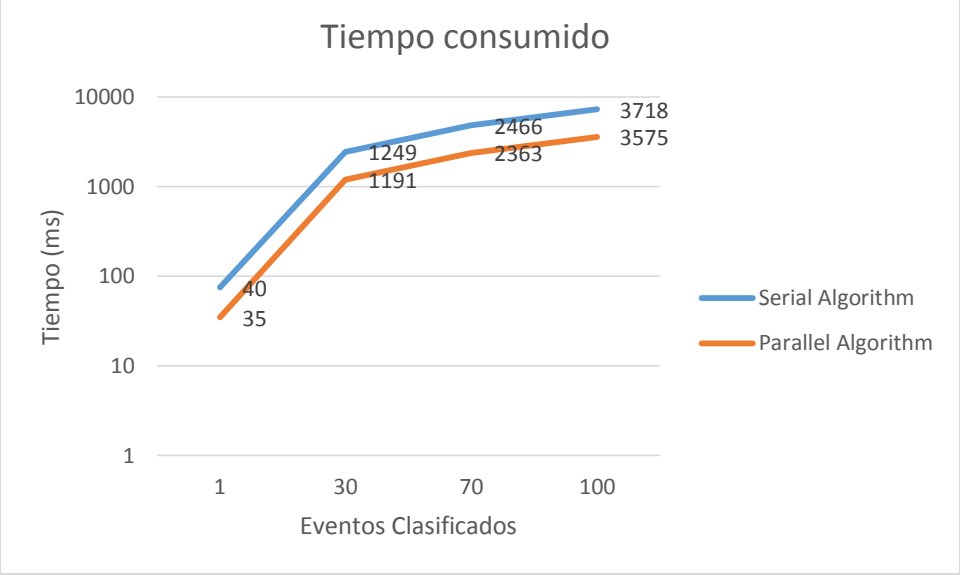


Fig. 7.8. Desempeño de los algoritmos usados en el trabajo y en la literatura.

Este estudio nos permitió corroborar que, el algoritmo propuesto bajo un esquema de trabajo paralelizado trabaja de forma más rápida que el algoritmo bajo un esquema serializado propuesto en la literatura.

Los resultados experimentales demuestran que los algoritmos propuestos trabajan de buena forma, pero están limitados debido a la cantidad de eventos y rutas seleccionados para las pruebas y entrenamientos. Para obtener resultados más robustos, se deben realizar pruebas con una mayor cantidad de superficies y velocidades; para así validar el sistema propuesto.

8. Conclusiones y trabajo futuro

Aunque ya existe instrumentación para la medición de vibraciones mecánicas, los equipos comerciales son caros y sirven únicamente para realizar mediciones con algunas funciones comunes de análisis. A sabiendas de que existe un amplio desarrollo de instrumentos virtuales multicanales que abaratan los costos y permiten realizar diversos análisis se implementó un sistema portátil de medición de vibraciones y análisis virtual auxiliado por un arreglo de dos acelerómetros uniaxiales y un dispositivo GPS para las mediciones, con el desempeño requerido para la investigación.

Se evaluaron vibraciones mecánicas y se extrajeron características importantes mediante mediciones en tiempo real. Se construyeron modelos de clasificación mediante redes neuronales y clasificadores difusos. Se identificaron y clasificaron eventos de vialidades en elementos construidos para la reducción de velocidad (topes) y anomalías del pavimento (baches, fracturas del camino); con una tasa de clasificación de arriba del 90%. Es necesario ampliar el estudio con diferentes velocidades y bajo otras condiciones (autopistas, carreteras).

Se comprobó que el esquema de clasificación que se utiliza en el presente trabajo se ejecuta en menor tiempo que los esquemas de trabajo propuestos en la literatura.

Se comprobó la caracterización de dichos eventos mediante mediciones en tiempo real, y se deplegaron mapas geográficos con las ubicaciones de dichos eventos con ayuda de la aplicación Google Maps.

Llevando a cabo un análisis de los objetivos conseguidos con los argumentos que se propusieron, se obtuvo lo siguiente:

H A partir de mediciones que se realizaron en tiempo real de vibraciones, mediante un par de acelerómetros y un dispositivo GPS se pudo identificar y clasificar eventos en elementos construidos y anomalías del pavimento; además de que se les asignó una localización y se desplegó un mapa con su ubicación.

OG Se desarrolló un sistema computacional para la detección de anomalías en vías urbanas con base en vibraciones mecánicas; desplegando mapas con su localización que pudiesen servir para facilitar la planificación del mantenimiento de vialidades.

OE1 Se diseñó un sistema de medición de vibraciones con base en un par de acelerómetros y un dispositivo GPS; basado en los requerimientos del tipo de señal y normas.

OE2 Se seleccionó un vehículo automotor, así como los puntos de medición con base en un estudio de diferentes puntos de medición pertinentes.

OE3 Se determinó el método de medición de las vibraciones, y se llevó a cabo el análisis de estas para generar diferentes algoritmos para caracterizar las señales.

OE4 Se diseñó un modelo computacional para clasificación de eventos en vialidades.

OE5 Se realizaron pruebas de campo del modelo, y se desplegaron mapas con la localización de los eventos reconocidos.

OE6 Se evaluaron los diferentes algoritmos y propuestas diseñadas, y se discutió sobre el desempeño que tenían comparándolos con otros trabajos de la misma índole.

Por todo lo anterior, se concluye que se cumplieron los objetivos específicos y el objetivo general, además de que se verificó la hipótesis supuesta en la introducción del trabajo.

Trabajo futuro

Aunque el trabajo presenta buenos resultados hay mejoras que se le pueden hacer. Entre algunas de ellas destacan las siguientes:

- Hacer un estudio más profundo incluyendo mayor número de velocidades y eventos.
- La principal desventaja de este tipo de tecnología es que el conductor trata de evadir el paso a través de una anomalía. Debido a ello se debe realizar un estudio utilizando unidades de medición inercial (IMU-giroscopio y magnetómetro en adición a un sistema de acelerómetros) para tratar de encontrar parámetros para caracterizar el comportamiento humano y este ayude a tener una mejor clasificación.
- Incrementar el número de pruebas de evaluación del sistema.
- Uso de acelerómetros en diferentes puntos de medición al mismo tiempo.
- Llevar a cabo un estudio con un dispositivo móvil (Smartphone), para investigar que tan viable es el uso de este dispositivo en un estudio de este tipo. Esto debido a que estos dispositivos cuentan con prácticamente los mismos sensores que las unidades de medición inercial (IMU).
- Explorar otros métodos de clasificación, como minería de datos o algoritmos genéticos; para comparar con el presente trabajo de investigación.
- Caracterización descriptiva de las anomalías (profundidad, diámetro, etc).

Referencias

Babus'ka, R. (1998). Fuzzy modeling and identification. *In: International Series in Intelligent Technologies. Kluwer Academic Publishers.*

Bendtsen, H. (2004). *Rolling resistance, fuel consumption: a literature review. .* Germany: Danish Road Institute. Technical Note 23.

Bezdek, J. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms.* New York, USA.: Plenum.

Bombardier, V. S. (2010). Fuzzy rule classifier: capability for generalization in wood color recognition. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 978–988.

Bruel & Kjaer Instruments, Inc. (1989a). *Detecting Faulty Rolling-Element Bearings.* AN-BO0210-11.

Bruel & Kjaer Instruments, Inc. (1989b). *Integration Vibration Meters.* USA: 2513/16 catalog.

Buza, E. O. (2013). Stereo vision techniques in the road pavement evaluation. *In Proceedings of the 2nd International Conference on Information Technology and Computer Networks*, 48-53.

Carrión, A. (1998). *Diseño de espacios arquitectónicos.* España: UPC Edicions.

Chang, K. C. (2005). Detection of pavement distress using 3D laser scanning technology. *In Proceedings of the ASCE International Conference on Computing in Civil Engineering*, 1-11.

Chow, M. (1996). *Motor Incipient Fault Detection Using Artificial Neural Network and Fuzzy Logic Technologies in Computer Aided Maintenance, Methodology and Practices.* Chapman Hall.

De Silva, C. (2006). *Vibration: Fundamentals and Practice.* U.S.: CRC Press.

DUIN, R. P. (2000). Statistical Pattern Recognition: A Review. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, 22*(1), 34.

Emami, M. T. (1998). Development of a systematic methodology of fuzzy logic modeling. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 6 (3), 346–361.

Erikson, J. G. (2008). The pothole patrol: using a mobile sensor network for road surface monitoring. *In Proceedings of the 6th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, 29-39.

Fink, D. H. (1990). *Standard Handbook for Electrical Engineers.* McGraw-Hill.

Golparvar-Fard, M. P.-M. (2014). Automated model-based progress monitoring using unordered daily construction photographs and IFC based building information models. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000205.

Hou, Z. W. (2007). Experimentation of 3D pavement imaging through stereovision. *In Proceedings of the International Conference on Transportation Engineering*, 376-381.

Ishibuchi, H. N. (1999). T. Voting in fuzzy rule-based systems for pattern classification problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 103. 223–238.

ISO. (1997). *IS0 2631-1, Evaluation of human exposure to whole-body vibration - Part 1: General requirements.*

ISO:2041. (2009). *International Organization for Standardization, ISO 2041: Mechanical vibration, shock and condition monitoring - Vocabulary.*

ISO:2631-2. (2003). *International Organization for Standardization, ISO 2631-2: Mechanical viobration and shock evaluation of human exposure to whole body vibration Part 1: Vibration in buildings (1 Hz to 80Hz).*

Jang, J. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems . *IEEE Trans. Syst Man Cybern*, 23 (03), 665–685.

Jin, Y. v. (1999). On generating flexible, complete, consistent and compact (fc3) fuzzy rules from data using evolution strategies. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B* , 29(4), 829–845.

Jog, G. M.-F. (2012). Pothole properties measurement through visual 2D recognition and 3D reconstruction. *In Proceedings of the ASCE International Conference on Computing in Civil Engineering*, 553-560.

Joubert, D. T. (2011). Pothole tagging system. *In Proceedings of the 4th Robotics and Mechatronics Conference of South Africa*, 1-4.

Koch, C. B. (2011). Pothole detection in asphalt pavement images. *Advanced Engineering Informatics, 25*, 507-515.

Koch, C., Jog , G., & Brilakis, I. (2013). Pothole detection with image processing and spectral clustering. *Journal of Computing in Civil Engineering, 27*(4), 370-378.

Kroll, A. (1996). Identification of functional fuzzy models using multidimensional reference fuzzy sets. . *Fuzzy Sets Syst.*, 80, 149–158.

Li, Q. Y. (2009). A real-time 3D scanning system for pavement distortion inspection. *Measurement Science and Technology, 21*(1), 15702-15709.

Lilliefors, H. (1967). On the Kolmogorov–Smirnov test for normality with mean and variance unknown. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 62. pp. 399–402.

Lokeshwor, H. D. (2013). Method for automated assessment of potholes, cracks and patches from road surface video clips. *Procedia – Social and Behavioral Sciences, 104*, 312-321.

MARTINEZ, V. J. (2000). *Redes Neuronales Artificiales, Fundamentos, Modelos y Aplicaciones.* Alfaomega.

Mednis, A. S. (2011). Real time pothole detection using Android smartphones with accelerometers. *In Proceedings of the International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems and Workshops*, 1-6.

Mess, M. (2008). *Application Note: Piezoelectric Accelerometers IEPE Accelerometers.* Radebeul, Germany: Metra Mess.

Mitra, S. H. (2000). Neuro-fuzzy rule generation: Survey in soft computing framework. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11 (3) 748–768. .

Moazzam, I. K. (2013). Metrology and visualization of potholes using the Microsoft Kinect sensor. *In Proceedings of the 16th International IEEE Annual Conference on Intelligent Transportation Systems*, 1284-1291.

Mohan, P. P. (2008). Nericell: Rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphone.

Roubos, J. S. (2003). Learning fuzzy classification rules from labeled data. *Inf. Sci.*, 150, 77–93.

Setnes, M. B. (1999). R. Fuzzy relational classifier trained by fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 29. 619–625.

Sproull, N. L. (2002). *Hypothesis testing. Handbook of Research Methods: A Guide for Practitioners and Students in the Social Science (2nd ed.).* Lanham, MD: Scarecrow Press, Inc.

Staniek, M. (2013). Stereo vision techniques in the road pavement evaluation. *In Proceedings of the XXVIII International Baltic Road Conference*, 1-5.

STPS. (2002). *NORMA Oficial Mexicana NOM-024-STPS-2001, Vibraciones-Condiciones de seguridad e higiene en los centros de trabajo.* México.

Takagi, T. S. (1985). Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control. . *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 15, 116–132.

UNAM. (2010). *Fallas en pavimentos flexibles.* México, D.F.: División de educación continua y a distancia.

Valdés-Vela, M. T.-M.-S.-I. (2013). An application of a fuzzy classifier extracted from data for collision avoidance support in road vehicles. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 26.

Wang, K. C. (2004). Challenges and feasibility for comprehensive automated survey of pavement conditions. *In Proceedings of 8th International Conference on Applications of Advanced Technologies in Transportation Engineering*, 531-536.

Yu, B. X., & Yu, X. (2006). Vibration-based system for pavement condition evaluation. *In Proceedings of the 9th International Conference on Applications of Advanced Technology in Transportation*, 183-189.

Zaabar, I. C. (2011). A field investigation of the effect of pavement type on fuel consumption. *1st Congress of the Transportation and Development* (pp. 13-16). Chicago, USA: Institute of ASCE.

Zhong-Ming, X., & Yansong, H. (2009). Design of measurement and evaluation system for human exposure to mechanical vibration. *Electronic Measurement & Instruments, ICEMI'2009*, 5.

Zoysa, K. D. (2007). A public transport system based sensor network for road surface condition monitoring. *In Proceedings of Workshop on Networked Systems for Developing Regions*, 1-6.

Anexos

Anexo A - Características de los dispositivos del sistema de medición

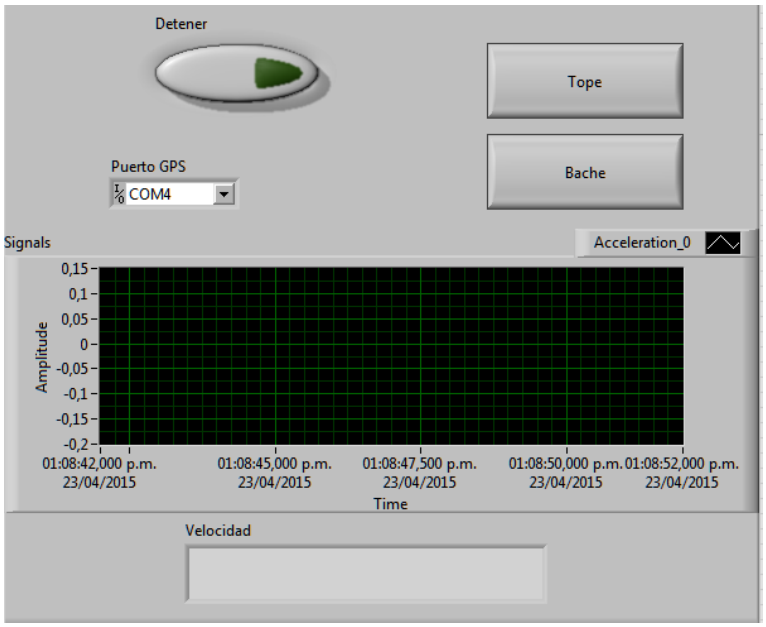


Fig. A. 1. Panel frontal del programa para adquirir señales.

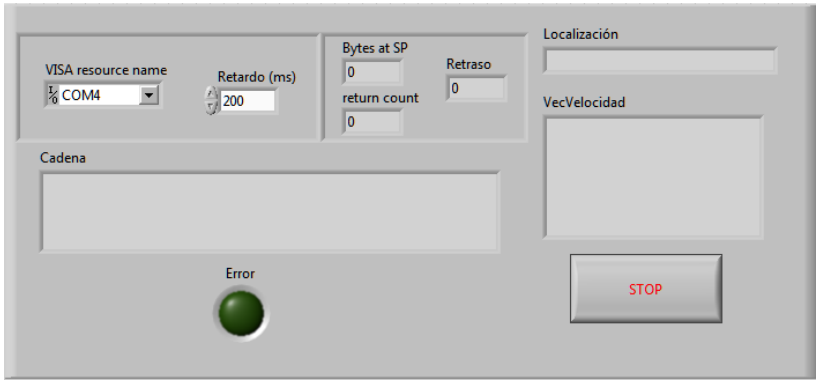


Fig. A. 2. Panel frontal del programa para adquirir la localización por medio del dispositivo GPS.

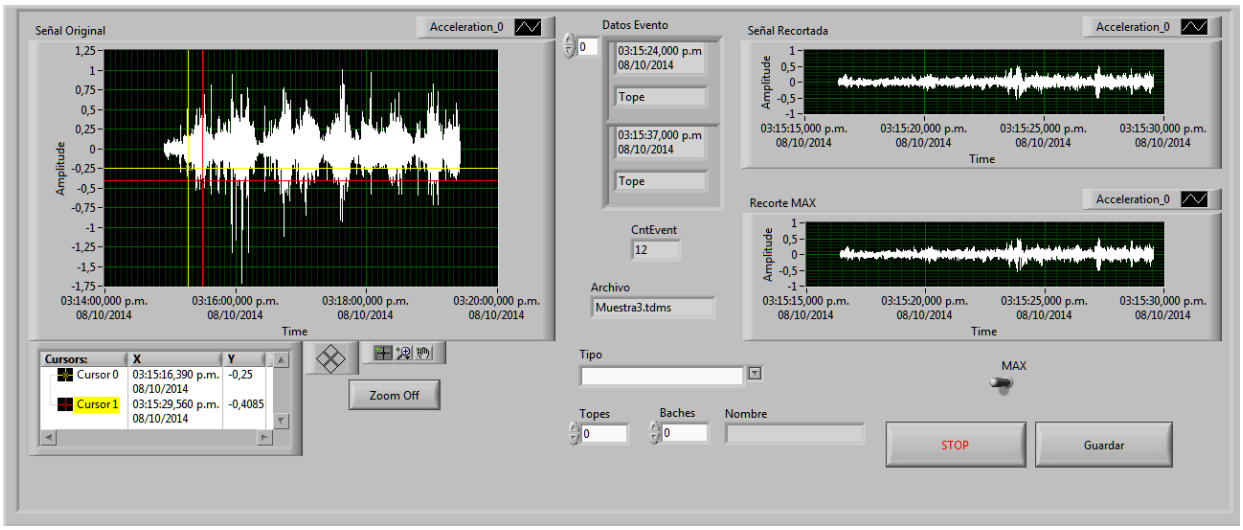


Fig. A. 3. Panel frontal del programa para recortar señales.

Model MA11

PERFORMANCE SPECIFICATIONS

Characteristic	Measure
Dynamic range	±80 G
Sensitivity	100 mV/G ±10 %
Transverse sensitivity	Less than 5 %
Temperature sensitivity	0.145/°F
Frequency range	2 Hz to 10 kHz ±5 % 3 dB limits
Amplitude linearity	Better than 1 % linearity
Mounted base resonance	18 kHz
Acceleration range	±80 G (dependent on sensitivity)

ENVIRONMENTAL SPECIFICATIONS

Characteristic	Measure
Temperature, operating	-57 °C to 138 °C [-70 °F to 280 °F]
Shock limits	2000 G
Vibration limits	2000 G
Sealing, AG901 and AG902	IP67/NEMA 4
Sealing, AG905	IP68/NEMA 4x

ELECTRICAL SPECIFICATIONS

Characteristic	Measure
Input	Constant current
Current range	0.5 mA to 8 mA
Bias voltage	12 Vdc
Cable[2], AG902	Stainless steel overbraided PTFE
Cable[2], AG905	PU
Standard cable length[2], AG902	4,9 m [16 ft]
Standard cable length[2], AG905	Specify at time of order
Electrical noise	0.1 mG max.
Isolation	Base isolated
Mating connector[1]	MH002

MECHANICAL SPECIFICATIONS

Characteristic	Measure
Design	Isolated compression in faraday cage
Weight, AG901 and AG902	0,11 kg [3.85 oz]
Weight, AG905	0,15 kg [5.3 oz]
Material	Stainless steel
Mounting torque	6 ft-lb

SENSITIVITY CODES

Sensitivity Code	Sensitivity
GU	10 mV/G
GH	100 mV/G
GG	1000 mV/G

OPTION CODES

	Many range/option combinations are available in our quick-ship and fast-track manufacture programs. Please see http://sensing.honeywell.com/TMsensor-ship for updated listings.
Sensitivity	10 mV/G; 100 mV/G; 1000 mV/G
Electrical termination	2 pin MS[1] Cable length (specify at time of ordering)[2]
Mounting arrangement	17b. 1/4-28 UNF 17c. Quickfit female

WIRING CODES

AG901	
Pin A	(+) Supply
Pin B	Supply return

AG902 and AG905	
White	(+) Supply (+) output
Black	Supply return
Shield	No connection

MOUNTING DIMENSIONS

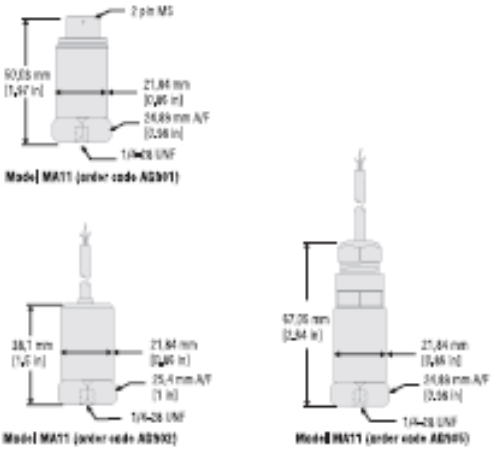


Fig. A. 4. Especificaciones del acelerómetro Honeywell MA11.

"Made for iPod, iPhone, iPad" means that an electronic accessory has been designed to connect specifically to iPod, iPhone, or iPad, respectively, and has been certified by the developer to meet Apple performance standards. Apple is

4

Specifications

Case: Rugged, but not water-resistant

Power Supply: Rechargeable lithium-ion battery, 12 hours (typical use)

Update Rate: 10 Hz, but not all mobile devices support a 10 Hz update rate.

Vehicle Power Cable* Input Voltage: 12–28 Vdc (*available in some packages)

Operating Temperature: -4°F to 140°F (-20°C to 60°C)

Charging Temperature: 32°F to 113°F (0°C to 45°C)

Short-Term (1 month) Storage Temperature: -4°F to 122°F (-20°C to 50°C)

Long-Term (1 year) Storage Temperature: -4°F to 68°F (-20°C to 20°C)

Important Safety and Product Information

⚠WARNING

Installation Warnings

When installing the device in a vehicle, place the device securely so it does not obstruct the driver's view of the road ① or interfere with vehicle operating controls, such as the steering wheel, foot pedals, or transmission levers. Do not place unsecured on the vehicle dashboard ②. Do not place the device in front of or above any airbag ③.

Battery Warnings

If these guidelines are not followed, the battery may experience a shortened life span or may present a risk of damage to the sensor, fire, chemical burn, electrolyte leak, and/or injury.

- Do not leave the sensor exposed to a heat source or in a high temperature location, such as in the sun in an unattended vehicle. To prevent the possibility of damage, remove the device from the vehicle or store it out of direct sunlight, such as in the glove box.
- Do not use a sharp object to remove the battery.
- Do not disassemble, puncture, incinerate, or damage the battery.
- Keep the battery away from children.

5

Fig. A. 5. Especificaciones del dispositivo GPS GARMIN GLONASS.

Specifications

The following specifications are typical for the range 0 to 60 °C unless otherwise noted.

Input Characteristics

Number of channels ..... 4 analog input channels
ADC resolution ..... 24 bits
Type of ADC ..... Delta-sigma (with analog prefiltering)

Data rate (fs)
- Minimum ..... 2 kS/s
- Maximum ..... 50 kS/s

Master timebase (internal)
- Frequency ..... 12.8 MHz
- Accuracy ..... ±100 ppm max

Input coupling ..... AC

AC cutoff frequency
- -3 dB ..... 0.5 Hz typ
- -0.1 dB ..... 4.2 Hz max

AC voltage full-scale range
- Typical ..... 5.4 V_{peak}
- Minimum ..... 5 V_{peak}
- Maximum ..... 5.8 V_{peak}

Common-mode voltage (AI- to earth ground) ..... ±2 V

IEPE excitation current
- Minimum ..... 2.0 mA
- Typical ..... 2.2 mA

IEPE compliance voltage ..... 19 V max

Overvoltage protection (with respect to chassis ground)
- For an IEPE sensor connected to AI+ and AI- ..... ±30 V
- For a low-impedance source connected to AI+ and AI- ..... -6 to 30 V

Input delay (in seconds)
- ≤ 25 kS/s ..... 12.8 / fs
- > 25 kS/s ..... 9.8 / fs

Dynamic characteristics

	Passband			
fs	Freq	Flatness (pk-to-pk max)	Freq	Phase Nonlinearity
≤25 kS/s	0.45 · fs	0.05 dB	0.45 · fs	±3.4°
>25 kS/s	0.42 · fs	0.05 dB	0.41 · fs	±1.3°

	Stopband		Oversample Rate	Alias-Free Bandwidth
fs	Freq	Attenuation		
≤25 kS/s	0.58 · fs	95 dB	128 · fs	0.42 · fs
>25 kS/s	0.68 · fs	92 dB	64 · fs	0.32 · fs

Crosstalk
- Paired channels (0 and 1, 2 and 3) ..... -100 dB at 1 kHz
- Nonpaired channels ..... -110 dB at 1 kHz

Common-mode rejection ratio (CMRR)
- Minimum ..... 54 dB, *fin* ≤ 1 kHz
- Typical ..... 80 dB, *fin* ≤ 1 kHz

Spurious-free dynamic range (SFDR) ..... 120 dB (*fin* = 1 kHz, -60 dB FS)

Idle channel noise and noise density

Idle Channel	50 kS/s	25 kS/s	2 kS/s
Noise	95 dB FS	98 dB FS	102 dB FS
Noise density	400 nV/√Hz	400 nV/√Hz	900 nV/√Hz

Input impedance
- Differential (AC) ..... >300 kΩ
- AI– (shield) to chassis ground ..... 50 Ω

Distortion
- Harmonic (THD)

	1 kHz, -40 to 70 °C	10 kHz, 25 to 70 °C	10 kHz, -40 to 25 °C
-1 dB FS	-90 dB	-80 dB	
-20 dB FS	-95 dB	-90 dB	-80 dB

Intermodulation (full-scale input)
- DIN 250 Hz/8 kHz 4:1 amplitude ratio ..... -80 dB
- CCIF 11 kHz/12 kHz 1:1 amplitude ratio ..... -93 dB

Fig. A. 6. Especificaciones de la tarjeta NI USB-9233.

Anexo B – Programas usados para analizar las señales

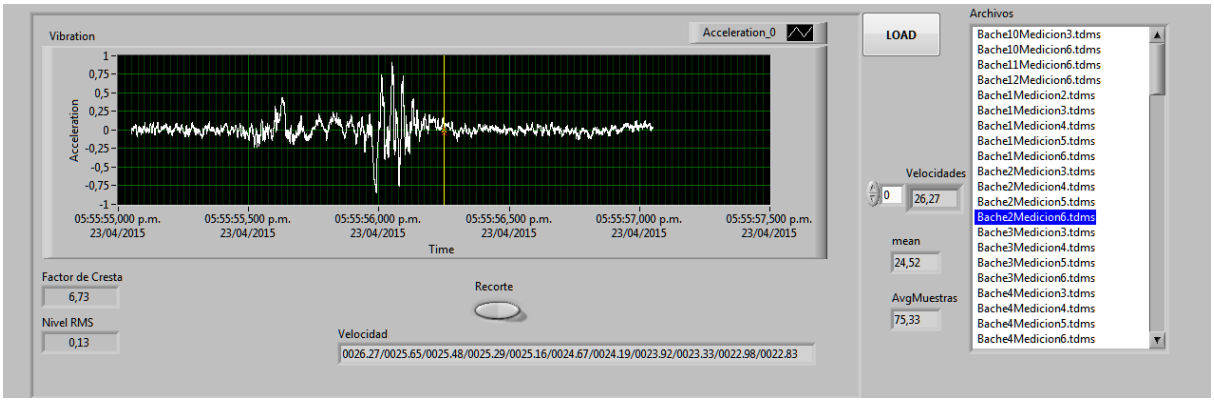


Fig. B.1 a. Panel frontal del programa para analizar señales (seleccionar la señal a analizar).

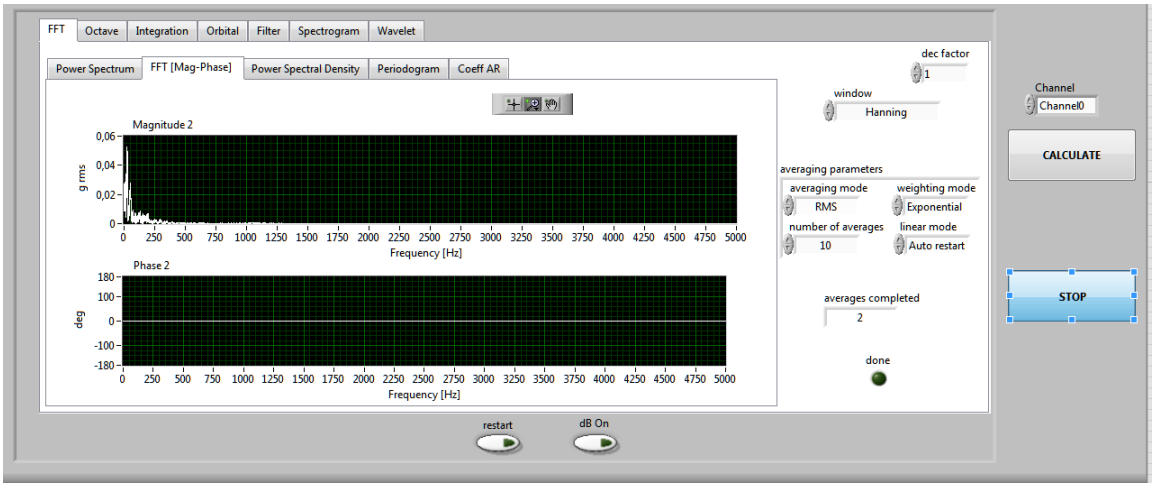


Fig. B.1 b. Panel frontal del programa para analizar señales (señal seleccionada).

Anexo C – Programas usados para la clasificación de las señales

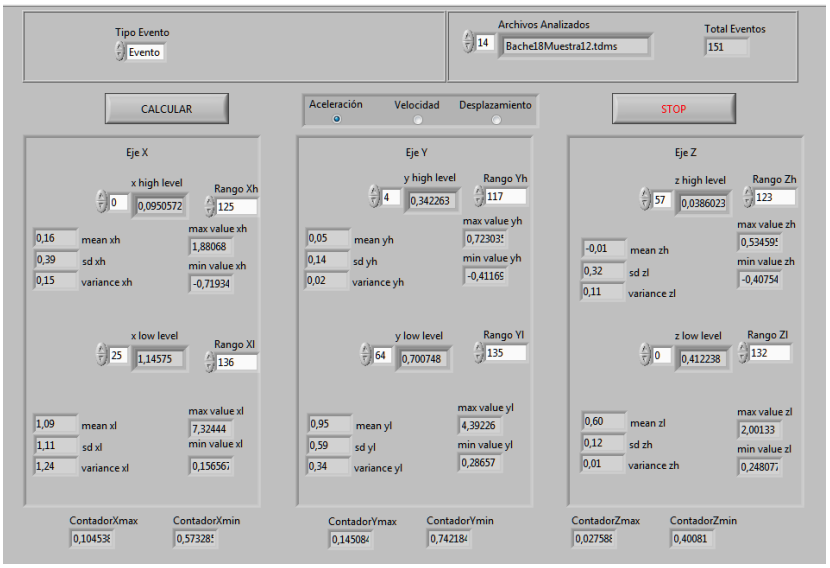


Fig. C. 1. Panel frontal del programa para obtener el análisis estadístico de las características de las señales.

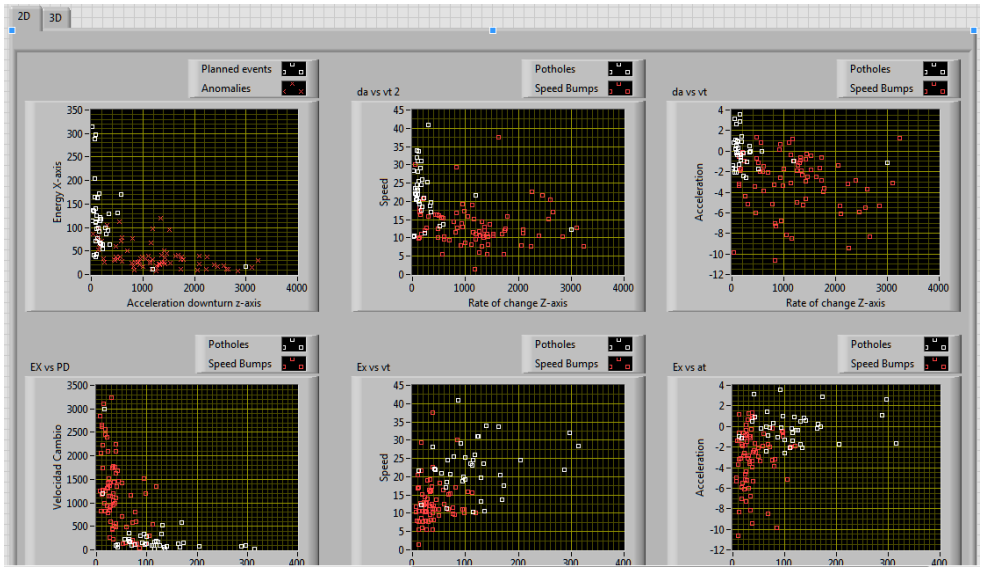


Fig. C. 2. Panel frontal del programa para obtener relaciones entre las características en 2D.

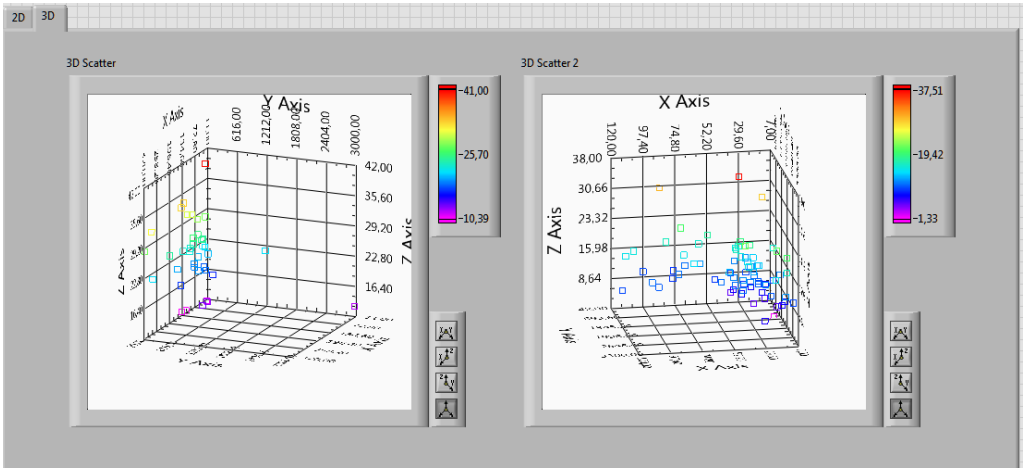


Fig. C. 3. Panel frontal del programa para obtener relaciones entre las características en 3D.

Fig. C. 4. Panel frontal del programa para evaluar y corregir los clasificadores.

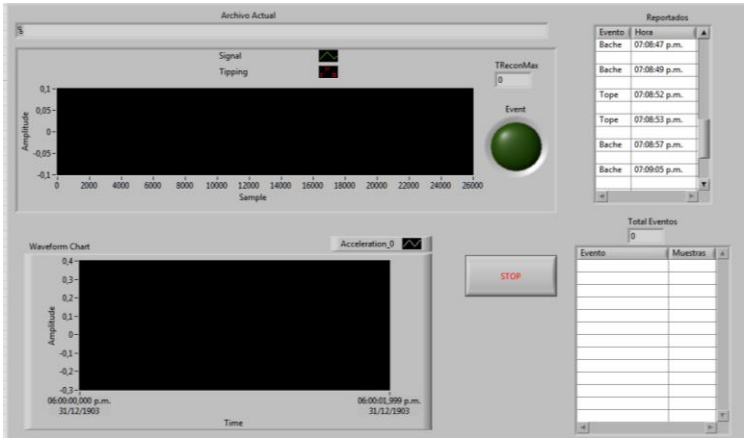


Fig. C. 5. Panel frontal del programa para evaluar el sistema.