

SISTEMA DE DETECCIÓN DE ALARMAS POR FLUJOS DE LODOS SOBRE LAS  
CUENCAS DE LOS RÍOS SIMBOLÁ Y PÁEZ MEDIANTE FUSIÓN DE DATOS

JOSE FRANCISCO AGUILAR LARRARTE

TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR POR EL TITULO DE INGENIERO FISICO

Director:

Rubiel Vargas Cañas. PhD.

UNIVERSIDAD DEL CAUCA

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALAS, EXACTAS Y DE LA EDUCACIÓN.

PROGRAMA DE INGENIERÍA FÍSICA

POPAYAN

2016

SISTEMA DE DETECCIÓN DE ALARMAS POR FLUJOS DE LODOS SOBRE LAS  
CUENCAS DE LOS RÍOS SIMBOLÁ Y PÁEZ MEDIANTE FUSIÓN DE DATOS

JOSE FRANCISCO AGUILAR LARRARTE

UNIVERSIDAD DEL CAUCA

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y DE LA EDUCACIÓN.

PROGRAMA DE INGENIERÍA FÍSICA

POPAYAN

2016

*A Ingrid Eliana y a nuestro hijo Joaquín.*

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente, al Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Popayán y a todo los profesionales que ahí se desempeñan, que por medio del Convenio Interadministrativo Servicio Geológico Colombiano-Universidad del Cauca, permiten que muchos estudiantes puedan desempeñarse en tareas de monitoreo de la actividad volcánica.

Al Profesor Rubiel Vargas Cañas, por su compromiso absoluto, por sus aportes, consejos y amistad, mis respetos y gratitud eterna.

A la Profesora Sonia Gaona Jurado, por aportar tanto en mi formación profesional y por su amistad.

A Sara Raquel Aguilar Bermeo y su familia, por todo su cariño e incondicionalidad en momentos difíciles.

A mi compañera Ingrid Eliana por su apoyo y cuidar con tanto amor a nuestro hijo Joaquín, a nuestras familias y amigos.

## CONTENIDO

CONTENIDO DE FIGURAS. ....	7
CONTENIDO DE TABLAS. ....	9
CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN.....	10
CAPITULO 2. DETECCIÓN Y MONITOREO DE FLUJOS DE LODOS.....	15
2.1. MONITOREO DE FLUJO DE LODOS. ....	16
2.1.1. Generalidades De Los Sistemas De Monitoreo. ....	16
2.1.2 Sensores y Métodos de Monitoreo.....	17
2.2. VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LAS TÉCNICAS DE MONITOREO. ....	25
2.4. REDES DE VIGILANCIA Y MAPAS DE RIESGO. ....	27
2.4.1. ELEMENTOS DE LA RED DE VIGILANCIA. ....	28
2.4.2 Mapa de Riesgo Volcán Nevado del Huila.....	30
2.4.3 Red De Vigilancia del Volcán Nevado del Huila.....	32
CAPITULO 3. INTEGRACIÓN DE DATOS USANDO FILTRO DE KALMAN. ....	35
3.1. TÉCNICAS DE FUSIÓN DE DATOS.....	36
3.1.1. Estadística Bayesiana. ....	36
3.1.2. Información mutua.....	37
3.1.3. Filtro De Kalman.....	38
3.2. ELECCION DEL MÉTODO DE FUSION DE DATOS.....	39
3.3. FILTRO DE KALMAN.....	40
3.3.1. Estimación de parámetros. ....	42
3.3.2. Asociación de Datos. ....	42
3.3.3. Las Imprecisiones Modelo.....	43
3.4. FUSIÓN DE DATOS DE MÚLTIPLES SENSORES.....	44
3.4.1. Fusión de medidas.....	44
3.4.2. Fusión Track-to-Track.....	45
3.5.3. Track to track modificado.....	47
3.5. GESTION DE ALARMAS USANDO UN CLASIFICADOR BAYESIANO.....	48
3.5.1 Modelo Probabilístico de Naive Bayes.....	48

3.5.2. Gestión de Alarmas. ....	49
CAPITULO 4. RESULTADOS. ....	51
4.1. PREDICCIÓN DE DATOS MEDIANTE EL FILTRO DE KALMAN.....	51
4.1.1. Predicción Utilizando la Señal de un Geófono. ....	51
4.1.2. Estaciones de Banda Ancha.....	54
4.2. INTEGRACIÓN DE DATOS MULTI-SENSOR BASADO EN FILTRO DE KALMAN. ....	56
4.3 FUSIÓN MULTI-SENSOR BASADO EN FILTRO DE KALMAN.....	60
4.4. GESTIÓN DE ALARMAS MEDIANTE UN CLASIFICADOR BAYESIANO.....	62
CAPITULO 5. CONCLUSIONES. ....	65
BIBLIOGRAFÍA.....	67

## CONTENIDO DE FIGURAS.

Figura 1.1. Tipos de riesgos Volcánicos.....	11
Figura 1.2 (a) Glaciar del volcán Nevado del Huila, imagen satelital tomada el 23 de febrero de 2007. Se nota la cobertura de ceniza en parte del glaciar (tonalidad más oscura), columnas de campos fumarólicos (tonalidad blanca, encima de la zona afectada por la ceniza), y algunos flujos en el edificio volcánico. (b) Imágenes tomadas de la zona de afectación en Belalcazar (Páez) del lahar provocado por la erupción del 20 de Noviembre del 2007. ....	12
Figura 2.1. Partes de un Pluviómetro.....	18
Figura 2.2. Diagrama de un inclinometro electrónico modelo AGI_700. ....	19
Figura 2.3. Medidor de ultrasonido en el cauce del rio [16].....	20
Figura 2.4. Sensores de alambre. Estos sensores pueden detectar la profundidad máxima de acuerdo con el nivel de la más alta de alambre que se ha roto [16]. ....	21
Figura 2.5. Modelo 3500 de celdas de presión instaladas en los rieles de un tren. ....	22
Figura 2.6. Vigilancia radar de flujo de escombros y zona de deslizamiento de tierra.....	23
Figura 2.7. En la parte superior el registro de una señal sísmica de una explosión artificial. En la parte inferior el registro de la señal infrasónica. ....	24
Figura 2.8. (a) La cuenca Moscardo, su abanico aluvial y su posible zona de amenaza. (1) Avalancha, sitio de iniciación; (2) pluviómetros; (3 y 4) canal instrumentado. (b) Vista en planta de los tramos de canal instrumentados. (3 y 4) Sitios ubicación que se muestra en la figura 2.9. (a)..	28
Figura 2.9. Dispositivos de medición y monitoreo para deslizamientos.....	29
Figura 2.10.Topología de una red de monitoreo [28].....	30
Figura 2.11. Estructura de nodo de sensor. ....	30
Figura 2.12. Mapa de amenaza volcánica para el Volcán Nevado del Huila [29]. ....	31
Figura 2.13. Red de vigilancia Volcán Nevado del Huila. Red de monitoreo Actividad Superficial [30]. ....	33
Figura 2.14. Registro del Flujo de lodo (18 de abril del 2007) por las estaciones de geófono Buco y Toez en el rio Paez (parte superior de la figura) y para estaciones de geófono Aurora y Pueblo Nuevo en el rio Símbola [32].....	34
Figura 3.1. Etapas que conforman el filtro de Kalman: Inicialización, predicción y corrección.....	42
Figura 3.2. Funcionamiento del filtro de Kalman.....	44

Figura 3.3 Proceso de fusión de medidas para dos secuencias de datos  $y_1: k(1)$  y  $y_1: k(2)$  [34].  
Las secuencias de datos entra en el nodo de fusión para serán integrados antes de ser llevados al filtro de Kalman. .... 45

Figura 3.4. Ilustra el proceso de track-to-track para dos secuencias de datos  $y_1: k(1)$  y  $y_1: k(2)$ .  
Los datos son filtrados por separados y el resultado del filtro es fusionado..... 45

Figura 3.5. Proceso de track-to-track modificado para dos secuencias de datos  $y_1: k(1)$  y  $y_1: k(2)$  [50]..... 47

Figura 4.1. Predicción de la salida de un geófono asumiendo condiciones de normalidad. (a) El valor real es representado por la línea roja y la predicción por la línea azul. (b) Error cuadrático medio. .... 52

Figura 4.2. Filtro Kalman para un geófono durante una situación de posible avalancha (a) la señal registrada por el geofono se muestra con línea de color rojo, la predicción se especifica con una línea de color azul. (b) el error de la señal predicción con respecto a la señal de avalancha. .... 53

Figura 4.3. Estación de banda ancha bajo condiciones de normalidad. (a) datos del sismómetro en normalidad (punteado rojo) y datos del filtro de Kalman (línea azul). (b) error en la predicción de los datos del sismómetro en estado de normalidad y de los datos del filtro de Kalman. .... 54

Figura 4.4. Filtro de Kalman bajo un evento de fracturamiento. (a) datos del sismómetro de fracturamiento (punteado rojo) y datos del filtro de Kalman (línea azul). (b) error en la predicción de los datos del sismómetro para un evento de fracturamiento y de los datos del filtro de Kalman. .... 55

## CONTENIDO DE TABLAS.

Tabla 2.1 . Parámetros y dispositivos usados en el monitoreo de flujo de lodos. [11] .....	17
Tabla 2.2. Sensores principales para los sistemas de alerta de eventos de flujo de escombros [11]. .....	26
Tabla 3.1. Algoritmo de fusión primario: aplicaciones para resolver el problema de asociación de datos.....	43
Tabla 4.1. Errores de la fusión entre las señales de banda ancha y la señal normal del geófono....	62
Tabla 4.2. Valores de media y varianza para sensores de Geófono y banda ancha, con datos de la fusión.....	63
Tabla 4.3. Matriz de confusión para el clasificador de Bayes. ....	64

## CAPITULO 1. INTRODUCCIÓN.

Un deslizamiento es un “movimiento de masas de roca, residuos o tierra, hacia abajo de un talud” [1], que pueden ocurrir por caída libre, movimientos en masa, erosión o flujos [2]. Un “flujo” relaciona la interacción de partículas dentro una masa que recorre una superficie. El flujo de lodo se diferencia de otros fenómenos semejantes porque los sólidos en suspensión mantienen una dinámica creciente del flujo, siendo que los sedimentos no se depositan en la parte de atrás del flujo sino que se mantiene al frente [3]. Los flujos de lodos relacionados con actividad volcánica son similares a los flujos de escombros, pero con características particulares de origen y tamaño, mientras que los flujos de lodos pueden tener dimensiones entre  $10^2 \text{ m}^3$  y  $10^7 \text{ m}^3$ , los flujos de lodos volcánicos tienen dimensiones desde  $10^4 \text{ m}^3$  a más de  $10^9 \text{ m}^3$  [3]. Los flujos de lodos de origen volcánico de gran magnitud y alta velocidad se denominan *lahares* están compuestos esencialmente de sedimentos volcánicos, agua y material arrastrado de los edificios volcánicos [4]. Los eventos que pueden desencadenar un *lahar* pueden ser [5]: Explosiones de gases y rocas calientes que interactúan con la nieve y el hielo, flujos de lava superficial, actividad de un campo geotérmico sin una erupción o expulsión de agua caliente de un lago de cráter. Los tipos de amenazas relacionadas con la actividad volcánica se muestran en la figura 1.1 [6].

Los flujos de lodos constituyen uno de los desastres naturales que más vidas ha cobrado y que ha sido responsable de la mayoría de los más grandes deslizamientos catastróficos ocurridos en el mundo. Entre los países más afectados por catástrofes debidas a flujos, se encuentran las áreas Andinas de Perú, Colombia, Ecuador y Venezuela. Particularmente, Colombia ha sido afectada por flujos de lodos, el más devastador ocurrió en noviembre de 1985, el cual fue generado por el deshielo del cono del Volcán Nevado del Ruiz; este arrasó con la ciudad de Armero en el departamento del Tolima. La erupción de este volcán nevado produjo cuatro *lahares* que afectaron al Río Lagunilla. El paso del flujo cubrió el valle donde estaba ubicada la ciudad, acabando con la vida de aproximadamente 25.000 personas de las 30.000 que allí vivían [7].

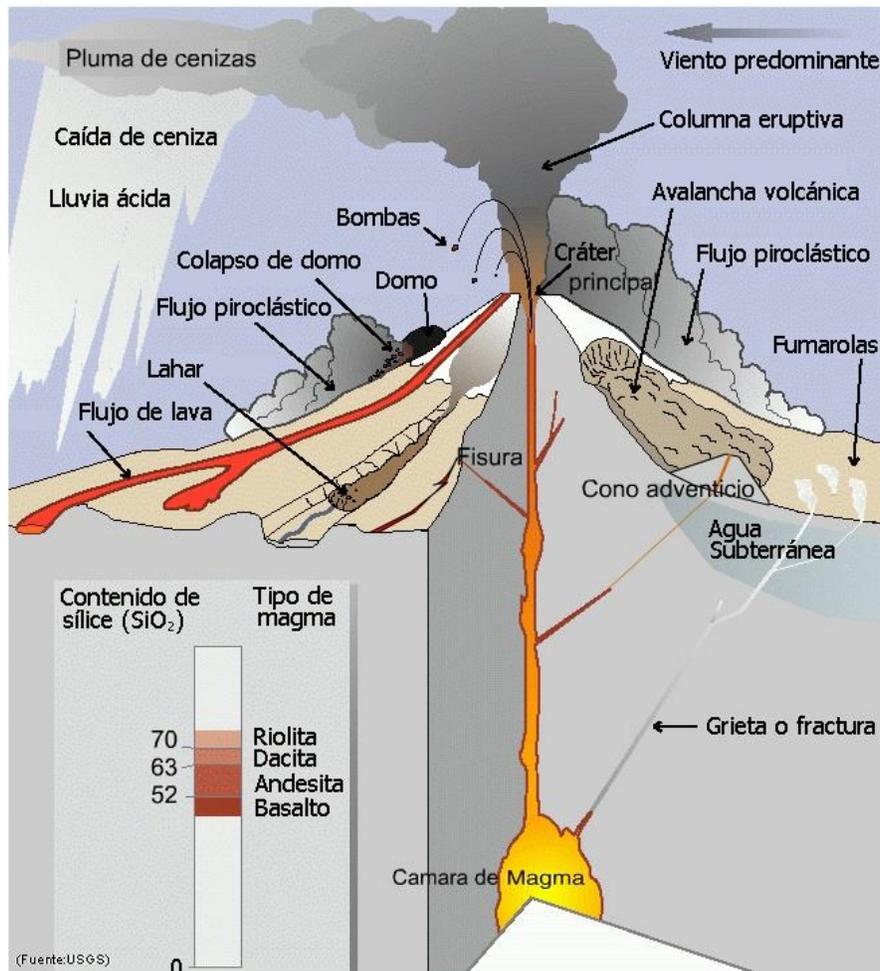


Figura 1.1. Tipos de riesgos Volcánicos.

Colombia presenta una serie de formaciones volcánicas y el Departamento del Cauca cuenta con una serie de formaciones volcánicas de las que se destacan el volcán Puracé y el volcán Nevado del Huila, comprendido entre los departamentos del Cauca y Huila, este último ha mostrado una variabilidad en su actividad volcánica en las últimas dos décadas. El Volcán Nevado del Huila es un complejo volcánico activo conformado por estratovolcanes y varios domos en el Pico Sur. Los picos están cubiertos por un glaciar de 13 km<sup>2</sup>, siendo el más extenso sobre un volcán en Colombia. La erupción freática del Volcán Nevado del Huila, el 18 de abril de 2007 generó un lahar. El material se encauzó principalmente en el costado occidental por la quebrada Bellavista, y en el costado oriental por la quebrada El Oso; posteriormente siguió las cuencas de los ríos Páez y Símbola. En la parte alta de la cuenca, entre los sectores de Irlanda y Belalcázar, alcanzó velocidades cercanas a los 80 km/h y alturas promedio de 10 m; en la parte media de la cuenca, entre los sectores de Belalcázar y Ricaurte, alcanzó velocidades cercanas a los 70 km/h y alturas promedio de 7m; en la

parte baja de la cuenca, entre los sectores de Puerto Valencia y la desembocadura al río Magdalena, alcanzó velocidades cercanas a los 27 km/h y alturas promedio de 6m. El volumen involucrado se calcula en aproximadamente 75 millones de metros cúbicos, y su tránsito provocó diversos daños en la infraestructura vial de la zona, dejando incomunicada a la población de Belalcázar con los municipios de Inzá (Cauca) y La Plata (Huila) [8] [9]. Algunas evidencias visuales de la magnitud del evento se muestran en la figura 1.2 [8].

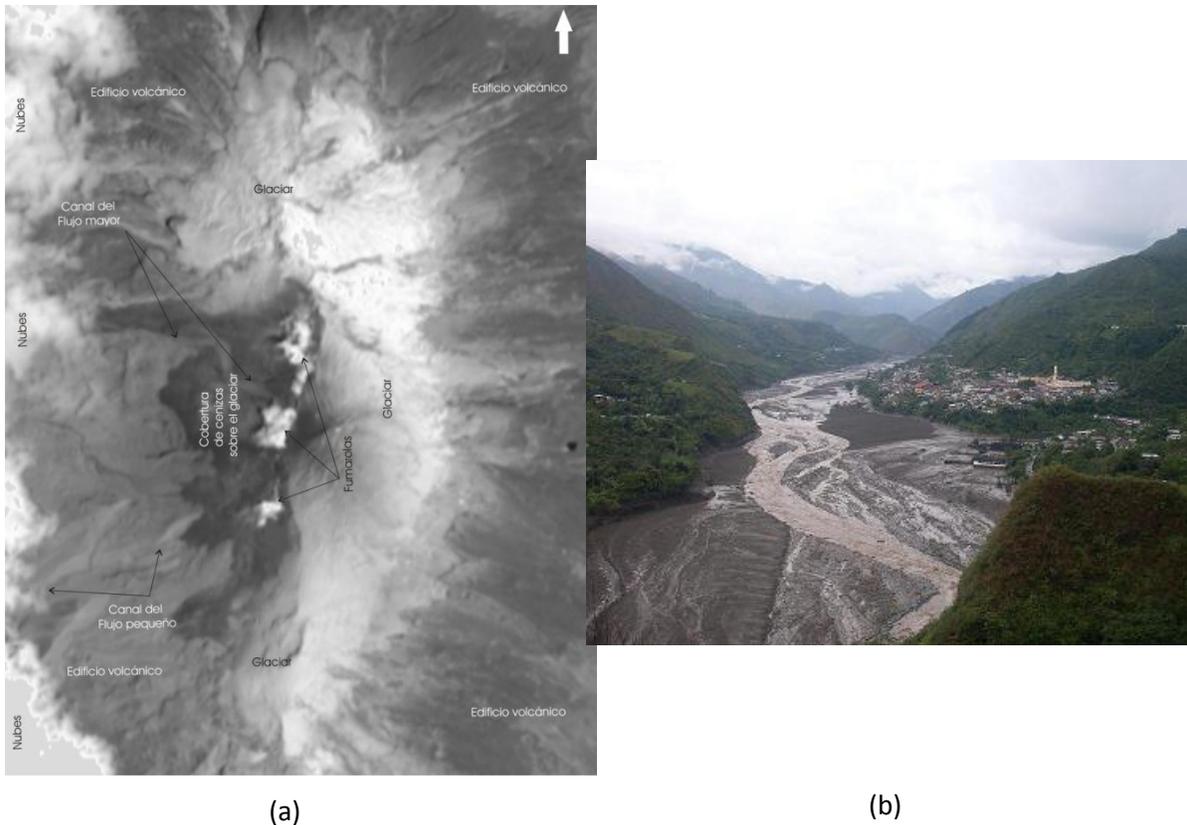


Figura 1.2 (a) Glaciar del volcán Nevado del Huila, imagen satelital tomada el 23 de febrero de 2007. Se nota la cobertura de ceniza en parte del glaciar (tonalidad más oscura), columnas de campos fumarólicos (tonalidad blanca, encima de la zona afectada por la ceniza), y algunos flujos en el edificio volcánico. (b) Imágenes tomadas de la zona de afectación en Belalcázar (Páez) del lahar provocado por la erupción del 20 de Noviembre del 2007.

Las características de un lahar junto con las condiciones que se encuentran alrededor del edificio volcánico convierten a este tipo de eventos, en amenazas de gran impacto y más si se considera poblaciones, cultivos o infraestructura; esto hace que sea necesario que se intente minimizar los efectos de esta clase de desastres. La inusual actividad del Volcán Nevado del Huila, lo convierte en una amenaza potencial para las poblaciones aledañas a los cauces de los ríos Simbolá y Páez dado que todos los drenajes que nacen en el volcán son colectados por los ríos Páez (al oeste) y

Simbolá (al este), los cuales se unen a 32 Km al Sur del Volcán, cerca de la población de Belalcázar, continuando como Río Páez a través de un cañón profundo hasta desembocar en el Río Magdalena, a unos 100 Km a través del cauce (unos 70 Km al Sureste en línea recta) [9].

La predicción de un lahar es de gran dificultad debido a todas las causas volcánicas y no volcánicas, por eso es necesario que la mitigación de riesgos este basada en la recolección de datos que permitan fortalecer investigaciones, desarrollos técnicos y tecnológicos encaminados a este fin. En nuestro contexto, el Servicio Geológico Colombiano (SGC) tiene, además de sus actividades de investigación, la de monitorear y dar alerta ante un evento de flujo de lodo a través de la red de vigilancia de actividad superficial, la cual integra una serie de técnicas para la adquisición de señales físicas y vigilancia volcánica, así como para los flujos de lodos, entre los que se encuentran sismómetros, estaciones acústicas, geófonos, inclinómetros, vigilancia a través de cámaras, y monitoreo de gases (Radón, CO<sub>2</sub> y SO<sub>2</sub>). En el caso particular del volcán nevado del Huila, esta red cuenta con estaciones de geófono, pluviómetro y cámaras web instaladas. Uno de los grandes inconvenientes durante un flujo de lodo es la forma de interpretar los datos por parte de los sistemas de monitoreo para la posterior emisión de alertas.

Generalmente los datos provenientes de los sensores de monitoreo de actividad sísmica y superficial, se procesan por separado, lo que puede causar retardos en la emisión de alarmas o generar falsas alarmas. Por lo anterior, se hace importante desarrollar e implementar una herramienta que mediante fusión de datos, integre la información de los métodos de detección de flujos de lodos, instalados sobre las cuencas de los ríos Simbolá y Páez, área de influencia del Volcán Nevado del Huila. De manera que se hace necesario:

- Estudiar y evaluar los métodos de monitoreo de flujos de lodos instalados sobre las cuencas de los ríos Simbolá y Páez. En el capítulo 2 se realiza una descripción de las técnicas, métodos y sensores más populares dentro del monitoreo y vigilancia de amenazas sísmicas, volcánicas y de flujos de lodos; así como un análisis de las más utilizadas para relacionarlo con la red de vigilancia del volcán nevado del Huila.
- Implementar un sistema de análisis y fusión de datos que se adapte a las características de los métodos de monitoreo de Flujo de Lodos instalados en los causes de los ríos Simbolá y Páez, presente en el capítulo 3 donde se realiza el estudio de un método de integración de datos y su posterior evaluación, esto

permitirá que los datos entregados por los sensores puedan tener una mayor validez y certeza para posibles implementación de gestores de alarmas.

- Evaluar un prototipo que permita el monitoreo de flujo de lodos y que estime en tiempo real los parámetros físicos indicadores de una emergencia, los anterior esta descrito en el capítulo 4, donde se recopilan los resultados de la implementación de un prototipo que compila la técnica propuesta para su posterior evaluación. Las conclusiones, recomendaciones y propuestas para el futuro se enmarcan dentro del capítulo 5.

## CAPITULO 2. DETECCIÓN Y MONITOREO DE FLUJOS DE LODOS.

Los *lahares* pueden ser clasificados por la concentración de sedimentos como flujo de lodo (mayores a 50% o 60% de sedimentos por volumen) o flujo “streamflow” (de 20 a 50 % de sedimentos por volumen). Sin embargo la concentración de sedimentos en el flujo de lodos puede variar “aguas abajo” debido a su naturaleza erosiva transformándose en flujos transitorios o en inundaciones [3]. Los flujos de lodo de origen volcánico están relacionados con procesos eruptivos que involucran la salida de roca caliente y cenizas, denominados flujos piroplásticos, los cuales pueden presentar una dinámica de movimiento a través del hielo glacial o de la nieve derritiéndolos y provocando un flujo de escombros. Las erupciones en lagunas de cráteres provocan el movimiento de agua y con ello el arrastre de sedimentos generando lahares. Las erupciones o terremotos pueden lograr el colapso del edificio volcánico. La presencia de abundante agua junto con grandes cantidades de rocas y tierra pueden originar avalanchas. Es necesario recordar que precipitaciones abundantes de lluvia pueden promover deslizamientos de roca. Los posibles escenarios que puedan desencadenar un flujo de lodos se enumeran a continuación [10].

- 1) Los flujos piroclásticos u oleadas piroclásticas son explosiones de gases calientes y escombros piroclástico o rocas calientes que interactúan con la nieve y el hielo a través de la erosión, la mezcla y la fusión. Estos procesos representan aproximadamente el 40% de los lahares reportados y las inundaciones causadas por la fusión de la nieve y el hielo durante las erupciones.
- 2) Los flujos de lava superficial pueden derretir la nieve o el hielo. La transferencia de calor por conducción entre el flujo de lava, la nieve o el hielo en general, es demasiado lento para formar lahares o inundaciones a menos que el agua de fusión este estancada o fluyendo. Comúnmente, la nieve y el hielo derretido por lavas superficial se convierten en vapor.
- 3) El derretimiento de un glaciar o capa de nieve puede producirse por extrusión de un flujo de lava, debido a erupciones piroclásticas subglaciales, o actividad fumarólica de un campo geotérmico sin una erupción.

4) La expulsión de agua caliente de un lago de cráter en los flancos de un volcán cubierto de nieve puede derretir la nieve o el hielo, aumentando el volumen de agua del lago del cráter expulsado.

Para determinar las medidas a implementar que puedan ayudar a controlar un fenómeno de flujo de lodos, es necesario determinar los parámetros y fenómenos físicos que lo caracterizan. En la actualidad, el mercado muestra una gran variedad de opciones relacionadas con la vigilancia y el monitoreo de desastres, todos estos desarrollos técnicos y tecnológicos pretende mejorar las acciones relacionadas con la atención y prevención de un desastre. En este capítulo se describen las técnicas, métodos y sensores utilizados en el monitoreo y vigilancia volcánica y fenómenos relacionados con la actividad volcánica seguido de la ventajas y desventajas, junto con la conformación de las redes de vigilancia, mapas de vigilancia y mapas de amenaza volcánica para el área específica del Volcán Nevado del Huila.

## **2.1. MONITOREO DE FLUJO DE LODOS.**

Muchos volcanes se encuentran rodeados por cuencas de ríos, de manera que los flujos de lodos pueden sumarse a estas concentraciones de agua y aprovechar estas cuencas para fluir por kilómetros, aumentando su capacidad de afectación para los habitantes cercanos a las riveras de los ríos y también a la infraestructura circundante. El monitoreo y alarma de este tipo de desastre se ha ido fortaleciendo con el paso del tiempo, siendo que en la actualidad es posible encontrar una gran variedad de sensores y sistemas de monitoreo. La búsqueda de certeza en los datos que cada uno de los sensores puede entregar es fundamental para la búsqueda de respuestas frente a eventos relacionados con la actividad volcánica.

### **2.1.1. Generalidades de los Sistemas de Monitoreo.**

Para el monitoreo de lahares se hace necesario conocer bien el fenómeno para entender su naturaleza. Algunos de los parámetros más relevantes dentro del monitoreo de flujo de lodos así como los sensores, dispositivos, técnicas para la medida respectiva se presentan en la Tabla 2.1.

**Tabla 2.1 . Parámetros y dispositivos usados en el monitoreo de flujo de lodos. [11]**

<b>Parámetros</b>	<b>Dispositivos o Sensores</b>
Profundidad de flujo pico	Directa observación post-evento a través de teodolito o GPS, sensores de alambre, fotocélulas, sensores ultrasónicos
Flujo de profundidad en función del tiempo	Sensores ultrasónicos, sensores de radar
Vibración del suelo	Sismómetro o geófonos (velocímetros, acelerómetros)
Sonido bajo la tierra	Micrófonos
Velocidad de flujo media	Los sensores ultrasónicos, geófonos
Velocidad superficial	Velocímetros electromagnéticas Doppler , grabaciones de vídeo , sensores de velocidad basado en la velocímetro filtrado espacial
Fuerzas basales ( tensión normal y cortante )	Las celdas de carga
Presión de poro	Los sensores de presión
Fuerza de choque	Medidores de marcas de presión, sensores piezoeléctricos

Es posible hallar una gran variedad de sensores, en algunas ocasiones conjugados fortaleciendo los sistemas de monitoreo, permitiendo obtener medidas de parámetros físicos, como velocidad, profundidad, incluso medidas de fuerza lo cual nos puede ayudar a tener una magnitud del evento en cuanto a la cantidad de lodo que movilizo y las características de este. Las medidas de vibración de suelo son las más recurrentes en el caso específico del volcán nevado del Huila para el caso de un lahar.

### **2.1.2 Sensores y Métodos de Monitoreo.**

El elemento clave en el monitoreo de flujos de lodo y deslizamientos de tierra es el sensor. Unos se han diseñado específicamente para esta tarea u otros que han sido adaptados para el monitoreo de actividad volcánica u otros fenómenos ambientales. A continuación se compilan algunos de los más representativos.

- **Pluviómetros.**

Los pluviómetros pueden medir el volumen o el peso de la precipitaciones las cuales pueden estar relacionadas con el desencadenamiento de flujos de escombros y deslizamientos superficiales [12]. Para esto, la precipitación es recogida en un recipiente con un diámetro de orificio fijo, que esta estandarizado. El receptáculo tiene un borde en la parte superior para mantener el área de recepción constante y un embudo para recoger agua de lluvia [13]. Hay pluviómetros de lectura manual y otros de lectura automatizada lo cual permite hacer lecturas remotas. Las partes generales de un pluviómetro se muestran en la figura 2.1 [14].

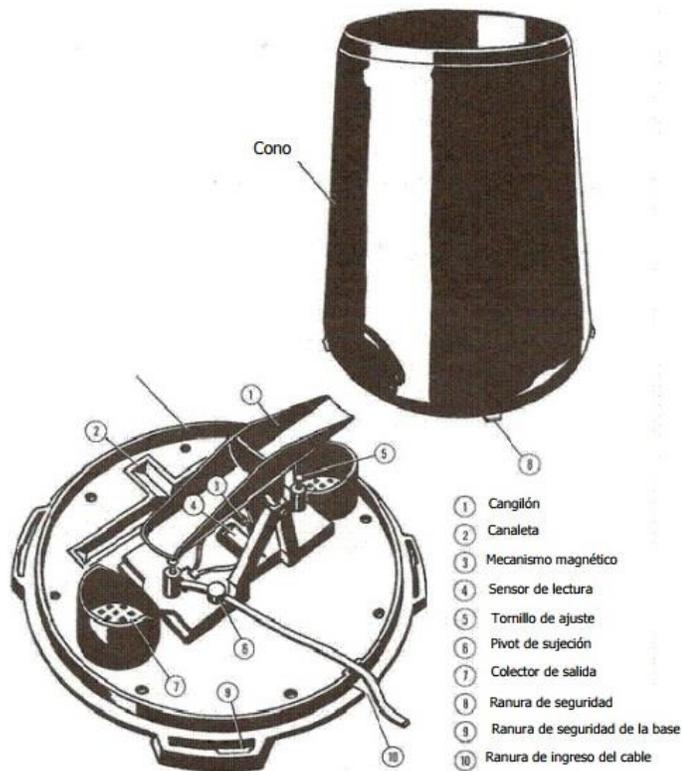


Figura 2.1

Figura 2.1. Partes de un Pluviómetro.

- **Medidor de Deformación** [15].

Los inclinómetros son instrumentos electrónicos de alta sensibilidad, salida analógica y bajo consumo de poder. Poseen una plataforma horizontal en forma triangular de aluminio o acero inoxidable modelo AGI 700, sobre la cual se acoplan dos sensores electrolíticos (paralelos a los

lados del triángulo, ortogonales entre si y orientados radial y tangencialmente hacia el cráter activo), un sensor de temperatura, una tarjeta electrónica e interruptores de filtros y ganancia. Cada inclinómetro tiene una tapa de aluminio o acero inoxidable que se acopla a la plataforma para proteger los sensores y la tarjeta electrónica. La plataforma está provista de 3 tornillos para la nivelación del inclinómetro sobre una superficie plana. Los cambios de inclinación del terreno se detectan por los cambios de resistencia como respuesta a la rotación del sensor electrolítico y se registran en la tarjeta electrónica a través de cambios de voltaje, los cuales son convertidos en ángulos de inclinación. Simultáneamente, la lectura de voltaje del sensor de temperatura es convertida a grados Celsius. Esta información puede recolectarse directamente en campo por medio de una unidad de lectura digital (inclinómetros portátiles) o ser transmitida vía radio con una tasa de muestreo específica al centro de recepción. El diagrama de un inclinómetro se encuentra en la figura 2.2.

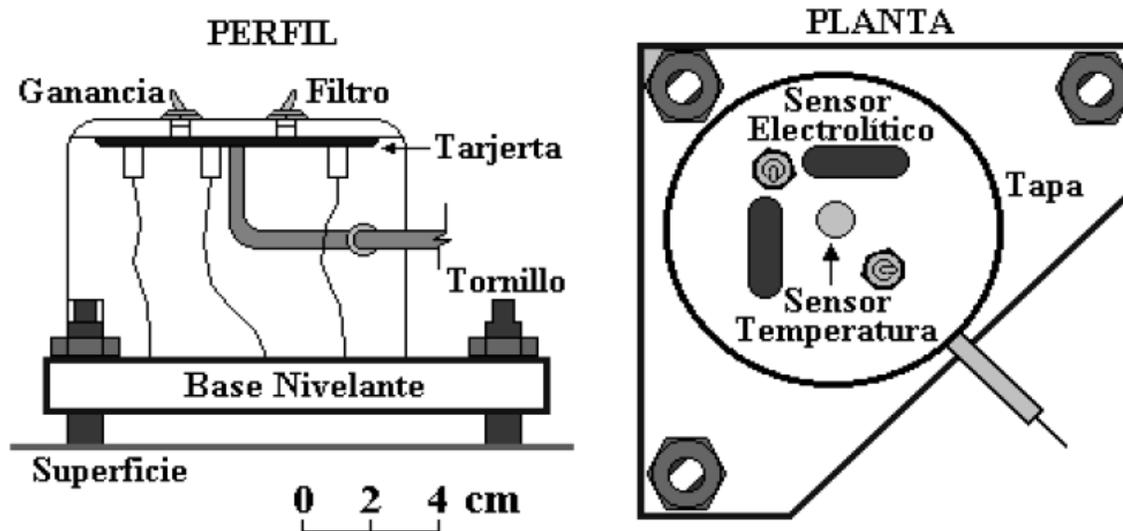


Figura 2.2

Figura 2.2. Diagrama de un inclinómetro electrónico modelo AGI\_700.

### **Medidor Ultrasónico [12].**

Para calcular el volumen del torrente en función del tiempo (hidrograma) se utilizan sensores ultrasónicos los cuales miden la velocidad de propagación media de la parte delantera del torrente con relación a la distancia entre los sensores para el intervalo de medida de tiempo en los tramos de canal instrumentados o sitios de ubicación entre la aparición del pico de la oleada, inicio

del fenómeno, y la llegada al sitio de aforo. El volumen de flujo de escombros se puede estimar como:

$$Vol = \int_{t_o}^{t_f} vA(t)dt = v \int_{t_o}^{t_f} A(t)dt \quad (2.1)$$

Donde, *Vol* es el volumen de la masa que fluye (agua y partículas sólidas); *v* es la velocidad media de flujo, que se supone igual a la velocidad del frente de media; *A(t)* es el área de sección transversal ocupada por el flujo en el tiempo *t*, conocido a partir de levantamientos topográficos y los datos de ultrasonidos; *t<sub>o</sub>* es el momento de la llegada de la oleada en el sitio de aforo; y *t<sub>f</sub>* es el tiempo al final de la onda de flujo de escombros. Este enfoque para el cálculo del volumen de flujo supone que el material fluye a través de la sección considerada a una velocidad constante durante la oleada. Un sensor de ultrasonido en el cauce de un río se muestra en la figura 2.3.



Figura 2.3. Medidor de ultrasonido en el cauce del río [16]

### **Sensores de Alambre** [17].

Los sensores de alambre detectan un flujo de escombros cuando los cables tendidos en el interior de los canales del río se cortan por un flujo de escombros. Antes de instalar un sensor de alambre, es extremadamente importante determinar la altura apropiada para instalar el sensor de acuerdo

con la escala de flujo de escombros potencialmente previsto en la zona. También es crucial determinar cuidadosamente la colocación de los cables con el fin de evitar la activación accidental o involuntaria del sensor por los animales, trozos de madera, y/o árboles caídos. La principal desventaja de esta configuración es que cada vez que un hilo se corta por un flujo de escombros o cualquier otro motivo, se requiere el trabajo de reparación. Una configuración típica de sensores de alambre se muestra en la figura 2.4.



Figura 2.4. Sensores de alambre. Estos sensores pueden detectar la profundidad máxima de acuerdo con el nivel de la más alta de alambre que se ha roto [16].

### ***Celdas de presión.***

Las celdas de presión responden no sólo a las presiones del suelo, sino también a la presiones del agua sobre la tierra. Una medición simultánea de la presión del agua de poro ( $\mu$ ), requiere separar la tensión efectiva ( $\sigma'$ ) de la tensión total ( $\sigma$ ) definida por el principio de Terzaghi [18] donde:

$$\sigma' = \sigma - \mu \quad (2.2)$$

Estos parámetros, junto con las características de resistencia del suelo determinarán el comportamiento del suelo bajo cargas [19]. Un ejemplo de celda de presión instalada en los rieles de un tren se muestra en la figura 2.4 [20].

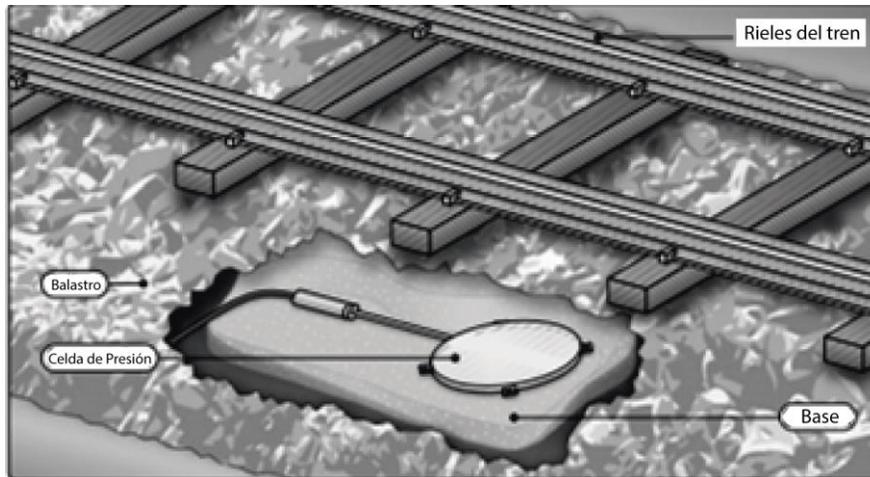


Figura 2.5. Modelo 3500 de celdas de presión instaladas en los rieles de un tren.

### **Sensor de Vibración del suelo.**

La vibración del suelo se mide en términos de *Velocidad de Partícula Máxima* (PPV) cuyas unidades son milímetros por segundo (mm/s). El PPV se refiere a la circulación dentro de la planta de partículas moleculares y no al movimiento en la superficie. El valor de desplazamiento en mm se refiere al movimiento de las partículas en la superficie y se calcula como:

$$PPV = 2 \pi f a \quad (2.3)$$

Donde,  $f$  es frecuencia en Hz y  $a$  es el desplazamiento. La fórmula es cierta sólo para ondas sinusoidales. El monitoreo de vibración del suelo se lleva a cabo utilizando sismómetros, acotando la frecuencia de vibración; para sismicidad volcánica entre 1 Hz y 20 Hz. Otro instrumento de monitoreo de vibración de tierra son los geófonos. Un geófono consta de un potente imán permanente alrededor del cual hay una bobina, el mecanismo está contenido en una carcasa de metal tubular y el imán está centrado dentro de la bobina, por resortes sensibles a la vibración [21]. Mediante la vibración del suelo el imán oscila dentro de la bobina induciendo una corriente que es entregada por respuesta del sensor. Utilizando este tipo de instrumentación es posible caracterizar la respuesta del terreno en términos de velocidad de propagación de la onda, la energía de propagación y su atenuación [22].

### **Radar [23]**

El escenario blanco de radar de vigilancia de desastres geológicos (Figura 2.4 [23]). Montado a bordo de una plataforma de aire, el radar emite los impulsos de frecuencia modulada hacia la

superficie del suelo. El rango de resolución (hacia el suelo) se puede lograr por compresión de impulsos, mientras que la alta resolución en dimensión a lo largo de la pista se puede realizar utilizando el procesamiento de Radar de Apertura Sintética (synthetic aperture radar, SAR). En la tercera dimensión, es decir, la dimensión perpendicular a la trayectoria, una red de antenas escasa podría ser empleado para enfocar un haz muy agudo. Otra opción es realizar una proyección de imagen de la SAR en perpendicular a la trayectoria de vuelo múltiple pasada paralela.

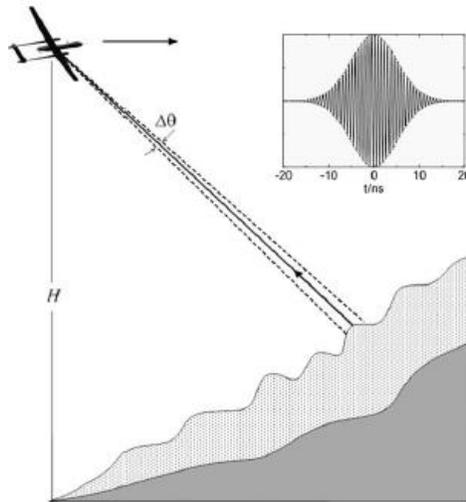


Figura 2.6. Vigilancia radar de flujo de escombros y zona de deslizamiento de tierra.

Para aprovechar las ventajas de la alta penetración de la banda de VHF, tenemos un compromiso con las limitaciones en la realización de ingeniería del radar. En primer lugar, el ancho de banda está limitado por la frecuencia de la portadora. Al igual que en esta carta, el ancho de banda es seleccionada como 100 MHz, y la frecuencia portadora es también de 100 MHz. Teóricamente, sería lograr 1,5-m resolución de alcance.

Además, la abertura de la antena está limitada significativamente por el tamaño físico de la plataforma. Un haz agudo es difícil de lograr a baja frecuencia. Teniendo en cuenta que un 40-m envergadura de los aviones de alerta temprana nominal y una matriz dispersa conforme, el límite teórico de ancho de haz sería 0,1 rad a la frecuencia de 100 MHz. A medida que los desastres geológicos son a menudo causados por fuertes tormentas, el avión debe volar sobre las nubes para evitar riesgos meteorológicos. La altitud nominal de cumulonimbus y/o estratocúmulos es de alrededor de 2000 m. Sobre la base de esta consideración, la huella alcanzable del haz de la antena es de aproximadamente 200 m. Para lograr una mejor resolución, se deben utilizar cualquier plataforma inferior o procesamiento de SAR en 3-D de múltiples vuelo.

- **Sensor Infrasonico.**

Los sensores de infrasonido tienen una gran variedad de aplicaciones en actividades geofísicas entre las cuales se encuentran las erupciones volcánicas y terremotos. Su funcionamiento se basa en un micrófono de condensador, el cual consisten en una membrana hecha de un material dieléctrico polarizado con una carga electrostática que registra cambios de presión, los cuales generan leves variaciones en la capacitancia. Debido a la carga electrostática constante, se convierte en una variación en la tensión de salida, debido al bajo nivel de salida y la alta impedancia de la fuente [24]. Una señal sísmica, parte superior de la figura, y una señal infrasonica, parte inferior de la figura, se muestran en la figura 2.5 [24] para el registro infrasonica la primera señal se asemeja a la envolvente de la señal sísmica y que está relacionado con la conversión sismo-acústica en la superficie, la segunda fase es la adecuada a la fase del infrasonido, que llega con un retraso de 14 s; la tasa de muestreo es de 100 Hz para ambas señales [24].

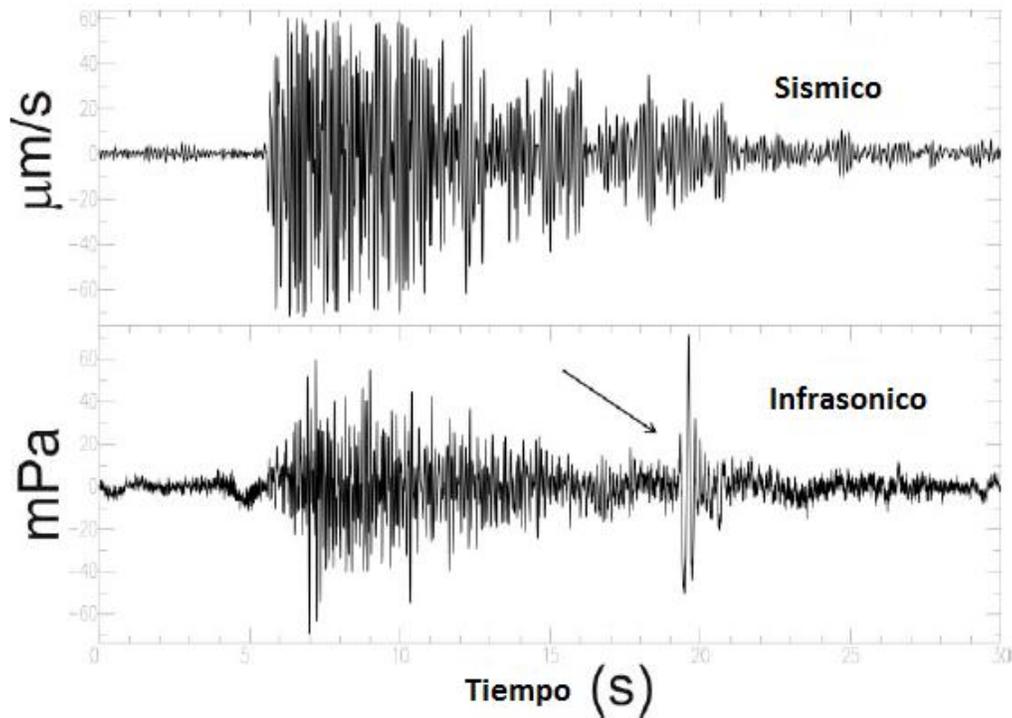


Figura 2.7. En la parte superior el registro de una señal sísmica de una explosión artificial. En la parte inferior el registro de la señal infrasonica.

### ***Procesamiento de Imágenes.***

Más que un sensor como los que se han mencionado en los casos anteriores, el procesamiento de imágenes es un método donde un algoritmo de detección de un objeto en movimiento se muestra en los fotogramas de vídeo de una cámara. En el algoritmo propuesto en [25], para detectar el flujo de escombros utiliza técnicas para eliminar el ruido, resta y filtrado espacial y la función de entropía, la cual se utiliza para determinar si se ha producido el desprendimiento de escombros [25].

### **2.2. VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LAS TÉCNICAS DE MONITOREO.**

Cada una de las implementaciones mencionadas para el monitoreo de flujo de lodos está diseñada con un fin específico y así mismo cada una puede medir un parámetro físico específico. En muchas aplicaciones no es suficiente una señal para establecer una alarma así que se hace necesario que se implementen más de una aplicación. Con este fin es primordial conocer las ventajas y desventajas de los sistemas o sensores mencionados en la sección 2.1 tal como se detalla en la tabla 2.2 [11].

Tabla 2.2. Sensores principales para los sistemas de alerta de eventos de flujo de escombros.

Sensor	Operación	Ventajas	Desventajas
<b>Ultrasonidos, radar y sensores láser.</b>	La medición de la fase de flujo.	Fácil de configurar umbrales de advertencia.	Los sensores ultrasónicos tienen que ser colgados en el canal, la instalación puede resultar difícil si los bancos de canales son inestables.
<b>Geófonos y sismómetros.</b>	La medición de las vibraciones del suelo causadas por el flujo de escombros.	Instalación fácil y segura (los sensores están enterrados en lugares seguros a orillas de los ríos).	Configuración de los umbrales de advertencia pueden ser bastante complicadas. El riesgo de falsas alarmas debidas a otras fuentes de vibraciones en el suelo (paso de los trenes o camiones, desprendimientos de rocas, etc.) La necesidad de filtrar la señal puede aumentar la complejidad del sistema.
<b>Sensores de alambre</b>	La detección de los residuos de flujo de rotura del alambre.	Dispositivo simple y robusto.	Necesidad de la restauración después de la activación. El riesgo de falsas alarmas debidas a circunstancias accidentales (paso de animales, caída de árboles, etc.)
<b>Las fotocélulas (photobeams infrarrojos, etc.)</b>	La detección de paso de flujo de escombros.	Detectores sin contacto: no necesitan restauración después de la activación.	Se necesita una instalación cuidadosa para evitar que los sensores entren en contacto con el flujo.
<b>Cámara para la detección de visión de máquina.</b>	El reconocimiento de los flujos de escombros.	Instalación segura (la cámara se puede colocar al lado del canal).	La presencia de niebla o la ocurrencia de flujo de escombros en la noche pueden complicar el uso del sistema y su capacidad de trabajo.

Las opciones para detecciones de flujos de escombros son variadas, pero existen una en particular que ha sido probada alrededor del mundo y que además ha sido efectivos para llevar a cabo la tarea de detección de estos eventos: los detectores de vibración de suelo, sismómetros, geófonos, acelerómetro, estos sensores son de un uso generalizado alrededor del mundo pero también se presentan desafíos para la explotación de los datos adquiridos a través de estos elementos así que

el manejo adecuado de esta información permitiría mejores mecanismo de control encaminados a la mitigación de desastres basados en sistemas de alerta más confiables [26].

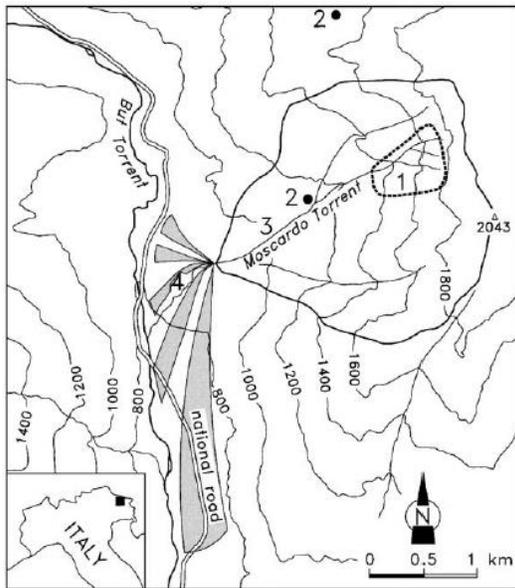
#### **2.4. REDES DE VIGILANCIA Y MAPAS DE RIESGO.**

La elaboración de un mapa de riesgo está ligada esencialmente a la caracterización de las amenazas, para lo cual se requiere establecer rangos de amenazas para la zona alrededor del edificio volcánico, como para las zonas que se pueden ver afectadas por la movilización de flujos de lodos derivados por la actividad volcánica, además es necesario conocer características geológicas de la zona de afectación. La clasificación de amenazas volcánicas según la distancia de influencia con respecto al edificio volcánico está consignada en la tabla 2.3, lo cual esta descrito de una forma generalizada pero puede estar supeditado a modificaciones según algunas características de las zonas circundantes del volcán.

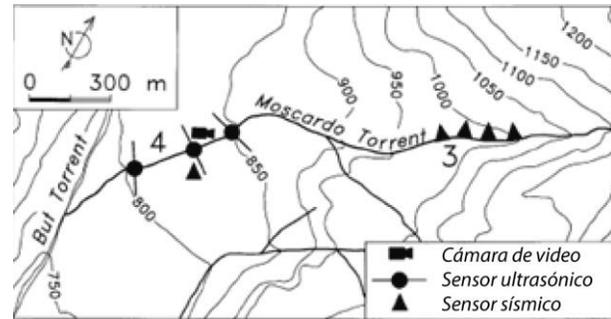
**Tabla 2.3. Rangos de las amenazas volcánicas. [27]**

Rangos de Amenaza para las zonas de influencia del Volcán.				
<b>Muy Alto</b>	<b>Alto</b>	<b>Moderado</b>	<b>Bajo</b>	<b>Muy bajo</b>
Menor a 3 Km.	entre 3 y 5 Km	entre 5 y 10 Km	entre 10 y 20 Km	Mayores a 20 Km

El conocimiento del área de amenaza permite que se pueda configurar una red de vigilancia con base en las zonas de mayor afectación y ante todo que estén más cercanas a poblaciones, cultivos e infraestructura. Este suele ser un trabajo multidisciplinario, que como consecuencia puede lograr redes de vigilancia robustas en cuanto a los elementos que la conforman así como los datos que estos logren arrojar para poder entender los fenómenos. La cuenca del Moscardo, en los Alpes italianos es una zona de alta frecuencia de flujo de lodos, la zona de amenazas representada en un mapa de nivel muestra la zona de ocurrencia de un flujo de lodo junto con la zona de afectación alrededor como se muestra en la figura 2.6 [12]. (a) Además se muestra el canal instrumentado para la cuenca junto con los instrumentos para llevar a cabo el monitoreo del lugar (figura 2.6. b).



(a)



(b)

Figura 2.8. (a) La cuenca Moscardo, su abanico aluvial y su posible zona de amenaza. (1) Avalancha, sitio de iniciación; (2) pluviómetros; (3 y 4) canal instrumentado. (b) Vista en planta de los tramos de canal instrumentados. (3 y 4) Sitios ubicación que se muestra en la figura 2.9. (a).

#### 2.4.1. ELEMENTOS DE LA RED DE VIGILANCIA.

El monitoreo y vigilancia volcánica tiene el objetivo primordial de dar a conocer el comportamiento de un sistema volcánico, junto con todos los eventos que se pueden desencadenar antes, durante y después de una erupción. Para el diseño de esquema de monitoreo hay que tener claro cuales con las causas, la posible extensión y la magnitud del evento. Adicionalmente hay que tener conocimiento de la Geología, precipitaciones fluviales esto es conocer el sistema volcánico en toda su extensión. La instrumentación implementada en campo debe adquirir información cuantificable para determinar el estado de parámetros geofísicos que controlan la dinámica de las erupciones volcánicas. Un esquema general de las posibles técnicas utilizadas en el monitoreo de flujo de lodos se ilustra en la Figura 2.7 [2].

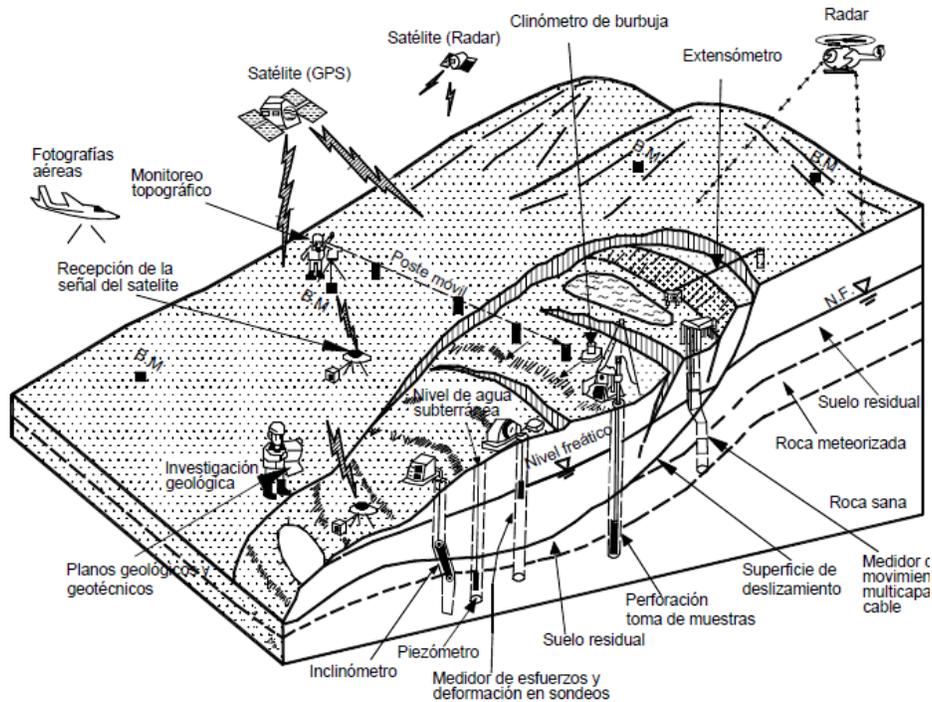


Figura 2.9. Dispositivos de medición y monitoreo para deslizamientos.

Adicionalmente, los desarrollos tecnológicos en torno a las comunicaciones han permitido que la adquisición de datos pueda hacerse de manera continua y automática (tiempo real) permitiendo mayor fiabilidad de los datos para mayor efectividad de las alarmas durante situaciones inminentes. Las topologías de red más utilizadas están conformadas generalmente por sensores que envían los datos a transmisores de radio o de Ethernet<sup>1</sup> de donde son enviados, a través de repetidoras, a lugares de almacenamiento de datos o simplemente tomados por los sistemas de alarma. Un ejemplo de topología de red de esta forma se representa en la figura 2.8, para los sensores protocolo de comunicación Zigbee<sup>2</sup> se utiliza entre nodos terminales y el nodo coordinador, para transmisión de datos de gran capacidad se da a través de la red GPRS<sup>3</sup> e Internet.

<sup>1</sup> Ethernet es un estándar de redes de área local para computadores.

<sup>2</sup> ZigBee es un conjunto de protocolos de alto nivel de comunicación inalámbrica de bajo consumo su utilización.

<sup>3</sup> GPRS o servicio general de paquetes vía radio es para la transmisión de datos mediante conmutación de paquetes

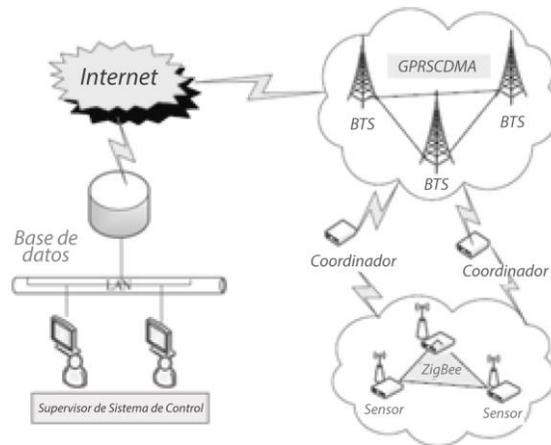


Figura 2.10. Topología de una red de monitoreo [28].

En esta topología, dependiendo de las características de los sensores de monitoreo de flujos, las señales son recopiladas en el módulo sensor las cuales a su vez son administradas por el módulo procesador; los datos son entregados a un módulo de comunicación de donde son enviados a los lugares de recepción; el módulo de potencia proporciona la energía de los nodos sensores. Una representación, de manera general, de un nodo sensor, junto con los elementos que permiten su funcionamiento se muestra en la figura 2.9 [28].

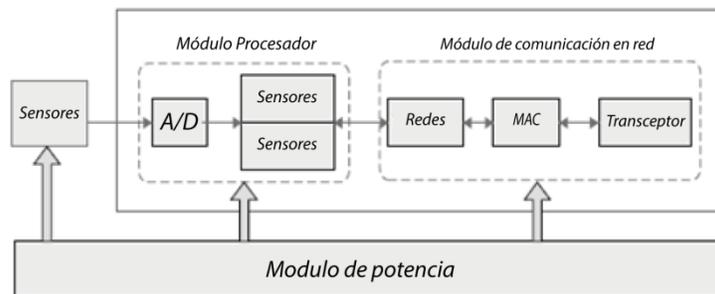


Figura 2.11. Estructura de nodo de sensor.

#### 2.4.2 Mapa de Riesgo Volcán Nevado del Huila [29].

Con el objeto de facilitar la visualización de los rasgos geográficos y geomorfológicos, el mapa vigente de amenaza volcánica potencial del Complejo Volcánico Nevado del Huila permite apreciar los límites departamentales, municipales y la red de fluvial de la zona, donde se destacan las cuencas de los ríos Símbola y Paéz. Este mapa fue elaborado por el servicio geológico colombiano, luego de coleccionar, evaluar, analizar e interpretar la información disponible sobre el Complejo

Volcánico del Nevado del Huila, el cual se muestra en la figura 2.10, considerando tres zonas: alta, media y baja junto con características de estas zonas de amenaza.

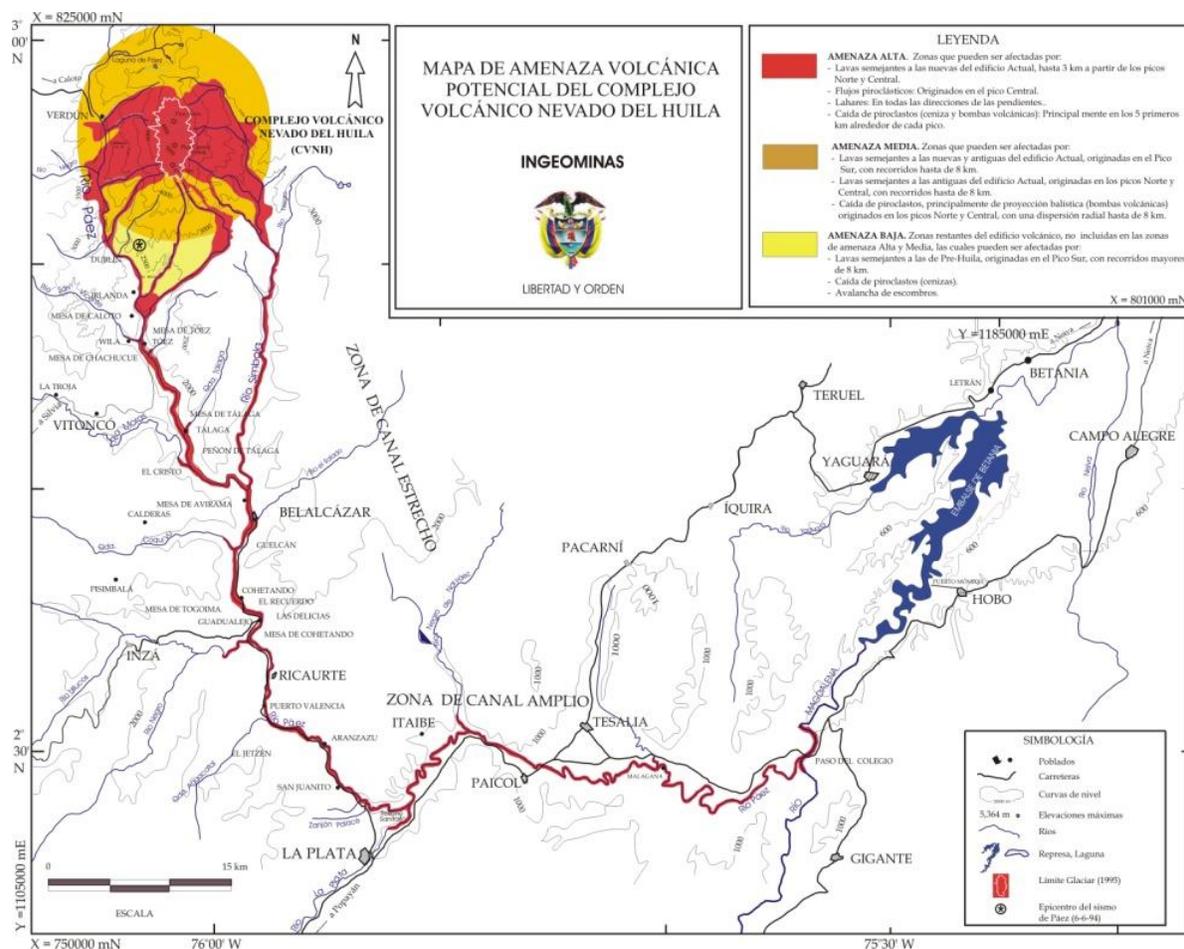


Figura 2.12. Mapa de amenaza volcánica para el Volcán Nevado del Huila [29].

Según este mapa las zonas de amenaza pueden ser:

#### 2.4.2.1. Zona de Amenaza Alta.

Zonas que pueden ser afectadas por: lavas con recorridos de 3 km a partir de los Picos Norte y Central con espesores de 10 a 20 metros, flujos piroclásticos originados en el Pico Central, por Lahares en todos los drenajes que nacen en el glaciar y en aquellos que los recogen (como los ríos Páez y Símbola), por caída de piroclastos (cenizas, bloques y bombas volcánicas) con acumulaciones de espesores del orden de decímetros a metros en los primeros 5 km.

#### **2.4.2.2. Zona de Amenaza Media.**

Zonas que pueden ser afectadas por: lavas originadas en el Pico Sur (con recorridos hasta de 8 Km y espesores entre 10 y 40 m), lavas originadas en los Picos Norte y Central (con recorridos hasta de 8 km y espesores entre 20 y 40 m), por caídas de cenizas que podrían originarse en los Picos Norte y Central (con una dispersión máxima de 8 Km y que se acumularían con espesores del orden de centímetros a decímetros), está zona también podría estar afectada por bloques o rocas volcánicas.

#### **2.4.2.3. Zona de Amenaza Baja.**

Zonas restantes del edificio volcánico, no incluidas en amenazas alta y media, las cuales pueden ser afectadas por lavas del Pico Sur (con recorridos entre 8 y 10 Km y espesores mayores de 40 m), caídas de piroclastos, cenizas (con espesores del orden milimétrico y avalancha de escombros como consecuencia del deslizamiento de un sector del volcán) Las cenizas muy finas (polvo) pueden ser llevadas por los vientos hasta sitios más lejanos, lo mismo que la emisión de gases volcánicos;

#### **2.4.3 Red De Vigilancia del Volcán Nevado del Huila.**

La red de vigilancia del servicio geológico colombiano para el volcánica para el Volcán Nevado del Huila se compone de sismómetros, geófonos, sensores de deformación, sensores de monitoreo de gases (Radón, y SO<sub>2</sub>) y cámaras web. Cada uno de estos elementos permite el monitoreo no solo de la actividad sísmica del volcán sino de otras variables que fortalecen el monitoreo y vigilancia permitiendo mitigar el riesgo y aumentando la velocidad de reacción de organismo de vigilancia, monitoreo, prevención y atención de desastre. Todos los elementos de la red de vigilancia se encuentran tanto en el edificio volcánico como a su alrededor. La red de monitoreo de actividad superficial implementado en el Volcán Nevado del Huila se muestra en la figura 2.11.

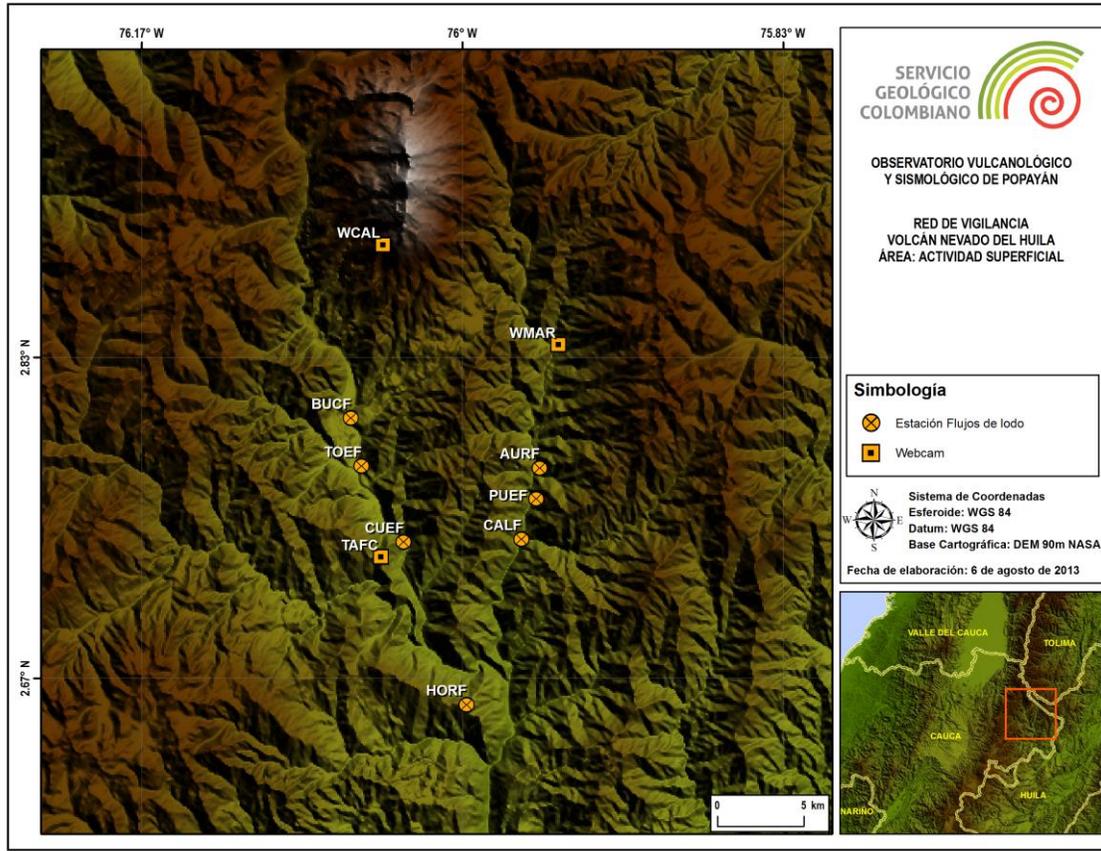


Figura 2.13. Red de vigilancia Volcán Nevado del Huila. Red de monitoreo Actividad Superficial [30].

El sistema de monitoreo de flujo de lodos implementado por el observatorio vulcanológico y sismológico de Popayán hace parte de una donación realizada por el U.S. Geological Survey (USGS) para fortalecimiento de la red de vigilancia del Volcán Nevado del Huila. Los sensores AFM son geófonos simples, modelo Sercel (anteriormente Mark) L10, que puede detectar vibraciones entre 10 y 200 Hz, ya que la mayoría de los flujos pueden originar vibraciones a frecuencias pico de 30 a 80 Hz, y si los flujos contienen mucha agua, causan vibraciones de más de 100 Hz a diferencia de los sensores utilizados en sismología volcánica, donde por lo regular se manejan frecuencias inferiores a 20 Hz un amplificador, que convierte la corriente alterna enviada por el sensor en un nivel de corriente positiva, al mismo tiempo que amplifica la señal, una tarjeta electrónica (Vomoco), la cual analiza las vibraciones captadas por el geófono en frecuencia, amplitud y duración, con el fin de determinar si el nivel de ruido captado puede corresponder a la ocurrencia de flujos [31] [32] y su rangos de voltaje son representados en el orden de los micro voltios y las tasas de muestreo pueden ser configurables y los datos pueden ser ingresados a una base de

datos, aunque las maneras de representar la información puede variar según el que realice el monitoreo. Los registros del flujo de lodo del día 18 de abril del 2007 se muestran en la figura 2.12.

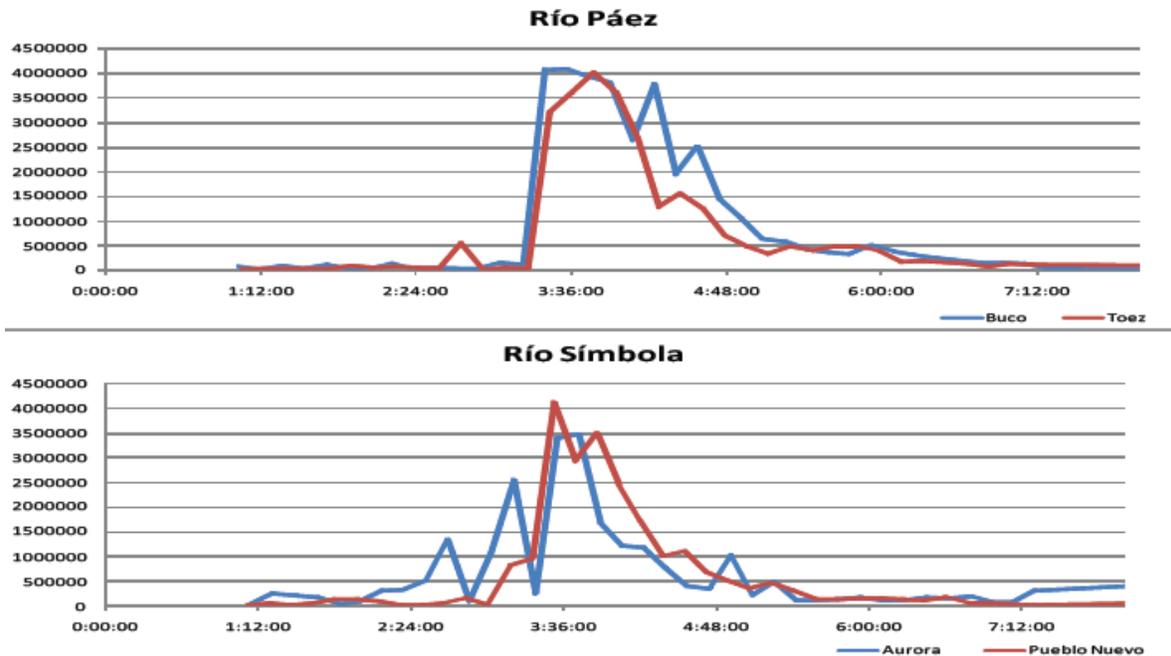


Figura 2.14. Registro del Flujo de lodo (18 de abril del 2007) por las estaciones de geófono Buco y Toez en el rio Paez (parte superior de la figura) y para estaciones de geófono Aurora y Pueblo Nuevo en el rio Símbola [32].

Los sismómetros son de uso generalizado dentro del monitoreo sísmico, como parte de sensores de vibración, hacen parte fundamental del monitoreo del Volcán Nevado del Huila, existen una variedad de marcas dentro del mercado los sensores. Algunos Sismómetros de banda ancha, "Observer", son un sensores fuerza-balance de retroalimentación, disponible con anchos de banda de frecuencia: 0,0083 Hz-50 Hz, ó 0,0166 Hz-50 Hz; velocidad plana, con tres sensores (uno horizontal y dos verticales), de fácil configuración e instalación, donde las tasas de muestreo también pueden ser configurables y la representación de la información está supeditada al fabricante debido a que algunos de ellos poseen sus propias extensiones de archivo para los sismómetros que fabrican [33].

## CAPITULO 3. INTEGRACIÓN DE DATOS USANDO FILTRO DE KALMAN.

Como se expuso en el capítulo 2, el monitoreo y vigilancia volcánica involucra sensores de diferentes características y por lo tanto se obtienen señales diferentes. El tratamiento de estas señales de forma separada puede causar dificultad para la interpretación de los datos, retardos para generar alertas. Por lo anterior, es conveniente la integración de datos para aumentar la certeza de los datos de sensores utilizados para el monitoreo y la celeridad de alarmas.

La integración de datos permite relacionar mediciones de diferentes tipos de sensores (multi-sensor), así como de sensores de un mismo tipo con el fin de aumentar la eficiencia y calidad de la información. La integración de datos se muestra como una solución para el flujo de datos relacionados con implementaciones, o con sensores, las cuales están supeditadas a la búsqueda de robustez y rapidez. En general, la fusión de datos multi-sensor es análoga a la forma en la que los seres humanos y los animales utilizan una combinación de múltiples sentidos, la experiencia y la capacidad de razonar para aumentar sus posibilidades de supervivencia [34].

La motivación principal para la fusión de datos de múltiples sensores es mejorar la calidad de la salida de información en un proceso conocido como sinergia<sup>4</sup>. Estrictamente hablando, la sinergia no requiere el uso de múltiples sensores; la razón es que el efecto sinérgico puede obtenerse en una secuencia temporal de los datos generados por un único sensor. Sin embargo, el empleo de más de un sensor puede aumentar el efecto sinérgico provocando una mayor cobertura espacial y temporal, mayor robustez del sistema de sensores ante fallos algorítmicos, una mejor supresión de ruido y un aumento de la estimación (exactitud). En términos generales, la fusión de datos multi-sensor puede mejorar el rendimiento de los sistemas de cuatro maneras diferentes [35]:

- **Representación.** La información obtenida durante o al final del proceso de fusión tiene un nivel abstracto más alto que el de cada conjunto de datos de entrada.
- **Certeza.** Si  $V$  es uno de los datos del sensor antes de la fusión,  $P(V)$  es la probabilidad de los datos antes de la fusión y  $V^*$  los datos después de la fusión. Entonces esperamos que  $P^*(V^*) > P(V)$ .

---

<sup>4</sup> La sinergia es el resultado de una acción en conjunto de varios factores o influencias que no se hubiesen logrado de manera independiente.

- **Precisión.** La desviación estándar de los datos después del proceso de fusión debería ser menor que la desviación estándar proporcionado directamente por las fuentes. Si los datos son ruidosos o erróneos, el proceso de fusión trata de reducir o eliminar el ruido y los errores.
- **Integridad.** Traer nueva información al conocimiento actual de un entorno permite una visión más completa de este entorno.

Las redes de monitoreo y vigilancia por amenazas volcánicas suelen conformarse por una variedad de sensores, así como de señales registradas o datos consignados. En lo que respecta al monitoreo de vibración de suelos, los sismómetros son ampliamente utilizados y en algunas ocasiones los geófonos, usados en el industria petrolera. En el caso particular la red de vigilancia del Volcán Nevado del Huila se utilizan los sismómetros y geófonos, siendo que los geófonos conforman las herramientas para el monitoreo de flujos de lodos, mientras que los sismómetros permiten el monitoreo de la sismicidad y también permiten registrar eventos de actividad superficial como el caso de un lahar. En este caso, la fusión de datos representa una alternativa dentro del monitoreo y vigilancia de amenazas volcánicas, principalmente de los lahares, permitiendo contribuir en disminuir los tiempos de respuestas en la gestión de alarmas con el objetivo de que habitantes y organismos asociados a estos eventos puedan actuar con celeridad.

En este capítulo se describen las principales técnicas de fusión de datos, y la selección de un método para la integración de datos basado en filtros de Kalman. Este filtro permite actualizar en cada iteración el valor del estimador conforme se va haciendo disponible la información, sin necesidad de repetir los cálculos. Por último, se propone una opción para la de gestión de alerta del volcán nevado del Huila.

### **3.1. TÉCNICAS DE FUSIÓN DE DATOS.**

En esta sección se presenta una breve compilación de las principales técnicas de fusión de datos, tales como las técnicas estadísticas, técnicas de agrupamiento, lógica difusa.

#### **3.1.1. Estadística Bayesiana<sup>5</sup>.**

Básicamente, la inferencia bayesiana provee un método para calcular la veracidad de la probabilidad condicional o a posteriori (razonamiento causa-efecto) de una hipótesis dada [36]. Esta técnica considera la información previa, le asocia una distribución de probabilidad

---

<sup>5</sup> El nombre “bayesiana” proviene del uso frecuente que se hace del teorema de Bayes durante el proceso de inferencia.

(denominada distribución a priori) y la relaciona con la información de los datos, asignada a una función llamada *función de verosimilitud*. A estas dos distribuciones se les aplica el teorema de Bayes del cual se obtiene la distribución a posteriori del objeto de interés, permitiendo obtener los estimadores [37]. Si consideramos  $x_1$  y  $x_2$  los elementos de información dados por dos sensores y  $E$  es el evento a evaluar, a partir del Teorema de Bayes se obtiene:

$$\begin{aligned} p(E|x_1, x_2) &= p(E) \frac{p(x_2|E, x_1)p(E|x_1)}{p(x_2|x_1)} = \frac{p(x_2|E, x_1)p(x_1|E)p^2(E)}{p(x_1|x_2)p(x_1)} = \dots \\ &= p(x_1|E, x_2)p(x_1|E) \frac{p^2(E)}{p(x_1, x_2)} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Esta ecuación se simplifica cuando se supone que los datos y la fuente son independientes entre ellos, de manera que:

$$p(E|x_1, x_2) = \frac{p(x_2|E)p(x_1|E)p^2(E)}{p(x_1)p(x_2)} \quad (3.2)$$

Generalizándolo (3.2) para un número  $n$  de elementos de información, tenemos que:

$$p(E|x_1, \dots, x_n) = \frac{p(x_n|E, x_1, \dots, x_n) \dots p(x_1|E)p^n(E)}{p(x_1, \dots, x_n)} \quad (3.3)$$

Si la expresión anterior no depende del orden en que se reciben los elementos de información, se puede simplificar la ecuación (3.3), obteniendo:

$$p(E|x_1, \dots, x_n) = p^2(E) \frac{\prod_{i=1}^n p(x_i|E)}{\prod_{i=1}^n p(x_i)} \quad (3.4)$$

### 3.1.2. Información Mutua [38].

La información mutua es una medida general de la dependencia entre dos variables aleatorias. Expresa la cantidad de información que se ha obtenido en un  $X$  mediante la observación de un  $Y$ . Por ejemplo, supongamos que  $X$  representa el lanzamiento de un dado de 6 caras, e  $Y$  representa si el resultado es par (0 si incluso, si es impar 1). Claramente, el valor de  $Y$  nos dice algo sobre el valor de  $X$  y viceversa. Es decir, estas variables comparten información mutua [39]. En un dominio discreto, la información mutua de dos variables  $X$  e  $Y$  aleatorias se define como:

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X, y \in Y} \Pr[X = x, Y = y] \cdot \log \left( \frac{\Pr[X = x, Y = y]}{\Pr[X = x] \cdot \Pr[Y = y]} \right) \quad (3.5)$$

que puede ser entendida como la divergencia entre la distribución disjunta  $Pr[X = x, Y = y]$  y el producto de distribución  $Pr[X = x].Pr[Y = y]$ . De manera similar, la información mutua de manera similar se puede expresar como el valor esperado de  $X$  sobre la divergencia entre la probabilidad condicional  $Pr[Y = y|X = x]$  y la probabilidad marginal  $Pr[Y = y]$ :

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} Pr[X = x] \sum_{y \in Y} Pr[Y = y|X = x]. \log \left( \frac{Pr[Y = y|X = x]}{Pr[Y = y]} \right) \quad (3.6)$$

Esto se relaciona directamente con la entropía<sup>6</sup> a través de la siguiente ecuación:

$$I(X; Y) = H[X] - H[X|Y] = H[X] + H[Y] - H[X, Y] = H[X, Y] - H[X|Y] - H[Y|X] \quad (3.7)$$

Donde H es una medida de la incertidumbre o de la información promedio que presenta una variable aleatoria. La información mutua es siempre mayor que o igual a cero, con la igualdad si y solo si X e Y son independientes, es más baja que la entropía de cualquiera de las variables, y la igualdad sólo se produce si y solo si una variable es una función determinista de la otra. Cuanto mayor sea la información mutua, más fuerte es la dependencia entre X e Y:

$$0 \leq I(X; Y) \leq \min(H[X], H[Y]) \quad (3.8)$$

### 3.1.3. Filtro de Kalman [40].

Los filtros de Kalman permiten identificar el estado oculto (no medible) de un sistema dinámico lineal a partir de señales que no presentan correlación estadística en diferentes instantes de tiempo. Si consideramos el estado actual de un sistema, el filtro de Kalman estima el estado futuro del sistema aplicando un término de corrección proporcional al factor de predicción. Asumiendo que dentro de un momento k, un sensor recolecta una secuencia de tiempo  $Z^k: z_1, \dots, z_n$  de vectores de observación. En cada paso de tiempo k y la base de los datos disponibles  $Z^k$ , se quiere determinar dos cosas: un estimado del vector de estado  $x_{k|k}$  y un estimado del error probable asociado con  $x_{k|k}$ . El vector de estado  $x_{k|k}$  contiene la información sobre la muestra que deseamos conocer. La medición del error de  $x_{k|k}$  es la matriz de covarianza  $P_{k|k}$  y mide el error en ese sentido. Para cada entero  $k > 0$ , se tiene:

---

<sup>6</sup> En la teoría de la información la entropía, también llamada entropía de la información, mide la incertidumbre de una fuente de información.

$$(x - x_{k|k})^T P_{k|k}^{-1} (x - x_{k|k}) \leq 1 \quad (3.9)$$

El filtro Kalman muestra la propagación recursiva de  $x_{k|k}$  y  $P_{k|k}$  a través del tiempo, lo que resulta en la secuencia de tiempo.

$$\begin{aligned} (x_{0|0}, P_{0|0}) &\rightarrow (x_{1|0}, P_{1|0}) \rightarrow (x_{1|1}, P_{1|1}) \rightarrow \dots \rightarrow (x_{k+1|k}, P_{k+1|k}) \\ &\rightarrow (x_{k+1|k+1}, P_{k+1|k+1}) \end{aligned} \quad (3.10)$$

### 3.2. ELECCION DEL MÉTODO DE FUSION DE DATOS.

Los métodos estadísticos proporcionan herramientas apropiadas para la realización de inferencias relacionando incertidumbres existentes. De manera que la estadística bayesiana utiliza la información muestral representada en la función de verosimilitud y la combina con la información proporcionada en la distribución a priori obteniendo un conocimiento final acerca de estas probabilidades, el cual es representado en la distribución a posteriori, es decir, se pueden expresar conocimientos a priori de forma estocástica para obtener el estado más probable del sistema. Dentro de la fusión de datos su principal ventaja es el formalismo matemático altamente desarrollado, pero desde el punto de vista aplicativo se necesita conocer muy bien el proceso para poder establecer las funciones de probabilidad, que son los que aportan el conocimiento de cada una de las fuentes. De otro lado, el concepto de la información mutua, basado principalmente en la estadística, es ampliamente usado en la computación [41], de modo que su aplicación está más que comprobada, siendo que se pueden tener las mismas consideraciones que las técnicas asociadas al teorema de Bayes.

Por su parte, El filtro de Kalman es un algoritmo recursivo para el problema de la estimación del mínimo cuadrático de una señal, a partir de observaciones ruidosas relacionadas con dicha señal que se basa en solo dos etapas, predicción y corrección. Este filtro permite actualizar en cada iteración el valor del estimador, conforme se va haciendo disponible la información, sin necesidad de repetir los cálculos. Además, proporciona el estimador óptimo, bajo la hipótesis de gaussianidad de los procesos que intervienen en el problema, y una medida de la bondad de la estimación, a través de la matriz de covarianzas del error de estimación.

### 3.3. FILTRO DE KALMAN [34] [42].

Desde su aparición en un artículo en 1960 por R.E. Kalman [43], el filtro de kalman es una solución adecuada para el filtrado de señales lineales discretas, principalmente por su eficiencia computacional. El filtro de Kalman estima un proceso mediante la retroalimentación: el filtro estima el estado del proceso en algún momento y luego obtiene retroalimentación en forma de mediciones (ruidoso). Como tal, las ecuaciones para el filtro de Kalman se dividen en dos grupos: las ecuaciones de actualización en tiempo y ecuaciones de actualización de medición. Las ecuaciones de tiempo de actualización son responsables de proyectar hacia adelante (en el tiempo) las estimaciones del estado y de covarianza de error de corriente para obtener las estimaciones a priori una para el siguiente paso del tiempo. Las ecuaciones de actualización de medición son responsables de la retroalimentación, es decir, para la incorporación de una nueva medida en la estimación a priori, para obtener una mejor estimación a posteriori. Matemáticamente el filtro de Kalman asume un modelo de proceso lineal gaussiano:

$$\theta_k = F_k \theta_{k-1} + v_{k-1} \quad (3.11)$$

Y un modelo lineal de medición gaussiano:

$$y_k = H_k \theta_k + w_k \quad (3.12)$$

Donde  $\theta_k$  es el valor estimado a partir de una medida  $y_k$ ,  $F_k$  relaciona el estado actual con el estado anterior en ausencia de ruido,  $H_k$  es el error de la medición y  $v_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$  y  $w_k \sim N(0, R_k)$  son fuentes de ruido gaussiano independiente.

Ahora, si se asume que la función de densidad de probabilidad inicial es gaussiana,  $\pi(\theta_0 | y_0, I) \sim N(\mu_{0|0}, \Sigma_{0|0})$ , entonces la función de densidad de probabilidad predicha y la función de densidad de probabilidad posterior son gaussianas [42] y están dadas por:

$$p(\theta_k | y_{1:k-1}, I) \sim N \left( \begin{matrix} \mu_{k|k-1}, \\ \Sigma_{k|k-1} \end{matrix} \right) \quad (3.13),$$

$$p(\theta_k | y_{1:k}, I) \sim N\left(\mu_{k|k}, \sum_{k|k}\right) \quad (3.14),$$

Donde,

$$\mu_{k|k-1} = F_k \mu_{k-1|k-1} \quad (3.15),$$

$$\sum_{k|k-1} = Q_{k-1} + F_k \sum_{k-1|k-1} F_k^T \quad (3.16),$$

$$\mu_{k|k} = \mu_{k|k-1} + K_k (y_k - H_k \mu_{k|k-1}) \quad (3.17),$$

$$\sum_{k|k} = \sum_{k|k-1} - K_k H_k \sum_{k|k-1} \quad (3.18),$$

Y  $K_k$  es la ganancia matricial de Kalman, la cual puede ser calculada como:

$$K_k = \sum_{k|k-1} H_k^T \left( H_k \sum_{k|k-1} H_k^T + R_k \right)^{-1} \quad (3.19),$$

Por razones de estabilidad numérica (3.18) se puede reescribir como [34]:

$$\sum_{k|k} = (I - K_k H_k) \sum_{k|k} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (3.20),$$

Donde  $I$  es una matriz unitaria. En la implementación real del filtro, la covarianza del ruido debido a la medición se estima, generalmente, antes de la operación del filtro. La medición de la covarianza del error de medición es generalmente práctico (posible), porque se debe ser capaz de medir el proceso de todos modos (durante el funcionamiento del filtro), así que en general, se debería tomar algunas medidas de la muestra fuera de línea con el fin de determinar la varianza del ruido de medición. La inicialización es el punto de partida para el filtro de Kalman, la cual

corresponde a los valores preliminares que deben ser puestos dentro del filtro. La predicción busca ir un paso adelante del tiempo en cuanto a la valoración del estado y de covarianza de error para obtener las estimaciones. Las correcciones responsables de la retroalimentación, para la incorporación de una nueva medida en la estimada a priori, buscan obtener una mejor estimación a posteriori. Un esquema general de la secuencia utilizada en el algoritmo del filtro de Kalman se muestra en la figura 3.1.

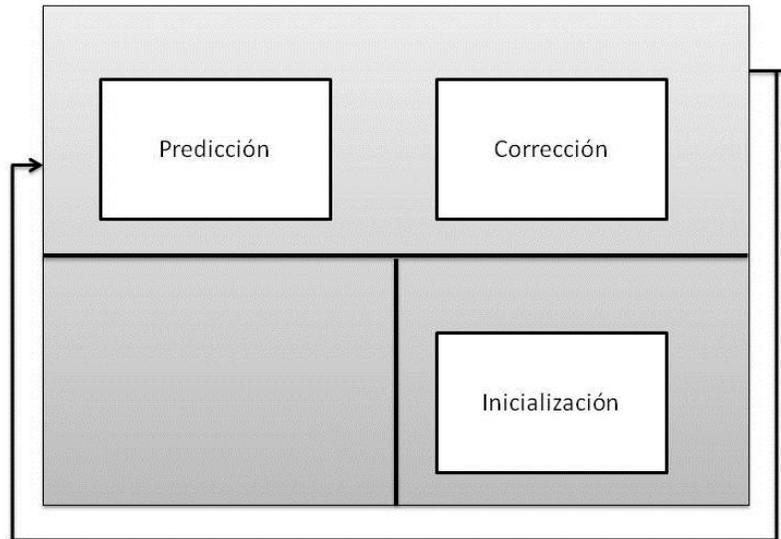


Figura 3.1. Etapas que conforman el filtro de Kalman: Inicialización, predicción y corrección.

### 3.3.1. Estimación de Parámetros.

El Filtro de Kalman es definido por las ecuaciones (3.13) - (3.20) en las cuales los parámetros  $\mu_{0|0}$ ,  $\Sigma_{0|0}$ ,  $Q_k$  y  $R_k$  deben ser definidos antes de correr el filtro. En general los valores elegidos para  $\mu_{0|0}$  y  $\Sigma_{0|0}$  no afectan seriamente los resultados a mediano y largo plazo obtenidos con el filtro, es decir, los valores  $\mu_{k|k}$  y  $\Sigma_{k|k}$  para  $k \gg 0$ , por lo que a menudo se usan valores a priori para  $\mu_{0|0}$  y  $\Sigma_{0|0}$ . De otro lado, la forma en que  $Q_k$  y  $R_k$  se definan afecta crucialmente  $\mu_{k|k}$  y  $\Sigma_{k|k}$ . En términos matemáticos, los valores de  $Q_k$  y  $R_k$  afectan la ganancia del filtro de Kalman  $K_k$ , lo que a su vez afecta la capacidad del filtro de ajustarse a las condiciones cambiantes.

### 3.3.2. Asociación de Datos.

En aplicaciones del mundo real, las mediciones ruidosas están presentes, las cuales pueden producir falsas alarmas y su presencia crea una ambigüedad en cuanto al origen de las mediciones, es decir, a menudo no está claro qué medida corresponde al sistema (una medida "verdadera") y

qué medida se corresponde a una falsa alarma (una medida "falsa"). Esto se conoce como el problema de asociación de datos [44] y está claro que debe ser resuelto antes de utilizar el filtro de Kalman. En muchas aplicaciones de fusión de datos de múltiples sensores, la solución del problema de asociación de datos es un algoritmo de fusión primaria. La relación entre los datos de entrada y datos de salida y como estos se relacionan para una aplicación en la solución del problema de asociación de datos se muestra en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1. Algoritmo de fusión primario: aplicaciones para resolver el problema de asociación de datos.

Clase	Aplicación
Dai-FeO	Filtro del vecino más fuerte (SN).
	Filtro de unión covarianza.
Fei-FeO	Key-point de la imagen de registro.
	Conformar contexto y distancia interior.
	Coincidente contorno cerrado utilizando el contexto de la forma.

Las denominaciones Dai-FeO y Fei-FeO se refieren, respectivamente, a las clasificaciones de entrada/salida Dasarathy [45] [46]: "datos de entrada-salida" y "función de entrada-salida". En general, la solución del problema de asociación de datos puede ser "dura" o "blanda". En una solución dura se asigna al sistema una medición dada, en este caso el estado del sistema,  $\theta_k$ , se actualiza bajo el supuesto de que la medición asignada es verdadera. Por otro lado, en una solución blanda se asigna más de una medición al sistema, siendo que cada medición tiene su propia probabilidad de asignación. En general las diferentes aplicaciones a menudo requieren diferentes algoritmos de asociación de datos, sin embargo, los algoritmos que se han encontrado han sido útiles en una amplia gama de aplicaciones, a pesar de que fueron desarrollados originalmente para el seguimiento de un solo objeto [45] [46].

### 3.3.3. Las Imprecisiones Modelo.

En el filtro de Kalman se modela el sistema mediante un proceso lineal (ecuación 3.11) y un modelo de medición lineal (ecuación 3.12). En la práctica, la mayoría de los sistemas no consiguen ser modelados a la perfección, lo que establece un límite en el rendimiento final del filtro. Sin embargo, incluso cuando las condiciones están lejos de la Gaussianidad, el Filtro de Kalman puede dar resultados razonables, dando más peso a las mediciones de entrada, es decir, por ejemplo

incrementando los procesos de ruido, covarianza  $\mathbf{Q}$ . El funcionamiento del filtro, de manera simplificada, se muestra en la figura 3.2.

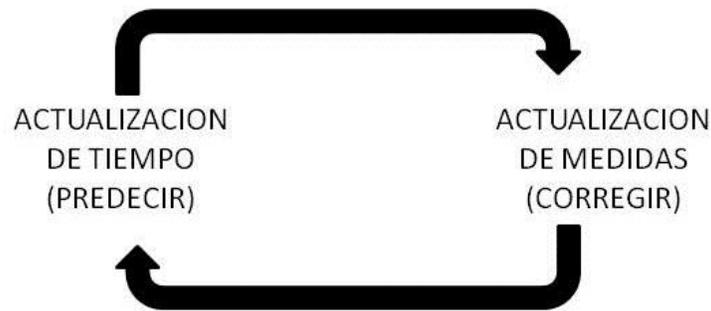


Figura 3.2. Funcionamiento del filtro de Kalman.

### 3.4. Fusión de Datos de Múltiples Sensores [34].

Hasta este punto del texto se ha considerado la fusión de datos multi-temporales, para la cual se usa un filtro recursivo fusionando la secuencia de mediciones  $\mathbf{y}_{1:k}$  realizadas con un único sensor  $\mathbf{S}$ . En este ítem se extenderá este análisis para considerar múltiples datos de múltiples sensores en un espacio multi-temporal, así, son fusionadas las secuencias de medición  $\mathbf{y}_{1:k}^{(m)}$ , ( $m \in \{1, 2, \dots, M\}$  (con  $M$  siendo el número de mediciones) obtenidas con sensores  $\mathbf{S}^{(m)}$  diferentes.

#### 3.4.1. Fusión de Medidas.

La fusión de medidas es el método más simple de medición con múltiples sensores a multi-tiempos. Hay esencialmente dos métodos para la fusión de medición. La primera simplemente se funde las mediciones en un vector de observación aumentada y la segunda combina las mediciones utilizando la estimación mínimo cuadrática media [47]. En la fusión de medidas ponemos todas las mediciones de un vector  $\mathbf{y}_{1:k}^{(m)}$  (obtenidas en el paso del tiempo  $\mathbf{k}$ ) en un único vector de medición aumentada  $\tilde{\mathbf{y}}_k = \left( \left( y_k^{(1)} \right)^T, \left( y_k^{(2)} \right)^T, \dots, \left( y_k^{(M)} \right)^T \right)^T$ . Y obteniendo  $\tilde{\mathbf{y}}_k = (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_k)^T$  como resultado de la fusión, utilizando un único filtro recursivo. Aunque teóricamente, la fusión de medidas requiere una arquitectura centralizada en la que todas las mediciones  $\mathbf{y}_{1:k}^{(m)}$ , se transmiten a un nodo de fusión única donde son operados a través del filtro de Kalman, de manera que los datos que ingresan a este son manejados dentro del procedimiento de predicción y corrección como el ilustrado en la figura 3.3.

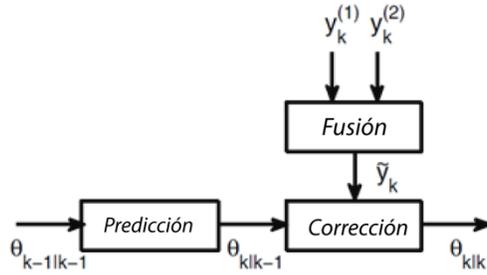


Figura 3.3 Proceso de fusión de medidas para dos secuencias de datos  $\mathbf{y}_{1:k}^{(1)}$  y  $\mathbf{y}_{1:k}^{(2)}$  [34]. Las secuencias de datos entra en el nodo de fusión para serán integrados antes de ser llevados al filtro de Kalman.

El inconveniente más serio asociado con la arquitectura centralizada es su sensibilidad a los errores en la alineación espacial y temporal de los sensores  $\mathcal{S}^{(m)}$ . Un método alternativo de fusión de datos multi-sensor multi-temporal es filtrar por separado las mediciones recibidas de cada sensor y fusionar los resultados. Esto se conoce como fusión track-to-track.

### 3.4.2. Fusión Track-to-Track.

En la fusión Track-to-Track (paso a paso) primero se realiza una fusión multi-temporal usando  $M$  filtros recursivos; en el que el filtro  $m$ -ésimo fusiona las mediciones  $\mathbf{y}_{1:k}^{(m)} = \{\mathbf{y}_1^{(m)}, \mathbf{y}_2^{(m)}, \dots, \mathbf{y}_k^{(m)}\}$  hecha por el  $m$ -ésimo sensor  $\mathcal{S}^{(m)}$ . Si  $p(\boldsymbol{\theta}_k^{(m)} | \mathbf{y}_{1:k}^{(m)}, \mathbf{I})$  es la función de densidad de probabilidad (pdf) a posteriori, entonces, en cada paso de tiempo  $k$ , se fusionan la  $m$ -ésima medida de una pdf *a posteriori*  $p(\boldsymbol{\theta}_k^{(m)} | \mathbf{y}_{1:k}^{(m)}, \mathbf{I})$ ,  $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ , utilizando un error cuadrático de media mínima. La fusión Track-to-Track utiliza una arquitectura jerárquica, que contiene  $M$  nodos de fusión local, y un nodo de fusión central (Figura 3.4).

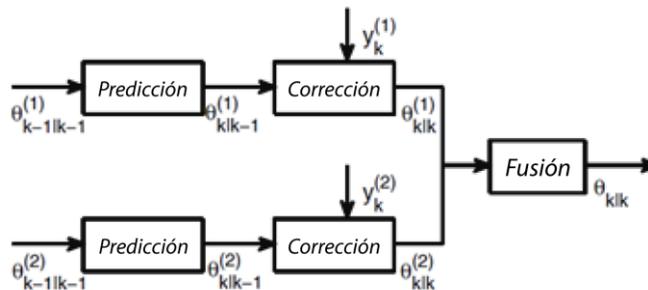


Figura 3.4. Ilustra el proceso de track-to-track para dos secuencias de datos  $\mathbf{y}_{1:k}^{(1)}$  y  $\mathbf{y}_{1:k}^{(2)}$ . Los datos son filtrados por separados y el resultado del filtro es fusionado.

De manera que los datos de cada sensor son tratados por los filtros de Kalman, dentro del procedimiento de predicción y corrección, el resultado de esta operación es llevado a la fusión. Su principal ventaja es que es relativamente insensible a los errores en la alineación espacial y temporal de los sensores.

Este algoritmo presenta múltiples ventajas entre las que se resaltan dos: es relativamente insensible a los errores en la alineación espacial y temporal de los sensores y presenta una carga computacional reducida en el procesador central. En [48], este método de fusión track-to-track es comparado con el método de fusión de medidas, demostrando que logra la reducción de la incertidumbre alcanzada por la fusión de medición sobre el método de fusión vector de estado. En general, la fusión track-to-track tiene un menor rendimiento cuando los sensores involucrados tienen poca frecuencia de comunicación. Aunque el producto de la fusión puede tener una característica estática este permite una reducción de la incertidumbre con respecto a la fusión de medida [49] [50].

Considerando  $\theta_k$  como el estado producto del filtrado en el paso  $k$  y  $y_k^{(m)}$  como la medida guardada por el sensor  $S^{(m)}$ , entonces el modelo de ecuaciones del proceso y de medida está dado por la Ecuación 3.1 y 3.11. Donde  $v_{k-1} \sim N(0, Q_k)$  y  $w_k^{(m)} \sim N(0, R_k^{(m)})$ . Dado que las medidas son  $y_{1:k}^{(m)}$ , (donde  $\mu_{k|k}^{(m)}, \Sigma_{k|k}^{(m)}$  son calculados usando el filtro de Kalman, ecuaciones 3.3-3.8), se denomina  $\theta_k^{(m)} \sim N(\mu_{k|k}^{(m)}, \Sigma_{k|k}^{(m)})$  como el estado estimado del filtro de Kalman de  $\theta_k$ . Así, para  $M=2$  se fusionan las dos medidas (correlacionadas) estimando  $\mu_{k|k}^{(m)}$ ,  $m \in \{1,2\}$ ; usando las formulas propuestas por Bar-Shalom-Campo [51] se tiene que:

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}_{k|k} & & (3.21) \\ &= \mu_{k|k}^{(1)} \left( \begin{matrix} \Sigma_{k|k}^{(22)} & -\Sigma_{k|k}^{(21)} \\ \Sigma_{k|k}^{(11)} & +\Sigma_{k|k}^{(22)} - \Sigma_{k|k}^{(12)} - \Sigma_{k|k}^{(21)} \end{matrix} \right)^{-1} \\ &+ \mu_{k|k}^{(2)} \left( \begin{matrix} \Sigma_{k|k}^{(11)} & -\Sigma_{k|k}^{(12)} \\ \Sigma_{k|k}^{(11)} & +\Sigma_{k|k}^{(22)} - \Sigma_{k|k}^{(12)} - \Sigma_{k|k}^{(21)} \end{matrix} \right)^{-1} \mu_{k|k}^{(2)} \end{aligned}$$

Donde  $\tilde{\mu}_{k|k}^{(m)}$  es el estimado lineal optimo,  $\Sigma_{k|k}^{(mm)} \equiv \Sigma_{k|k}^{(m)}$  es la matriz de covarianza de  $y_k^{(m)}$  y  $\Sigma_{k|k}^{(mn)}$  es la matriz de covarianza cruzada entre  $y_k^{(m)}$  y  $y_k^{(n)}$ .

### 3.5.3. Track to track Modificado [50].

Por definición, el track-to-track permite obtener un mejor estado que el obtenido con los vectores relacionados con los sensores, para los que las estimaciones individuales son realimentadas en la etapa de predicción. Se propone para el track-to-track una modificación tal que la realimentación está en el estimado final fusionado, el cual va a un único pronosticador que alimenta las dos ecuaciones de corrección de cada una de las observaciones. Con esta variación mejora la predicción del filtro de Kalman, teniendo en cuenta el estado fusionado de las estimaciones en el momento  $k-1$ . El proceso para el track-to-track modificado se ilustra en la figura 3.5.

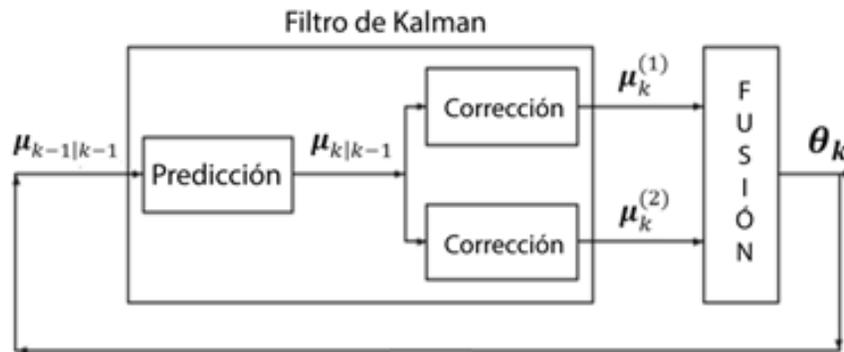


Figura 3.5. Proceso de track-to-track modificado para dos secuencias de datos  $\mathbf{y}_{1:k}^{(1)}$  y  $\mathbf{y}_{1:k}^{(2)}$  [50].

Así, el método de fusión es derivado a partir del proceso de predicción del filtro de Kalman usando el valor estimado en el tiempo  $k-1$ . La predicción  $\theta_k$  es la combinación de las medidas  $\mathbf{y}_{1:k}^{(1)}$  y  $\mathbf{y}_{1:k}^{(2)}$  respectivamente, para obtener las estimaciones de los nuevos estimados  $\mu_k^{(1)}$  y  $\mu_k^{(2)}$  en la próxima iteración con el filtro Kalman local. Las ecuaciones de actualización son:

$$\mathbf{y}_{k|k-1}^{-m} = \mathbf{H}_k^m \theta_{k|k-1} \quad (3.22)$$

$$\theta_{k|k} = \mu_{k|k-1} - \sum_{k|k-1}^m (\mu, \mathbf{y}) \sum_{k|k-1}^m (\mathbf{y}, \mathbf{y})^{-1} [\mathbf{y}_k^m - \mathbf{y}_{k|k-1}^{-m}] \quad (3.23)$$

Los tres métodos anteriores establecen las maneras en las que se puede llevar a cabo la integración de datos para dos tipos de sensores, puede ser favorable para los sensores de vibración de suelo, en este caso los sensores banda ancha y los geófonos, pero específicamente el track-to-track le es favorable a la combinación de sensores, debido a que ellos son totalmente independientes y a la reducción de incertidumbres en la medidas de estimación.

### 3.5. GESTION DE ALARMAS USANDO UN CLASIFICADOR BAYESIANO.

EL clasificador Bayesiano más simple, Naive (clasificador de Bayes ingenuo), está basado en el teorema de Bayes y soporta una alta dimensionalidad en la entrada (múltiples entradas). Este modelo utiliza el método de máxima verosimilitud y aunque se basa en supuestos simplistas, en algunas ocasiones se comporta mejor en situaciones del mundo real. En términos simples, un clasificador de Bayes ingenuo asume que la presencia (o ausencia) de una característica particular no está relacionada con la presencia (o ausencia) de cualquier otra característica [52]. Por ejemplo, una fruta puede ser considerada como una manzana si es de color rojo, redondo, y alrededor de 4" de diámetro. Incluso si estas características dependen unos de otros o de la existencia de las otras características, un clasificador de Bayes ingenuo considera todas estas propiedades para contribuir de forma independiente a la probabilidad de que esta fruta es una manzana.

En muchas aplicaciones prácticas y dependiendo de la naturaleza exacta del modelo de probabilidad, el clasificador de Bayes ingenuo se pueden entrenar de manera muy eficiente en un entorno de aprendizaje supervisado y con una pequeña cantidad de datos de entrenamiento utilizados para estimar los parámetros del modelo. [53].

#### 3.5.1 Modelo Probabilístico de Naive Bayes.

El modelo de probabilidad para el Naive Bayes es un modelo condicional expresado como:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) \quad (3.24)$$

Donde  $C$  es una variable de clase dependiente, condicionada a las características de las variables de clases independientes  $F_1$  a  $F_n$ . Usando el teorema de Bayes se llega a:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{p(C)p(F_1, \dots, F_n|C)}{p(F_1, \dots, F_n)} \quad (3.25)$$

que puede ser reescrita como,

$$posterior = \frac{anterior \times probabilidad}{evidencia} \quad (3.26)$$

En la práctica sólo interesa el numerador de la fracción, ya que el denominador no depende de  $C$  y es constante. El numerador es equivalente al modelo de probabilidad conjunta (ecuación 3.25). El cual puede reescribirse de la siguiente manera:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = p(C)p(F_1, \dots, F_n|C) \quad (3.27)$$

Asumiendo que cada función  $F_i$  es condicionalmente independiente de cualquier otra característica  $F_j$  para  $j \neq i$ , significa que

$$p(F_i|C, F_i) = p(F_i|C) \quad (3.28)$$

El modelo también puede ser expresado como,

$$p(C, F_1, \dots, F_n) = p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad (3.29)$$

Esto significa que bajo las hipótesis de independencia anteriores, la distribución condicional sobre la variable de clase  $C$  puede expresarse así:

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{1}{Z} p(C) \prod_{i=1}^n p(F_i|C) \quad (3.30)$$

Donde  $Z$ , la evidencia, es un factor de dependencia solamente en  $F_1, \dots, F_n$  y es constante si se conocen los valores de las variables de características.

### 3.5.2. Gestión de Alarmas.

La gestión de alarmas es un tema primordial para el monitoreo de un desastre natural. Aunque no se puede predecir un desastre natural (como un flujo de lodos), si es posible mitigar sus efectos a través de la implementación de técnicas efectivas surgidas del análisis de datos arrojados por sensores. Un adecuado manejo de los datos disminuye la incertidumbre en la gestión de alarmas, en el caso de los flujos de lodo del volcán nevado del Huila, la gestión de alarmas puede hacerse basándose en un clasificador ingenuo que tenga en cuenta los valores de fusión y su respectivo error, que serán los valores de entrada del clasificador ingenuo. El clasificador tendrá tres valores relacionados con la actividad de monitoreo, los cuales serán un estado normal, un sismo y un flujo de lodos, emitiendo una alarma. La figura 3.6 representa cada una de las etapas involucradas dentro del proceso de integración de datos para la posterior gestión de alarmas, donde un elemento como un semáforo nos permite concluir cada uno de los estados en los que se encuentre el sistema ante un evento.



Figura 3.6. Esquema de integración de datos y gestión de alarmas.

El sistema interpretará una señal como una avalancha, emitirá un color rojo dentro del semáforo, así mismo ante una situación de normalidad emitirá color verde y ante la posibilidad de un sismo emitirá un color amarillo.

## **CAPITULO 4. RESULTADOS.**

Como ya se mencionó, el objetivo central de la investigación que se reporta en este documento era el desarrollo e implementación de una herramienta que mediante fusión de datos integre la información de los métodos de detección de flujos de lodos, instalados sobre las cuencas de los ríos Símbola y Páez área de influencia del Volcán Nevado del Huila.

En el capítulo anterior se estudió el filtro de Kalman como una herramienta de integración de datos. En este capítulo se reportan los resultados de la evaluación y comprobación del filtro de Kalman, como una herramienta de predicción de datos para señales relacionadas con sensores de vibración del suelo (una estación de banda ancha y un geófono), y de la valoración del filtro como herramienta de fusión de datos de los sensores de vibración de suelo. Finalmente se hace una propuesta para la gestión de alarmas.

### **4.1. PREDICCIÓN DE DATOS MEDIANTE EL FILTRO DE KALMAN.**

El Filtro de Kalman tiene dos etapas un momento de predicción y otro de corrección, de manera que es capaz de proyectarse en un paso en el tiempo. Para comprobar la capacidad de predicción de este filtro, se utiliza en primera instancia las señales en condiciones de normalidad y ante un evento. Adicionalmente, se calcula el error cuadrático medio. Este proceso se realiza para señales de geófono y estaciones de banda ancha cada una por separado.

#### **4.1.1. Predicción Utilizando la Señal de un Geófono.**

El filtro fue aplicado primero a señales de un sensor de geófono, considerando un error en la medida de 0.03% y una varianza inicial de 0.001% para el proceso, estos datos fueron estimados de manera empírica a partir de una base de datos de señales en estado normal. En la figura 4.1(a) se muestra una señal de predicción de la salida de una de las estaciones de geófono instaladas en el cauce de los ríos Símbola y Páez. El eje Y de la figura representa la amplitud de la onda de vibración del suelo registrada por el geófono, en valores de micro voltio. El eje X representa los valores de la tasa de muestreo, considerando una señal de aparente estado de normalidad, con una tasa de muestreo de 1muestra/10 minutos, línea roja en la figura 4.1(a). Se aplicó el filtro de Kalman para predecir el estado futuro del sensor, línea azul figura 4.1(a) y se calculó el error entre la predicción y el valor real, parte inferior de la figura 4.1(b).

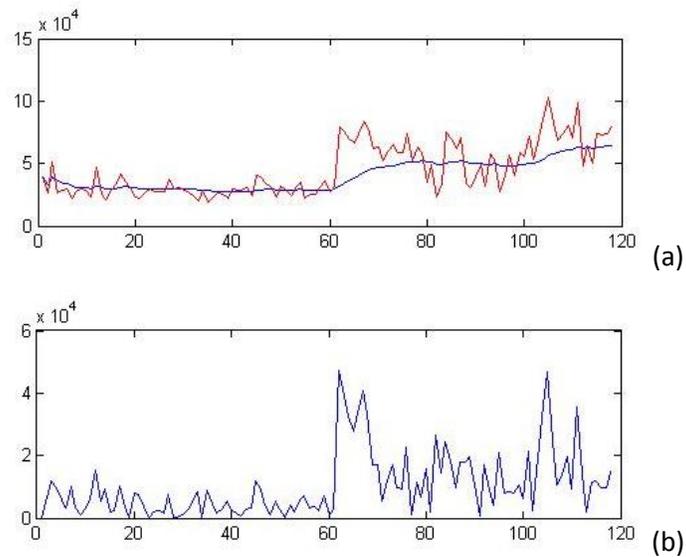


Figura 4.1. Predicción de la salida de un geófono asumiendo condiciones de normalidad. (a) El valor real es representado por la línea roja y la predicción por la línea azul. (b) Error cuadrático medio.

Debido a que el filtro de Kalman predice el estado futuro del sensor, la señal de predicción hace referencia a una señal “anticipada” del geófono. Por lo anterior se puede afirmar que la predicción mostrada en la figura 4.1(a), se comporta de manera aceptable, manteniendo el orden de magnitud frente a cambios poco considerables en la señal del geófono. La certeza del filtro de Kalman frente a una señal en aparente estado de normalidad está en alrededor del 76.56%.

Para una señal de geófono, en una posible situación de avalancha, se configura de manera tal que el muestreo de la señal aumenta, para el caso, a una muestra por minuto. El filtro representado por la línea azul, figura 4.2 (a), se anticipa aceptablemente a la señal registrada por el sensor, representada por la línea roja, figura 4.2 (a). Teniendo en cuenta que la señal presenta un cambio abrupto y repentino, se puede notar que el filtro responde ante el cambio y realiza los ajustes mientras la señal se normaliza con el paso del tiempo. La certeza en la predicción, para este caso, está en alrededor del 55,14%.

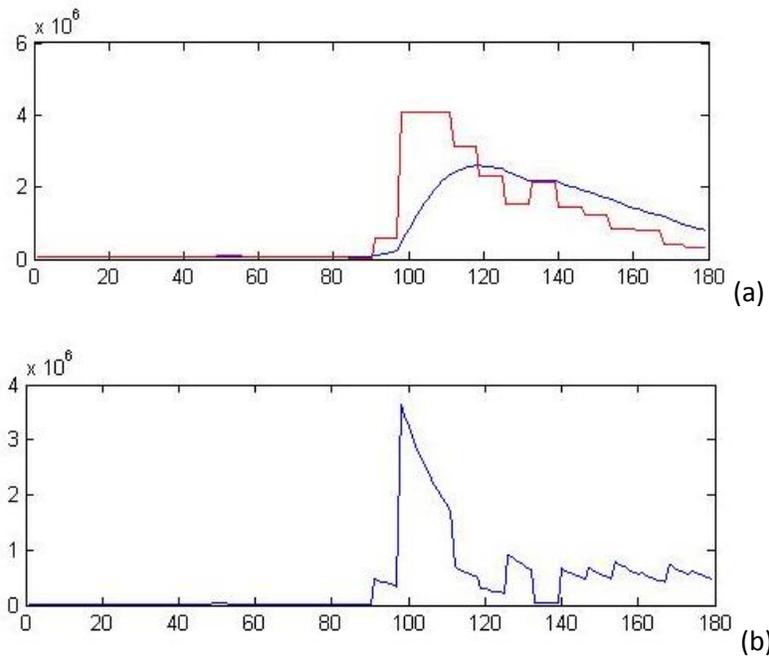


Figura 4.2. Filtro Kalman para un geófono durante una situación de posible avalancha (a) la señal registrada por el geofono se muestra con línea de color rojo, la predicción se especifica con una línea de color azul. (b) el error de la señal predicción con respecto a la señal de avalancha.

#### 4.1.2. Estaciones de Banda Ancha.

Para los sismómetros de banda ancha se tiene un muestreo de 100 muestras por segundo. El registro de señal de normalidad por un sismómetro de banda ancha se muestra en la figura 4.3(a) donde están consignadas las señales con una línea punteada roja (señal del sismómetro) y la predicción es representado mediante una línea azul. Se puede ver que la señal filtrada se comporta de forma regular, teniendo en cuenta que no hay variación considerable de las amplitudes que representa el evento. En la figura 4.3(b) se encuentra el error del filtro de kalman. La certeza del filtro, en la predicción, con respecto a la señal normal del sismómetro es de alrededor del 92.53%.

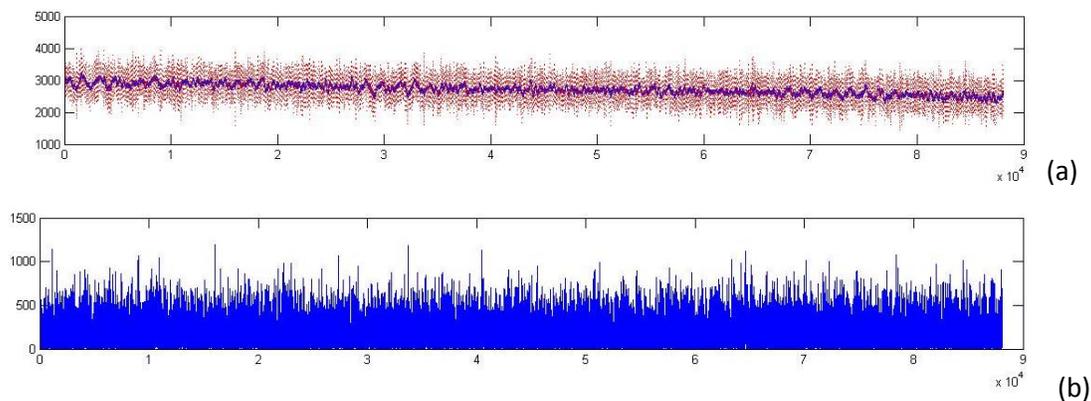
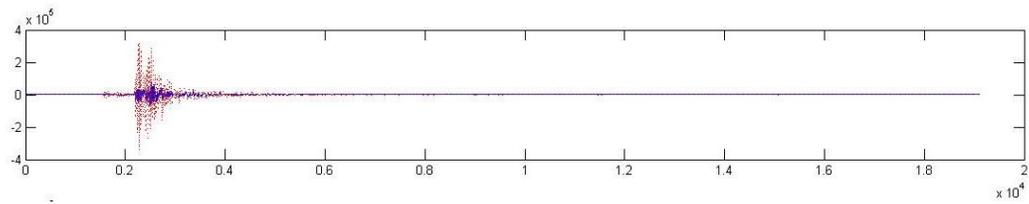
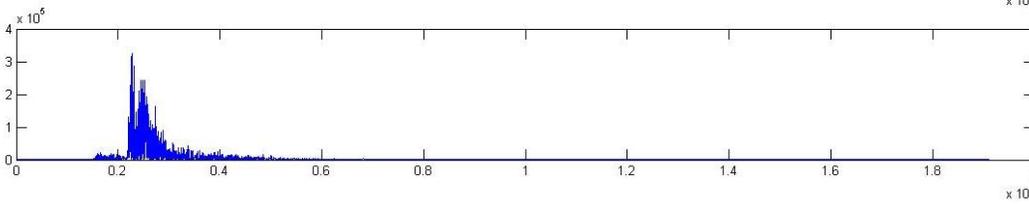


Figura 4.3. Estación de banda ancha bajo condiciones de normalidad. (a) datos del sismómetro en normalidad (punteado rojo) y datos del filtro de Kalman (línea azul). (b) error en la predicción de los datos del sismómetro en estado de normalidad y de los datos del filtro de Kalman.

Una posible señal de fracturamiento volcánico es representado en la figura 4.4 (a), la cual se podría caracterizar por ser “impulsiva”. En la parte superior de la figura 4.4 (a) La línea punteada representa la señal registrada por el sismómetro y la azul representa la predicción realizada por el Filtro de Kalman. El error está representado en la parte inferior de la figura 4.4 (b), de manera que para este caso tenemos una certeza del 14.1%.

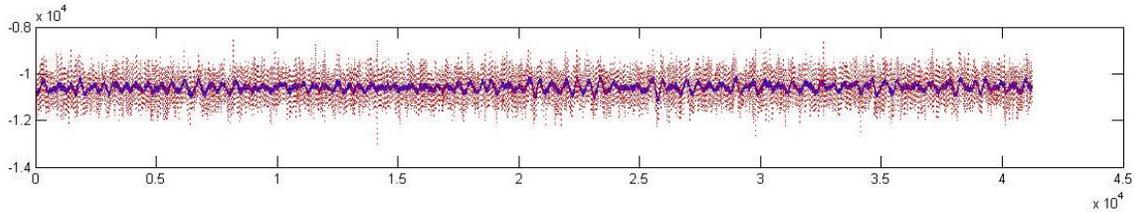


(a)

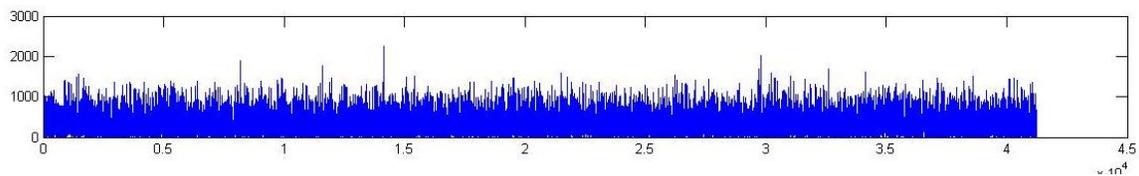


(b)

Figura 4.4. Filtro de Kalman bajo un evento de fracturamiento. (a) datos del sismómetro de fracturamiento (punteado rojo) y datos del filtro de Kalman (línea azul). (b) error en la predicción de los datos del sismómetro para un evento de fracturamiento y de los datos del filtro de Kalman.



(a)



(b)

Figura 4.5. Evento relacionado con un sismo de fluidos. (a) los puntos rojos representan los datos del evento de fluidos, la línea azul representa los datos del filtro de Kalman. (b) representa el error en la predicción.

Un posible sismo relacionado con fluidos se representa en la figura 4.5 (a) en la parte superior de la figura esta la señal del evento en rojo y punteado, junto con la predicción del Filtro de Kalman

en azul. En la parte inferior (figura 4.5 (b)) el error de la predicción del cual establecemos una certeza del 96,67%. La señal de normalidad y la señal del evento de fluido presentan la mayor certeza debido a que no presentan cambios repentinos en la amplitud de la señal, esto favorece el comportamiento del filtro porque su predicción mantendrá una cierta homogeneidad.

Una señal de un posible flujo de lodo se muestra en la Figura 4.6a donde predomina una variabilidad abrupta de las señales, estas representadas por los puntos rojos. La señal del filtro es representada por azul (figura 4.6 (a)). El Filtro de Kalman predice un valor pero hay una rápida variación del siguiente dato, por eso el error representado en la parte inferior de la figura (figura 4.6 (b)) muestra esos altos niveles de error, de manera que para la avalancha solo tendremos una certeza del 7.5%.

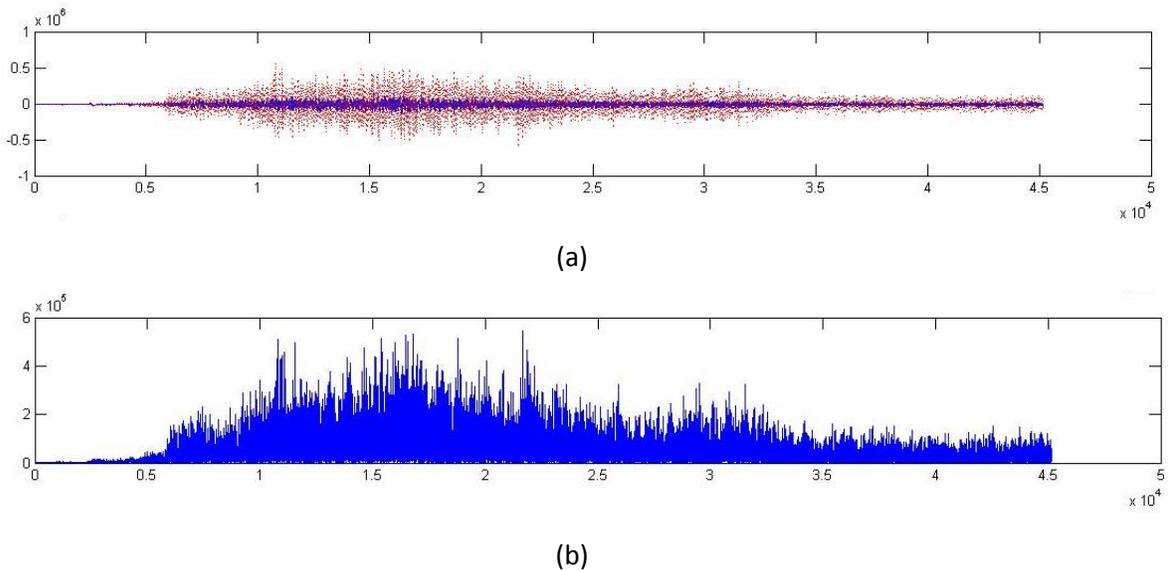


Figura 4.6. Filtro de Kalman durante un evento de posible avalancha. (a) los puntos rojos representan los datos del evento de fluidos, la línea azul representa los datos del filtro de Kalman. (b) representa el error en la predicción.

#### 4.2. INTEGRACIÓN DE DATOS MULTI-SENSOR BASADO EN FILTRO DE KALMAN.

La fusión de datos para múltiples sensores (sección 3.5) permite integrar una secuencia de datos de sensores, sin la necesidad de que sus características sean similares. Se usó el método track-to-track para la integración de datos, teniendo en cuenta que retorna los valores estimados por el filtro Kalman correspondiente a cada sensor y fusiona los valores mediante el sistema de ecuaciones descrito en la sección 3.5.2.

La integración de datos basada en filtro de Kalman para dos sensores de geófono con señales sin perturbaciones aparentemente considerables se presenta la figura 4.7 (a), donde la señales de los sensores se muestra en colores verdes y rojo y la señal que corresponde a la integración de datos está en azul. En la parte inferior de la imagen (figura 4.7 (b)) está el error correspondiente a la señal de fusión con respecto a la señal de integración de los dos sensores. Como se observa, los cambios de las señales los cambios de las señales no son considerables de forma tal que la integración se corresponde a sus respectivas señales de estimación.

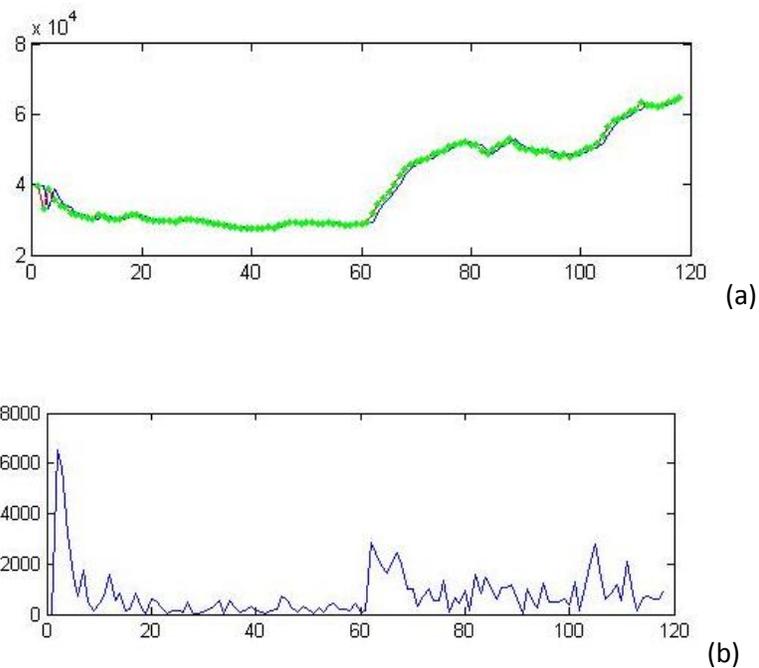


Figura 4.7. (a). Fusión de señales de dos geófonos sin disturbio. (b) error de la integración de datos.

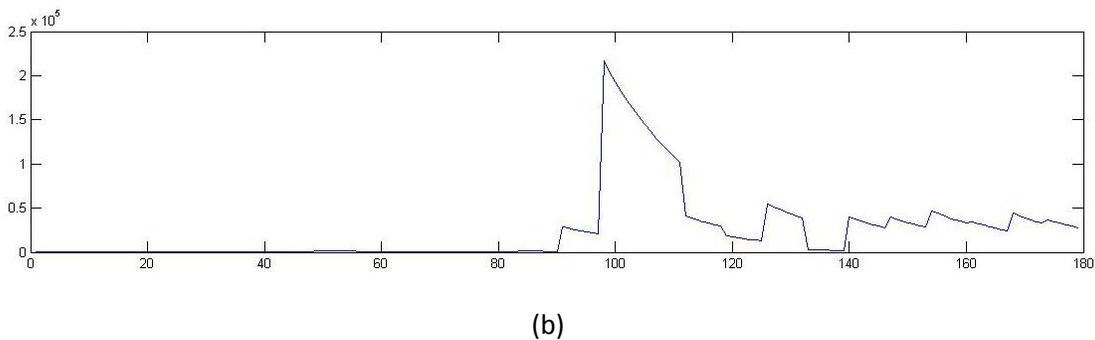
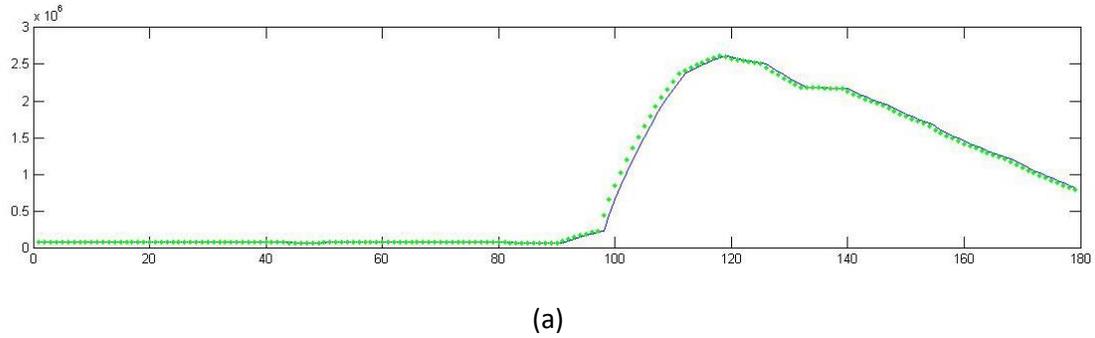


Figura 4.8. (a). Fusión de dos señales en presencia de una perturbación. (b) Error entre las dos señales.

La fusión de dos señales de geófono bajo el efecto de una perturbación relacionada con una señal de avalancha se especifica en la figura 4.8 (b) donde la señal relacionada con la integración de las estimaciones es similar a las de geófono bajo el efecto de una perturbación. El color azul representado en una línea es la señal de la fusión que es casi igual a la de las señales filtradas del geófono en condición perturbación. El error es representado en la parte inferior de la imagen con color azul (figura 4.8 (b)).

El comportamiento de dos registros de banda ancha en condición de normalidad, sin perturbación, son fusionados y se muestran en la figura 4.9. Los colores verde y rojo muestran señales filtradas de los sensores, y la señal de la fusión se presenta mediante el color azul. La señal de la fusión así como la señal de los sensores son similares y por lo tanto mantiene la misma forma, debido a que no hay cambios considerables en las señales.

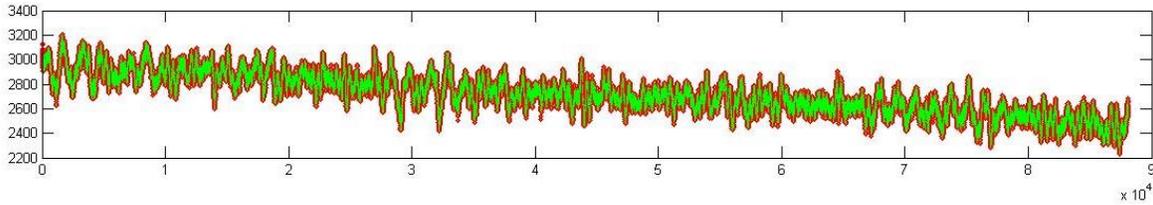


Figura 4.9. Fusión de dos señales de banda ancha sin perturbaciones.

El registro de un evento por un sismómetro de banda ancha, relacionado con un fracturamiento de roca, representado en puntos rojo en la figura 4.10, junto con una señal que no contiene una perturbación, representado en verde, son fusionado de manera tal que la respuesta de estas señales es representado en azul y muestra cómo la fusión responde a la señal que está siendo afectada por una perturbación.

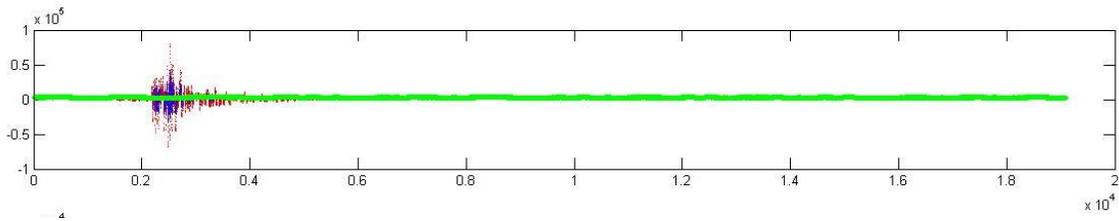


Figura 4.10. Fusión de señales de banda ancha sin disturbio frente a un posible sismo de fractura.

Un evento de perturbación relacionado con fluidos perdurable en el tiempo y una señal en un estado de normalidad, registrados por un sismómetro de banda ancha, se encuentran consignados en la figura 4.10, junto con la fusión de estas señales. La señal que se muestra en color azul representa la integración de los datos, el registro de color verde y el rojo son los de las estaciones de banda ancha. Se presenta para este caso el mismo comportamiento para las señales a pesar de no mantenerse alrededor del mismo valor.

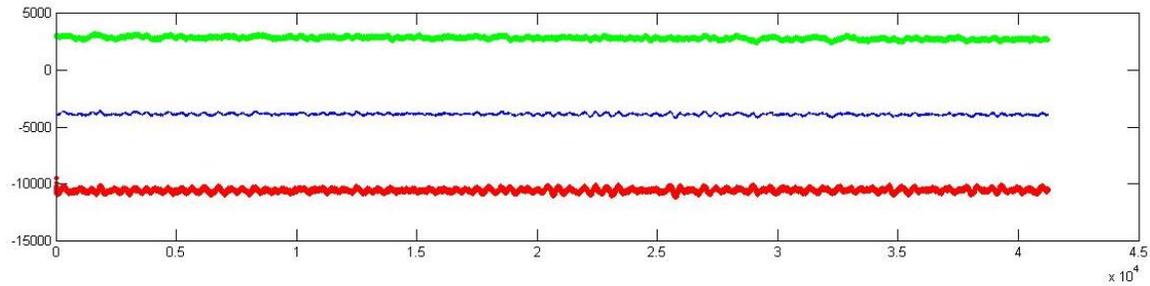


Figura 4.11. Señal fusionada de banda ancha normal con respecto a un sismo de fluidos.

Las señales del sismómetro de banda ancha bajo condiciones de normalidad, y de otro sensor de banda ancha bajo una señal de perturbación asociada a un flujo de lodos, ilustradas en la figura 4.12, se fusionaron. La señal de la fusión está representada con color azul, las señales de los sensores en estado de normalidad de color verde y la de la avalancha de color amarillo. Vemos que la señal relacionada con la fusión mantiene una relación con la señal de la perturbación.

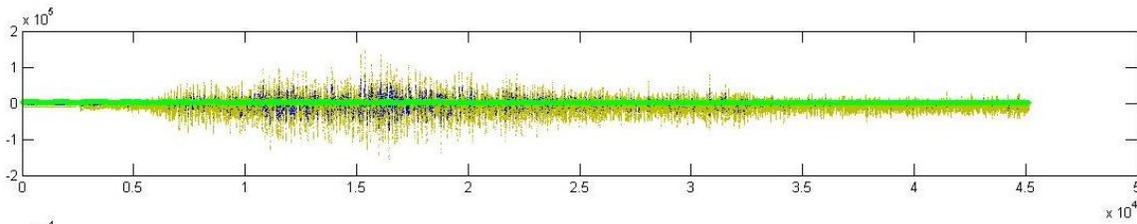


Figura 4.12. Señales de banda ancha sin perturbaciones fusionada con una posible señal de avalancha.

### 4.3 FUSIÓN MULTI-SENSOR BASADO EN FILTRO DE KALMAN.

La señal del geófono sin perturbación, fusionada con las señales producidas por un sensor de banda ancha está consignada en la figura 4.11. Las señales fusionadas tienen asignado el color azul, la señal del geófono en situación normal tiene el color verde, la señal del sensor de banda ancha esta de color rojo. La señal de banda ancha sin disturbios y su respectiva fusión con el geófono se muestra en la figura 4.11 (a), donde la señal de la fusión y la señales de los sensores respectivamente mantiene la misma estructura, aunque no están alrededor del mismo punto. Las señales de sensor de geófono en estado normal y la del sensor de banda ancha bajo el efecto de un evento de fluidos están en la figura 4.11 (b); se observa que la señal de la fusión conserva la misma tendencia que las señales de los sensores. Las señales de fusión que muestran mayor respuesta a las perturbaciones están en las figuras 4.11 (c) que corresponden a un señal de

fracturamiento registrada por un sismómetro de banda ancha y una señal de normalidad para un geófono. Una señal de relacionada con un posible flujo de lodos y un sensor de geófono en un estado de aparente normalidad figura 4.11 (d), respectivamente.

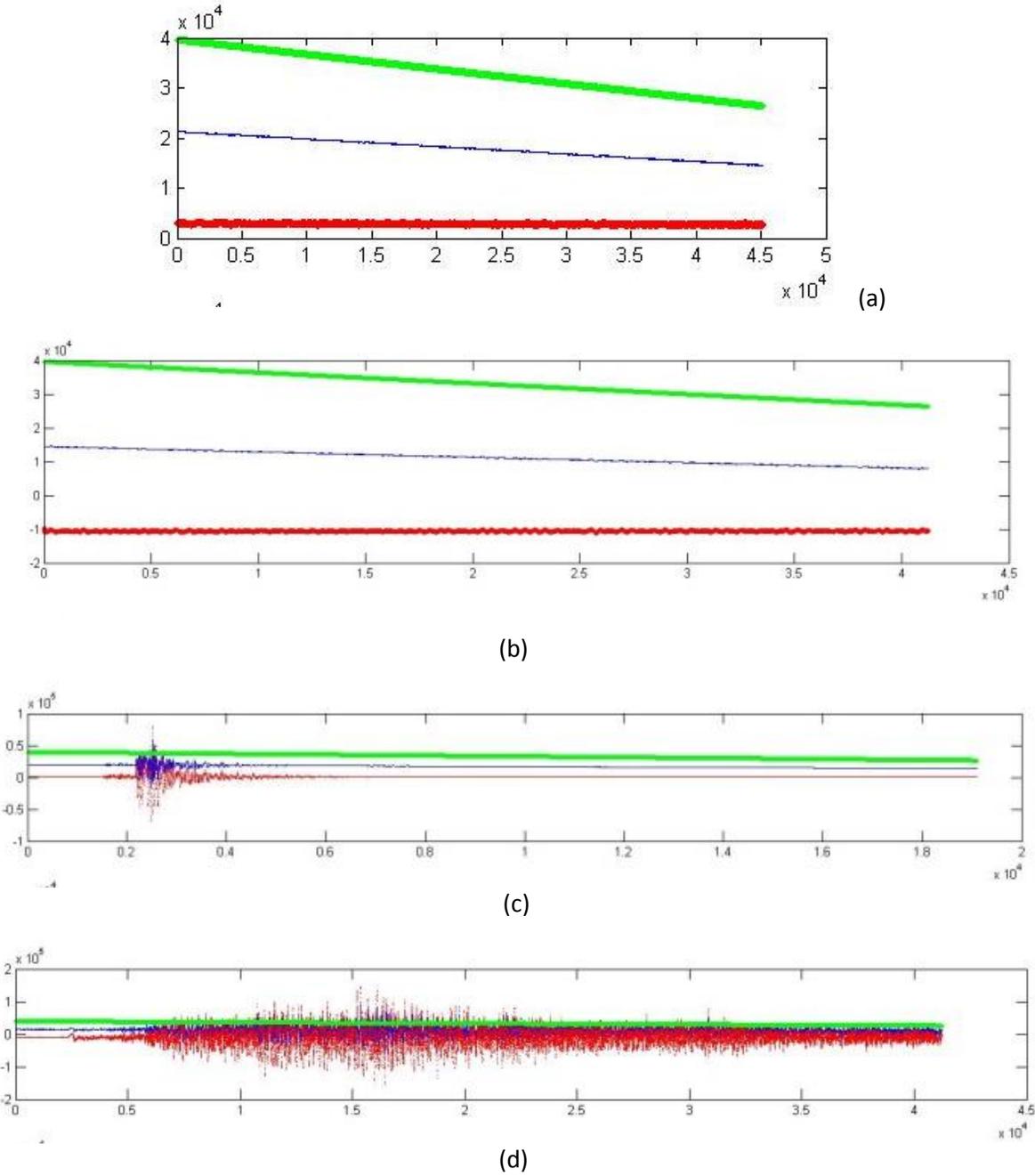


Figura 4.13. a). muestra las fusión para datos de un geófono sin perturbaciones y una señal de banda ancha sin perturbaciones. b) señales de geófono sin perturbación y banda anda durante una posible señal asociada a fluidos fusionadas. c) integración de datos para señales de geófono en sin perturbación y una de banda ancha con una posible señal de fracturamiento. d) integración de

datos de una señal relacionada con un posible flujo de lodos y una señal de geófono en estado normal.

Las respuestas de las señales de fusión que presentan mejor receptividad a los cambios abruptos en el transcurso de las mismas, son las señales relacionadas con sensores de banda ancha. Puede considerarse que el filtro desconoce para la fusión la señal normal, considerando la señal de fracturamiento y de avalancha como una señal atípica. Pero también muestra dificultades para estabilizarse debido a lo variable de las señales, esto se puede ver en la graficas de los errores estimados para estos casos, los cuales se encuentra en las partes inferiores de las gráficas. Los errores relativos producto de las relaciones entre el geófono sin variabilidad considerable y las del sensor de banda ancha en diferentes situaciones se encuentra en la tabla 4.1.

Tabla 4.1. Errores de la fusión entre las señales de banda ancha y la señal normal del geófono.

Banda Ancha	Geófono	Error (%)
Normal	Normal	6,2134305
Fracturamiento	Normal	15,8239435
Fluido	Normal	34,388008
Avalancha	Normal	35,038324

El aumento del porcentaje del error está relacionado con la frecuencia que conlleva el evento y su duración. Mientras, en un evento de fracturamiento no se presentan una prolongación en el tiempo si sucede para los eventos relacionados con fluidos, como un tremor, aunque sus frecuencias serian un poco menores. Para un lahar se presenta unas altas frecuencia en la señal, así como una alta variación en su amplitud.

#### **4.4. GESTIÓN DE ALARMAS MEDIANTE UN CLASIFICADOR BAYESIANO.**

La gestión de alarmas propuesta tiene como base conceptual un clasificador bayesiano ingenuo (sección 3.6.1), el cual presenta la característica fundamental de un clasificador probabilístico. De manera que, se considera como entradas, para el clasificador, las características relacionadas con la media y la varianza de: la señal del geófono, la señal de una estación de banda ancha, el resultado de la fusión, el error relativo y el error en la medida. Para entrenar y, posteriormente, probar el clasificador se utilizaron: en ocho señales en aparente estado de normalidad, cuatro

señales de eventos sísmicos, y una señal de avalancha. Los valores característicos de media y varianza, de este conjunto de datos, están consignados en la tabla 4.2.

Tabla 4.2. Valores de media y varianza para sensores de Geófono y banda ancha, con datos de la fusión.

Sensor	Situación	Media	Varianza
Geófono	Normal	44876,05932	432321980,7
	Sismo	44876,05932	432321980,7
	Avalancha	927400,1397	1,53361E+12
Banda Ancha	Normal	2717,277954	97825,58482
	Sismo	722,4294536	387756492,5
	Avalancha	10073,83216	9396655452
Fusión	Normal	16503,02272	3657671,061
	Sismo	11212,16187	3630111,777
	Avalancha	11468,98167	145902251,7
Error Relativo	Normal	15142,5861	3406876,848
	Sismo	19319,83711	8286935,236
	Avalancha	22245,45226	115547816

El objeto del gestor de alarmas es informar al usuario el estado de cada estación de monitoreo. Para este estudio se definieron tres clases: estado normal, sismo y lahar; los cuales son determinados de la salida del clasificador. En otras palabras, el clasificador recibe como entradas las señales mencionadas anteriormente y da como resultado uno de tres estados (Normal, sismo o Lahar). Considerando los valores de las varianzas y la media de cada señal característica en el clasificador de Bayes se obtuvieron los siguientes resultados condensados mediante una matriz de confusión, el cual permite medir las capacidades de un algoritmo en cuanto al desempeño. Las señales que el clasificador pudo determinar cómo normales son siete, mientras asumió que había una señal de sismo, considerando las ocho señales de estado de normalidad aparente. Mientras que, estableció que de cuatro señales relacionadas con sismo, una era un aparente estado de normalidad, dos si eran un sismo y que había una señal relacionada con una avalancha. Para una señal de avalancha, al presentarse una sola, el clasificador determinó que esta era de esta naturaleza. Los resultados para la matriz de confusión están en la tabla 4.3.

**Tabla 4.3. Matriz de confusión para el clasificador de Bayes.**

		Señales Clasificadas como		
		Normal	Sismo	Avalancha
Señales Reales	Normal	7	1	0
	Sismo	1	2	1
	Avalancha	0	0	1

A partir de la matriz de confusión podemos establecer que para la clasificaciones se obtuvo una fiabilidad total del 79.16%, un error estándar de alrededor del 8.07%. De manera tal, que se puede considerar una fiabilidad real del  $79.16\% \pm 8.07\%$  con un intervalo de confianza del 95%.

## CAPITULO 5. CONCLUSIONES.

Teniendo en cuenta la red de vigilancia del volcán nevado del Huila, en la cual se encuentran instalados sensores de diferentes características, pero de especial interés los relacionados con sensores de vibración, particularmente los sismómetros de banda ancha y los geófono, se implementó un mecanismo de integración de datos como una manera singular de fortalecer la estructura de la red para la detección de flujos de lodos. Las técnicas de integración son variadas, pero el filtro de Kalman se muestra como una herramienta de fácil aplicación debido a sus características, basado en una etapa de predicción y una de ajuste. Haciendo algunas consideraciones la fusión basada en filtro de Kalman puede ser una forma adecuada para la gestión de alarmas integrando datos de sensores de geófono y de un sismómetro de banda ancha.

La estructura de las redes de vigilancia en torno a amenazas volcánicas es producto de un esfuerzo de mitigación de riesgos, en las que no se llegan a considerar solo una técnica de monitoreo sino que considera muchas técnicas que se fortalecen entre sí. La evaluación de sensores, técnicas y métodos está supeditada a las características de las zonas de amenaza, así como a condiciones económicas de las entidades ocupadas de estas tareas. Alrededor de las amenazas volcánicas Colombia no ha escatimado esfuerzos permitiéndose mitigar riesgos, los cuales en menos efectos negativos entorno a los sistemas volcánicos. Los sensores de vibración de suelo, son de uso frecuente en la tareas de monitoreo sísmico, volcánico y de actividad superficial, debido a sus características de instalación y del tipo de señal que estos entregan. De esta manera, analizar métodos de integración de datos para redes de monitoreo de flujos de lodos permite mejores tiempos de reacción, para esto los filtros de Kalman muestran como una propuesta aceptable teniendo en cuenta las características de las señales que se encuentran involucradas para este tipo de monitoreo.

El filtro de Kalman permite conocer estimados de un dato en base a la actualización, permitiendo que conozca el comportamiento de la señal. De manera que, sea necesario conocer las características esenciales de la señal así como la naturaleza física de la misma, las señales volcánicas tiene características específicas, aunque éstas varíen de un sistema volcánico a otro. Entonces, tener un banco de señales muy bien caracterizadas podría facilitar la tarea del filtro. Las variaciones de la señales de monitoreo de vibración de suelo principalmente las de los sismómetros de banda ancha varían con rápidamente, lo cual no es malo para el monitoreo, pero si puede afectar el comportamiento del filtro puede una mejor relación de los muestreos de la señales permita al filtro ser más estable. A partir de la matriz de confusión podemos establecer que para la clasificaciones se obtuvo una fiabilidad total del 79.16%, un error con alrededor del 8.07%. De manera tal, que se puede considerar una fiabilidad real del  $79.16\% \pm 8.07\%$  con un intervalo de confianza del 95%.

La principal característica del monitoreo de una amenazas volcánicas o sísmicas es de tiempo real, el comportamiento de la integración de datos basados en filtro de Kalman durante el registro de eventos sísmicos permitiría hacer ajustes del filtro para mejorar su funcionamiento. También, es

importante conocer los valores probabilísticos que se pueden relacionar con eventos sísmicos o de actividad superficial para ajustar los valores iniciales del filtro.

### *Trabajos futuros*

Es importante considerar las características de las señales, una identificación de las señales sísmicas presente en el Volcán Nevado del Huila permite conocer el sistema volcánico y ayuda al sistema a discriminar entre un sismo y una avalancha. Aunque las señales sísmicas tienen características muy definidas estas pueden variar entre un sistema volcánico a otro. También es importante conocer los procesos convectivos de la zona.

Considerar la implementación de la fusión de datos en tiempo real tanto para sensores de tipo geófono y sensores de banda ancha, es un paso primordial, para comprobar la robustez del sistema y el potencial que presenta los filtros de Kalman dentro de la fusión de datos, donde estos podrían fortalecer las tareas de monitoreo y vigilancia volcánica. Así como extenderlo a otro tipo de sensores que son utilizados dentro del monitoreo volcánico, como son las mediciones de gases, medidas de inclinometrias u otras variables geofísicas como las medidas magnetométricas.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. Cruden, «A Simple Definition of a Landslide,» *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, vol. 43, pp. 27-29, 1991.
- [2] J. S. Dias, Deslizamientos. Tomo I. Analisis Geotecnico.
- [3] M. Jakob y O. Hungr, «Volcanic Debris Flows,» de *Debris-flow Hazards and Related Phenomena*, Chichester, Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 247-274.
- [4] A. Castruccio y J. Clavero, «Lahar Simulation At Active Volcanoes Of The Southern,» *Natural Hazard*, vol. 77, nº 2, pp. 693-716, 2015.
- [5] J. Major y C. Newhall, «Snow and Ice Perturbation During Historical,» *Bulletin of Vulcanology*, vol. 52, nº 1, pp. 1-27, 1987.
- [6] U. G. Survey, «USGS, U.S. Geological Survey,» 29 09 2014. [En línea]. Available: <http://volcanoes.usgs.gov/hazards/index.php>. [Último acceso: 07 02 2016].
- [7] J. Insuasty Enríquez, «DINÁMICA DE FLUJO DE LODOS,» *Revista Unimar*, nº 60, pp. 43-54, 2012.
- [8] S. G. Colombiano, «Servicio Geologico Colombiano,» [En línea]. Available: <http://www.sgc.gov.co/Popayan/Volcanes/Nevado-del-huila/proceso-eruptivo.aspx>. [Último acceso: 13 10 2014].
- [9] S. G. Colombiano, «Servicio Geologico Colombiano,» [En línea]. Available: <http://www.sgc.gov.co/Popayan/Volcanes/Nevado-del-huila/Generalidades.aspx>. [Último acceso: 13 10 2014].
- [10] B. Alcoverro, P. Martysevich y Y. Starovoit, «Mechanical Sensitivity of Microbarometers MB2000 (DASE, France) and Chaparral5 (USA) to Vertical and Horizontal Ground Motion,» *InfraMatics*, nº 9, pp. 1-11, 2005.
- [11] M. Arattano y L. Marchi, «Systems and Sensors for Debris-flow Monitoring and Warning,» *Sensors*, pp. 2436-2452, 2008.
- [12] L. Marchi, M. Arattano y A. M. Deganutti, «Ten years of debris-flow monitoring in the Moscardo Torrent (Italian Alps),» *Geomorphology*, vol. 46, p. 1 –17, (2002) .
- [13] «Agencia Metereologica del Japon,» [En línea]. Available: [http://www.jma.go.jp/jma/jma-eng/jma-center/ric/material/1\\_Lecture\\_Notes/CP6-Precipitation.pdf](http://www.jma.go.jp/jma/jma-eng/jma-center/ric/material/1_Lecture_Notes/CP6-Precipitation.pdf) . [Último acceso: 06

Octubre 2014].

- [14] D. d. Hidraulica, «Universidad Nacional del Nordeste,» 01 03 2010. [En línea]. Available: <http://ing.unne.edu.ar/pub/hidrologia/emcmar2010.pdf>. [Último acceso: 07 02 2016].
- [15] M. Ordoñez y L. Narváez, «INCLINOMETROS ELECTRONICOS: MEDICIONES DE DEFORMACIÓN DE LA SUPERFICIE DEL VOLCAN GALERAS,» *REVISTA COLOMBIANA DE FISICA*, vol. 33, nº 2, pp. 380-383, 2002.
- [16] M. Arattan, L. Marchi, R. Genevois, M. Berti, A. Simoni, P.R.Tecca y M. Bonte, «FIELD MONITORING AND REAL TIME MANAGEMENT».
- [17] S. t. C. Journal of Japan Sabo Association, «<http://www.sabo-int.org>,» 1998. [En línea]. Available: <http://www.sabo-int.org/dott/sensors.html>. [Último acceso: 06 10 2014].
- [18] J. E. Alva, TERZAGHI Y LA MECANICA DE SUELOS, 1996.
- [19] I. GEOKON, instruction manual model 3500, 3510, 3525, 3600 Earth Pressure Cells, Lebane (USA), 2013.
- [20] I. GEOKON, «[www.geokon.com](http://www.geokon.com),» [En línea]. Available: [http://www.geokon.com/content/datasheets/4800\\_Series\\_Earth\\_Pressure\\_Cells.pdf](http://www.geokon.com/content/datasheets/4800_Series_Earth_Pressure_Cells.pdf). [Último acceso: 06 10 2014].
- [21] A. Maslin, *Monitoring Ground Vibration arising from Piling and Civil Engineering Projects*, 2004.
- [22] A. Galgaro, P. R. Tecca, R. Genevois y A. M. Deganutti, «Acoustic module of the Acquabona (Italy) debris flow monitoring,» *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 5, pp. 211-215, 2005.
- [23] Y.-Q. Jin y F. Xu, «Monitoring and Early Warning the Debris Flow and Landslides Using VHF Radar Pulse Echoes From Layering Land Media,» *IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS*, vol. 8, nº 3, pp. 575-579, 2011.
- [24] C. Buonocunto, L. D'Auria, A. Caputo, M. Martini y M. Orazi, «Rapporti Tecnici: THE INFRACYRUS INFRASOUND SENSOR,» Centro Editoriale Nazionale | INGV Istituto Nazionale di Geofisica e Vulcanologia, Roma, 2011.
- [25] H.-M. Kao, H. Ren, C.-S. Lee, Y.-L. Chen, Y.-S. Lin y Y. Su, «Monitoring Debris Flows Using Spatial Filtering and Entropy Determination Approaches,» *Terrestrial Atmospheric and Oceanic Sciences*, vol. 24, nº 5, pp. 773-791, 2013.

- [26] M. Arattano, «On the Use of Seismic Detectors as Monitoring,» *Natural Hazards*, nº 20, pp. 197-213, 1999.
- [27] A. Camacho, «Elaboración de mapas de Amenazas y Riesgos a escala comunal en comunidades afectadas por el terremoto de Cinchona 2009,» San Jose, 2012.
- [28] Z.-q. Liu, Y. Liu, X.-y. Gong, H.-H. Li y W.-d. Zhang, «A Monitoring and Warning System for Brae Debris Flow with Multi-sensor Network,» *Control and Decision Conference (CCDC)*, pp. 3781-3785, 2011.
- [29] Servicio Geologico Colombiano, «Servicio Geologico Colombiano,» 28 11 2015. [En línea]. Available: <http://www2.sgc.gov.co/Popayan/Volcanes/Nevado-del-huila/mapa-de-amenaza.aspx>. [Último acceso: 28 11 2015].
- [30] S. G. Colombiano, «Servicio Geologico Colombiano,» 2013 Agosto 2013. [En línea]. Available: <http://www.sgc.gov.co/Popayan/Volcanes/Nevado-del-huila/Red-de-Vigilancia.aspx>. [Último acceso: 11 Septiembre 2014].
- [31] A. B. Lockhart, «Preliminary copy: The Acoustic Flow Monitor system for INGEOMINAS, 2006 Using POP2.9 firmware, an upgrade of the 2003 Ruiz1.1 AFM system,» U.S. Geological Survey, Vancouver, WA. USA, 2006.
- [32] J. Raigosa, F. Rodriguez, A. Casas y E. Velez, «Red de Detectores de Flujos de Lodos en las Cuencas de los Rios Páez y Símbola, Nevado del Huila,» de *GLACIARES, NIEVES Y HIELOS DE AMÉRICA LATINA. Cambio Climatico y Amenazas.*, Bogota, INGEOMINAS, 2010, pp. 327-347.
- [33] Trimble, *REF TEK BROADBAND SEISMOMETER*, Plano, Texas, 2015.
- [34] D. H. Mitchell, *Data Fusion: Concepts and Ideas*, Berlin: Springer-Verlag, 2010.
- [35] D. Bellot, A. Boyer y F. Charpillet, «A new definition of qualified gain in a data fusion process: application to telemedicine.,» de *5th International Conference on Information Fusion*, Annapolis-Maryland, 2002.
- [36] D. Abeijón, *FUSION DE DATOS*, 2007.
- [37] A. Zacarias, *Metodos de integracion y simulacion Monte Carlo en la teoria bayesian.*, Huajuapán de León: Universidad Tecnológica de Mexicali, 2006.
- [38] L. Pardo, «Teoria de la Informacion Estadística,» de *Estadística Española*, Madrid, Universidad Complutense de Madrid, 1993, pp. 195-268.
- [39] E. G. Learned-Miller, «Entropy and Mutual Information,» 16 Septiembre 2013. [En línea].

Available: <https://people.cs.umass.edu/~elm/Teaching/Docs/mutInf.pdf>. [Último acceso: 13 Abril 2016].

- [40] J. Gomez, *Filtros de Kalman Extendido y "Unscented" en Sistemas Estocásticos no Lineales con Observaciones Inciertas*, Granada: Universidad de Granada, 2011.
- [41] L. Paninski, «Estimation of Entropy and Mutual Information,» *Neural Computation*, nº 15, pp. 1191-1253, 2003.
- [42] W. Greg y B. Gary, «An Introduction to the Kalman Filter,» de *SIGGRAPH 2001*, Los Angeles, CA, 2001.
- [43] R. Kalman, «A New Approach to Linear Filtering and Prediction,» *Journal of Basic Engineering*, pp. 35-45, 1960.
- [44] I. Cox, «International Journal of Computer Vision,» de *A review of statistical data association techniques for motion correspondence.*, Kluwer Academic Publishers, 1993, pp. 53-66.
- [45] Y. Bar-Shalom y R. Li, *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques.*, Storrs: YBS Publishing , 1995.
- [46] S. Blackman y R. Popoli, *Design and analysis of modern tracking Systems.*, Artech House, 1999.
- [47] C. Harris, A. Bailey y T. Dodd, «Multi-Sensor Data Fusion in Defence and Aerospace,» *The Aeronautical Journal*, vol. 102, nº 1055, pp. 229-244, 1998.
- [48] J. Roecker y C. McGillem, «Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion,» *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 4, nº 24, pp. 447-449, 1988.
- [49] K. Chang, R. Saha y Y. Bar-Shalom, «IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol.33,» 1997, IEEE, 1997, pp. 1271-1276.
- [50] J. Gao y C. Harris, «Some remarks on Kalman filters for the multisensor fusion,» *Information Fusion* , vol. 3, pp. 191-201, 2002.
- [51] Y. Bar-Shalom y L. Campo, «The Effect of the Common Process Noise on the Two-Sensor Fused-Track Covariance,» *IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS*, Vols. %1 de %2AES-22, nº 6, pp. 803-805, 1986.
- [52] J. D. M. Rennie, L. Shih, J. Teevan y D. R. Karger, «Tackling the Poor Assumptions of Naive Bayes Text Classifiers,» de *Proceedings of the Twentieth International Conference on Machine Learning (ICML-2003)*, Washington DC, 2003.

- [53] R. Caruana y A. Niculescu-Mizil, «An Empirical Comparison of Supervised Learning Algorithms,» de *Proceedings of the 23rd international*, 2006.
- [54] I. OMEGA ENGINEERING, *Transactions in Measurement and Control*, Putman Publishing Company and OMEGA Press LLC., 1998.
- [55] Y. Itakura, H. Inaba y T. Sawada, «A debris-flow monitoring devices and methods bibliography,» *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 5, p. 971–977, 2005.
- [56] A. Jain, «Statistical Pattern Recognition: A Review,» *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, vol. 22, nº 1, pp. 4-37, 2000.
- [57] A. Jain y R. Dubes, *Algorithms for Clustering Data*, Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall, 1988.
- [58] A. Jain, «Data Clustering: a review,» *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 31, nº 3, pp. 264-323, 1999.
- [59] C. Gonzales, *Lógica Difusa, Una Introduccion Práctica*.
- [60] L. A. Zahed, de *Information and Control*, 1965, pp. 338-353.
- [61] C. Bedregal, *Agrupamiento de Datos Utilizando Tecnicas MAM\_SOM*, Arequipa: Universidad Católica San Pablo, 2008.