

Clasificación de eventos sísmicos en el volcán Nevado del Ruiz empleando técnicas fijas de combinación de clasificadores

Cristian Chu¹ Mauricio Orozco¹

¹Universidad Nacional de Colombia
Sede Manizales

Tendencias en Ingeniería de Software e Inteligencia Artificial, octubre 2009

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Contenido

- 1 **Introducción**
 - **Justificación**
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Monitoreo

El Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Manizales cuenta con una gran base de datos de eventos sísmicos y permanentemente se generan nuevos registros, siendo su clasificación fundamental para hacer interpretaciones. El volumen de información que se maneja en el OVSM es muy grande y por lo tanto la clasificación automática de los eventos se hace necesaria.

Registros Múltiples

Los registros de los eventos sísmicos se toman de varias estaciones que se encuentran ubicadas en zonas estratégicas del volcán Nevado del Ruiz y sus inmediaciones. Los **registros múltiples e independientes** que se tienen de un mismo evento ofrecen diversos conjuntos de entrenamientos que se pueden explotar mediante técnicas de combinación de clasificadores.

El volcán Nevado del Ruiz se encuentra activo y su monitoreo constante es decisivo para evitar tragedias como la de noviembre de 1985, donde fallecieron cerca de 23000 personas.



Contenido

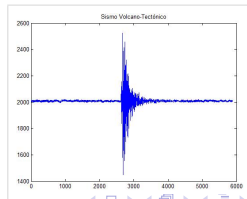
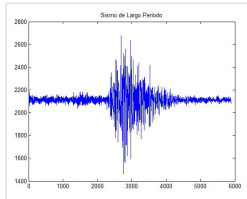
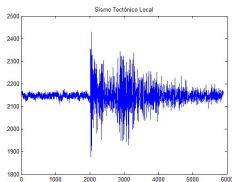
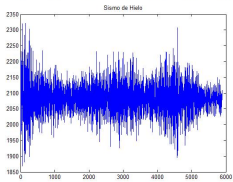
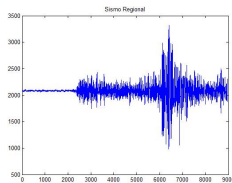
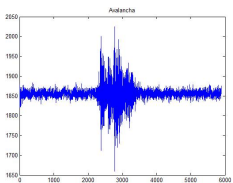
- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - **Clasificación de eventos sísmicos**
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Los eventos sísmicos se clasifican en:

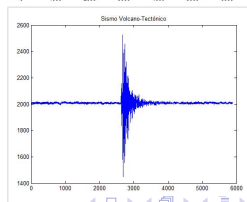
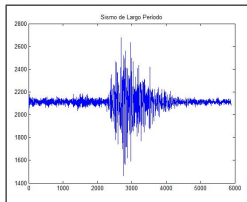
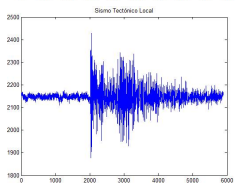
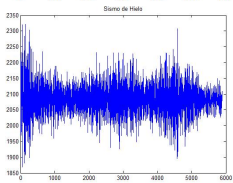
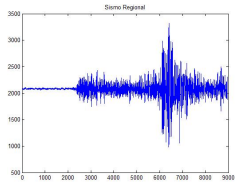
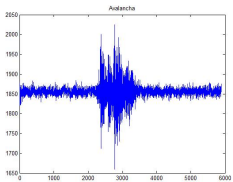
- Avalanchas (AV)
- Sismos distantes (DS)
- Sismos híbridos (HB)
- Sismos de hielo (IC)
- Sismos regionales (RE)
- Relámpagos (RY)
- Sismos tectónicos locales (TL)
- Tornillos (TO)
- Tremores (TR)
- Sismos de largo período (LP)
- Sismos volcano-tectónicos (VT)

Clasificación de eventos sísmicos

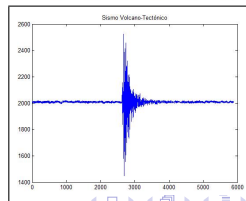
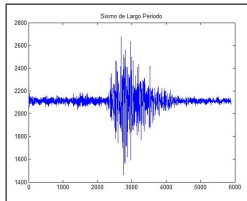
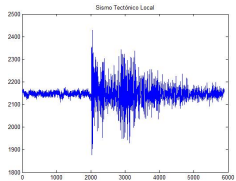
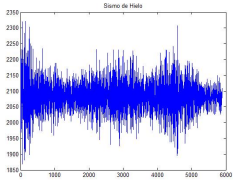
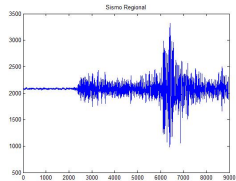
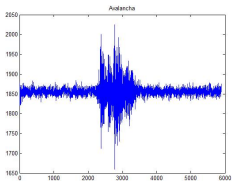
Señales temporales AV, IC, LP, RE, TL y VT



Señales temporales AV, IC, LP, RE, TL y VT



Señales temporales AV, IC, LP, RE, TL y VT



Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - **Aplicación**
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Aplicada a problemas donde se presenta alguna de las siguientes situaciones:

- Tener la posibilidad de entrenar varios clasificadores.
- Tener varios conjuntos de entrenamiento, siendo necesario que se garantice la **independencia de datos**.
- Cuando se tienen varios clasificadores y cada uno tiene un desempeño elevado en determinadas regiones del espacio de características.

Se pretende...

Tomar varios clasificadores base y combinarlos de tal manera que se puedan aprovechar las ventajas de cada uno.

Aplicada a problemas donde se presenta alguna de las siguientes situaciones:

- Tener la posibilidad de entrenar varios clasificadores.
- Tener varios conjuntos de entrenamiento, siendo necesario que se garantice la **independencia de datos**.
- Cuando se tienen varios clasificadores y cada uno tiene un desempeño elevado en determinadas regiones del espacio de características.

Se pretende...

Tomar varios clasificadores base y combinarlos de tal manera que se puedan aprovechar las ventajas de cada uno.

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - **Arquitecturas de combinación**
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

- **Arquitectura en pila:** Clasificadores base entrenados en un único espacio de características.
- **Arquitectura paralela:** Clasificadores base entrenados distintos espacios de características.
- **Arquitectura secuencial:** Cada clasificador opera directamente sobre la salida del clasificador anterior.

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - **Fusión y selección**
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Estrategias de combinación

Fusión

Todos los clasificadores base conocen el espacio de características. La etiqueta a asignar a un objeto x es el resultado de una regla que involucre a **todos** los clasificadores.

Selección

Cada clasificador base conoce un parte del espacio de características. La etiqueta a asignar a un objeto x está dada por la decisión que tome **un único** clasificador.

Estrategias de combinación

Fusión

Todos los clasificadores base conocen el espacio de características. La etiqueta a asignar a un objeto x es el resultado de una regla que involucre a **todos** los clasificadores.

Selección

Cada clasificador base conoce un parte del espacio de características. La etiqueta a asignar a un objeto x está dada por la decisión que tome **un único** clasificador.

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - **Tipos de salidas de clasificadores**
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

La salida de un clasificador puede ser:

- **Abstracta:** Una etiqueta. No hay información acerca de la certeza de dicha etiqueta. **Ej. Voto**
- **Rango:** Un rango según el nivel de certeza de $\mathbf{x} \in \omega_j$.
- **Medida:** Un vector c -dimensional $[d_{i,1}(\mathbf{x}), \dots, d_{i,c}(\mathbf{x})]$. $d_{i,j}(\mathbf{x})$ representa el soporte del clasificador i para la hipótesis $\mathbf{x} \in \omega_j$. **Ej. Bayesiano**

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - **Reglas fijas**
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Notaciones

- c : Clases
- L : Clasificadores base
- D_i : Clasificador i -ésimo, $i=1, \dots, L$
- $d_{i,j}$: Salida del clasificador i -ésimo para la j -ésima clase
- μ_j : Soporte de $\mathbf{x} \in \omega_j$ (soporte de clasificación)

Perfil de combinación

$$D(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} d_{1,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{1,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{1,c}(\mathbf{x}) \\ d_{i,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{i,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{i,c}(\mathbf{x}) \\ d_{L,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{L,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{L,c}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Métodos de fusión

Las reglas fijas no requieren de entrenamiento de parámetros extra. El soporte μ_j se calcula sólo sobre la j -ésima columna del perfil de combinación (1) de acuerdo a (2).

$$\mu_j(\mathbf{x}) = F [d_{1,j}(\mathbf{x}), \dots, d_{L,j}(\mathbf{x})] \quad (2)$$

F : Función de combinación

Perfil de combinación

$$D(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} d_{1,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{1,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{1,c}(\mathbf{x}) \\ d_{i,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{i,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{i,c}(\mathbf{x}) \\ d_{L,1}(\mathbf{x}) & \dots & d_{L,j}(\mathbf{x}) & \dots & d_{L,c}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}$$

Reglas de fusión

Máximo $\mu_j(\mathbf{x}) = \max_i \{d_{i,j}(\mathbf{x})\}$

Mínimo $\mu_j(\mathbf{x}) = \min_i \{d_{i,j}(\mathbf{x})\}$

Mediana $\mu_j(\mathbf{x}) = \text{med}_i \{d_{i,j}(\mathbf{x})\}$

Suma (Promedio) $\mu_j(\mathbf{x}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L d_{i,j}(\mathbf{x})$

Producto $\mu_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^L d_{i,j}(\mathbf{x})$

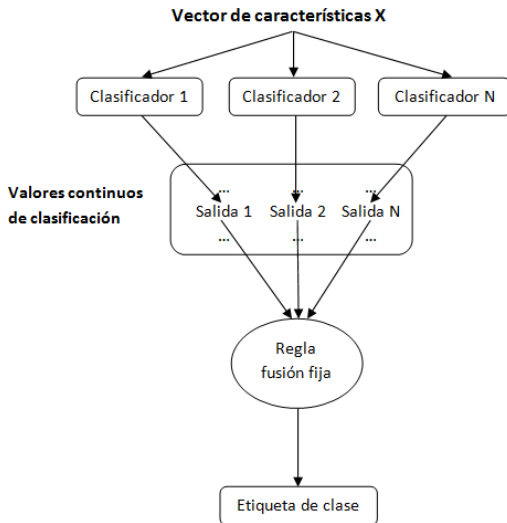


Figura: Diagrama de fusión de salidas de clasificación continuas

Regla de la multiplicación para clasificadores probabilísticos

Asignar $Z \rightarrow \omega_j$ si :

$$P^{-(L-1)}(\omega_j) \prod_{i=1}^L P(\omega_j | \mathbf{x}^{(i)}) = \max_{k=1}^C \left[P^{-(L-1)}(\omega_k) \prod_{i=1}^L P(\omega_k | \mathbf{x}^{(i)}) \right] \quad (3)$$

Regla de la multiplicación en términos de la probabilidad a posteriori que entrega cada clasificador base.

Regla de la multiplicación para clasificadores probabilísticos

Asignar $Z \rightarrow \omega_j$ si :

$$P^{-(L-1)}(\omega_j) \prod_{i=1}^L P(\omega_j | \mathbf{x}^{(i)}) = \underset{k=1}{\overset{C}{\max}} \left[P^{-(L-1)}(\omega_k) \prod_{i=1}^L P(\omega_k | \mathbf{x}^{(i)}) \right] \quad (3)$$

Regla de la multiplicación en términos de la probabilidad a posteriori que entrega cada clasificador base.

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - **Conjunto de datos**
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

- 350 eventos con 100 características, registrados simultáneamente en las estaciones ALF, BIS y TOL.
- Tres conjuntos de datos independientes, uno para cada estación seleccionada.

Selección de características

Selección de 100 de las 2000 características empleando la distancia de Mahalanobis y el algoritmo SFS (sequential forward selection).

Contenido

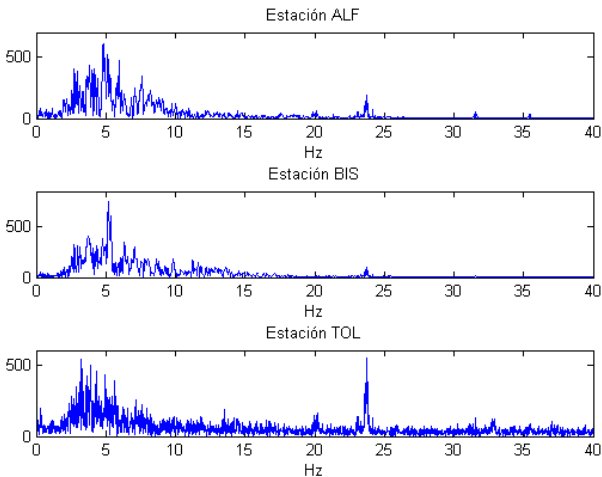
- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - **Representación**
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Elección del método de representación

- Normalización de las señales temporales, $\mu = 0$ y $\sigma^2 = 1$.
- Como método de representación se tomó la frecuencia.
- Aplicación de FFT de 2000 puntos a todos los eventos.

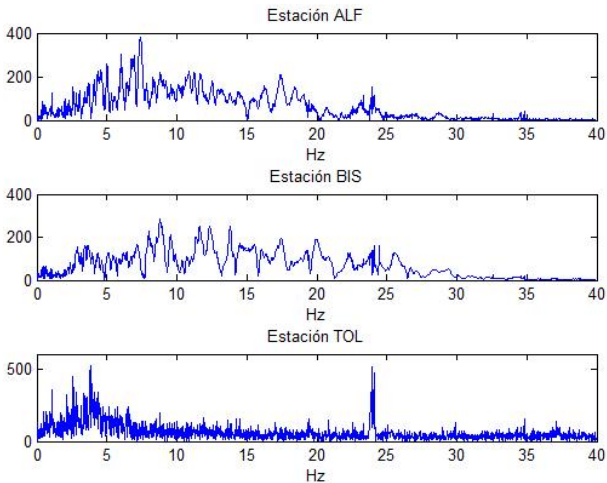
Representación

Evento de clase LP registrado en las estaciones ALF, BIS y TOL

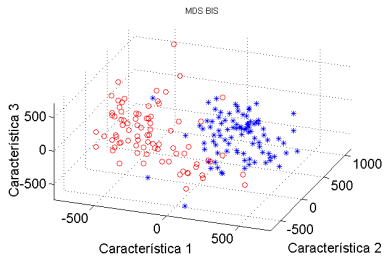
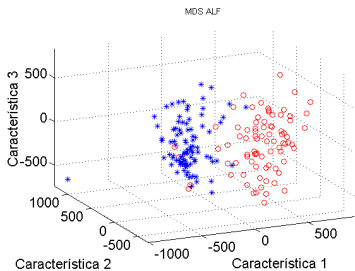


Representación

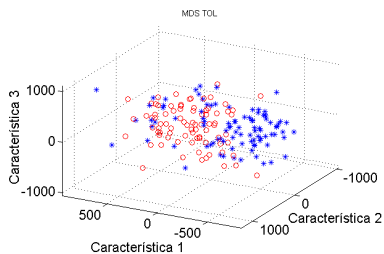
Evento de clase VT registrado en las estaciones ALF, BIS y TOL



Representación



Escalamiento multi-dimensional



Contenido

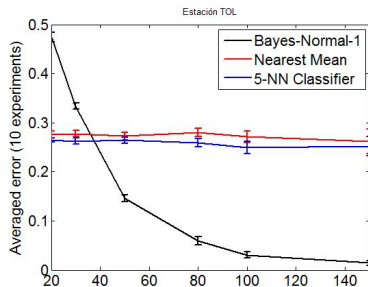
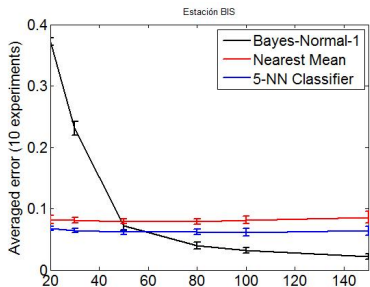
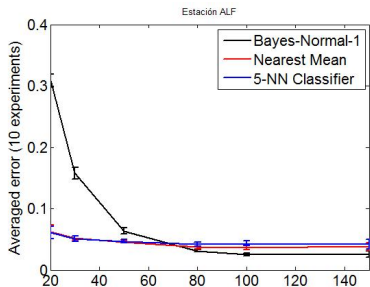
- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - **Selección y entrenamiento de clasificadores base**
 - Combinación de los clasificadores base
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Selección y entrenamiento de clasificadores base

Curvas de aprendizaje de los clasificadores base pre-seleccionados

Clasificadores pre-seleccionados

- Bayesiano lineal con regularización $r = 0,02$
- Media más cercana
- 5-NN



Validación cruzada de clasificadores base pre-seleccionados

Datos estación ALF

Clasificador	Error	σ
LDC	0.0374	$\pm 0,0081$
NMC	0.0499	$\pm 0,0022$
5-NN	0.0474	$\pm 0,0036$

Datos estación BIS

Clasificador	Error	σ
LDC	0.0349	$\pm 0,0082$
NMC	0.0894	$\pm 0,0050$
5-NN	0.0607	$\pm 0,0057$

Validación cruzada en cada conjunto de datos con 2 particiones (175-175) y 20 repeticiones.

Datos estación TOL

Clasificador	Error	σ
LDC	0.0363	$\pm 0,0095$
NMC	0.2593	$\pm 0,0091$
5-NN	0.2371	$\pm 0,0133$

Contenido

- 1 **Introducción**
 - Justificación
 - Clasificación de eventos sísmicos
- 2 **Combinación de clasificadores**
 - Aplicación
 - Arquitecturas de combinación
 - Fusión y selección
 - Tipos de salidas de clasificadores
 - Reglas fijas
- 3 **Resultados**
 - Conjunto de datos
 - Representación
 - Selección y entrenamiento de clasificadores base
 - **Combinación de los clasificadores base**
- 4 **Conclusiones y trabajo futuro**

Clasificador base seleccionado

El bayesiano lineal con $r = 0,02$ tuvo un desempeño alto en los tres conjuntos de entrenamiento, teniendo como valor agregado su buen comportamiento con los datos de la estación TOL.

Resultado final

El LDC con regularización $r=0.02$ se entrenó en diez subconjuntos de entrenamiento E_i diferentes (un subconjunto de entrenamiento tiene a su vez tres subconjuntos, uno para cada estación), y posteriormente fueron combinados bajo la regla (3). Los clasificadores combinados fueron probados en los correspondientes subconjuntos de prueba P_i , arrojando un error promedio de clasificación de 0.51 %.

Conclusiones

- Se pudo evidenciar que el clasificador combinado resultante siempre superó a todos los clasificadores individuales que se entrenaron (5-NN, LDC, QDC, NMC, SVC).
- La selección de características usando el criterio de distancia de Mahalanobis significó un aumento inmediato del desempeño del clasificador bayesiano lineal.
- Las reglas de fusión de producto y suma son adecuadas para este problema, ya que de entrada se está garantizando la independencia de los datos en los diferentes conjuntos de datos.
- La mejor manera de aprovechar la información que lleva una salida de tipo medible, como lo es la de un clasificador probabilístico, es mediante la fusión. Las reglas de selección son más adecuadas para salidas de nivel de rango.
- El clasificador combinado final fue diseñado con la arquitectura paralela, usando una estrategia de fusión de salidas de tipo medible de los clasificadores base.

Trabajo Futuro

- Solucionar el problema de clasificación multi-clase, y extenderlo a todo el complejo volcánico Cerro Machín - Cerro Bravo.
- Estudiar otros métodos de preprocesamiento y de representación.
- Eliminar el efecto de sitio eficientemente y vincular más estaciones de monitoreo, sobre todo la estación de la Olleta que sirve de referencia en el OVSM.
- Determinar si las reglas de combinación entrenadas ofrecen alguna ventaja.

Reglas entrenadas

Explorar reglas entrenables de fusión de salidas continuas, entre las cuales se encuentran:

- Promedio con peso
- Pesos adaptativos
- Integral difusa