

IEEE COPYRIGHT AND CONSENT FORM

To ensure uniformity of treatment among all contributors, other forms may not be substituted for this form, nor may any wording of the form be changed. This form is intended for original material submitted to the IEEE and must accompany any such material in order to be published by the IEEE. Please read the form carefully and keep a copy for your files.

TITLE OF PAPER/ARTICLE/REPORT, INCLUDING ALL CONTENT IN ANY FORM, FORMAT, OR MEDIA (hereinafter, "the Work"):

Revisión de técnicas computacionales para clasificación de eventos sísmicos.

COMPLETE LIST OF AUTHORS: DANIEL LEON, VICTOR BUCHELI

IEEE PUBLICATION TITLE (Journal, Magazine, Conference, Book): 2016 IEEE 11th Colombian Computing Conference (CCC)

COPYRIGHT TRANSFER

1. The undersigned hereby assigns to The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Incorporated (the "IEEE") all rights under copyright that may exist in and to: (a) the above Work, including any revised or expanded derivative works submitted to the IEEE by the undersigned based on the Work; and (b) any associated written or multimedia components or other enhancements accompanying the Work.

CONSENT AND RELEASE

2. In the event the undersigned makes a presentation based upon the Work at a conference hosted or sponsored in whole or in part by the IEEE, the undersigned, in consideration for his/her participation in the conference, hereby grants the IEEE the unlimited, worldwide, irrevocable permission to use, distribute, publish, license, exhibit, record, digitize, broadcast, reproduce and archive, in any format or medium, whether now known or hereafter developed: (a) his/her presentation and comments at the conference; (b) any written materials or multimedia files used in connection with his/her presentation; and (c) any recorded interviews of him/her (collectively, the "Presentation"). The permission granted includes the transcription and reproduction of the Presentation for inclusion in products sold or distributed by IEEE and live or recorded broadcast of the Presentation during or after the conference.

3. In connection with the permission granted in Section 2, the undersigned hereby grants IEEE the unlimited, worldwide, irrevocable right to use his/her name, picture, likeness, voice and biographical information as part of the advertisement, distribution and sale of products incorporating the Work or Presentation, and releases IEEE from any claim based on right of privacy or publicity.

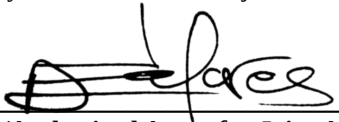
4. The undersigned hereby warrants that the Work and Presentation (collectively, the "Materials") are original and that he/she is the author of the Materials. To the extent the Materials incorporate text passages, figures, data or other material from the works of others, the undersigned has obtained any necessary permissions. Where necessary, the undersigned has obtained all third party permissions and consents to grant the license above and has provided copies of such permissions and consents to IEEE.

☐ Please check this box if you do not wish to have video/audio recordings made of your conference presentation.

See reverse side for Retained Rights/Terms and Conditions, and Author Responsibilities.

GENERAL TERMS

- The undersigned represents that he/she has the power and authority to make and execute this assignment.
- The undersigned agrees to indemnify and hold harmless the IEEE from any damage or expense that may arise in the event of a breach of any of the warranties set forth above.
- In the event the above work is not accepted and published by the IEEE or is withdrawn by the author(s) before acceptance by the IEEE, the foregoing copyright transfer shall become null and void and all materials embodying the Work submitted to the IEEE will be destroyed.
- For jointly authored Works, all joint authors should sign, or one of the authors should sign as authorized agent for the others.

(1) 

Author/Authorized Agent for Joint Authors

August 11 – 2016

Date

U.S. GOVERNMENT EMPLOYEE CERTIFICATION (WHERE APPLICABLE)

This will certify that all authors of the Work are U.S. government employees and prepared the Work on a subject within the scope of their official duties.

As such, the Work is not subject to U.S. copyright protection.

(2) _____

Authorized Signature

Date

(Authors who are U.S. government employees should also sign signature line (1) above to enable the IEEE to claim and protect its copyright in international jurisdictions.)

CROWN COPYRIGHT CERTIFICATION (WHERE APPLICABLE)

This will certify that all authors of the Work are employees of the British or British Commonwealth Government and prepared the Work in connection with their official duties. As such, the Work is subject to Crown Copyright and is not assigned to the IEEE as set forth in the first sentence of the Copyright Transfer Section above. The undersigned acknowledges, however, that the IEEE has the right to publish, distribute and reprint the Work in all forms and media.

(3) _____

Authorized Signature

Date

(Authors who are British or British Commonwealth Government employees should also sign line (1) above to indicate their acceptance of all terms other than the copyright transfer.)

rev. 032515

IEEE COPYRIGHT FORM (*continued*)

RETAINED RIGHTS/TERMS AND CONDITIONS

General

1. Authors/employers retain all proprietary rights in any process, procedure, or article of manufacture described in the Work.
2. Authors/employers may reproduce or authorize others to reproduce the Work, material extracted verbatim from the Work, or derivative works for the author's personal use or for company use, provided that the source and the IEEE copyright notice are indicated, the copies are not used in any way that implies IEEE endorsement of a product or service of any employer, and the copies themselves are not offered for sale.
3. In the case of a Work performed under a U.S. Government contract or grant, the IEEE recognizes that the U.S. Government has royalty-free permission to reproduce all or portions of the Work, and to authorize others to do so, for official U.S. Government purposes only, if the contract/grant so requires.
4. Although authors are permitted to re-use all or portions of the Work in other works, this does not include granting third-party requests for reprinting, republishing, or other types of re-use. The IEEE Intellectual Property Rights office must handle all such third-party requests.
5. Authors whose work was performed under a grant from a government funding agency are free to fulfill any deposit mandates from that funding agency.

Author Online Use

6. **Personal Servers.** Authors and/or their employers shall have the right to post the accepted version of IEEE-copyrighted articles on their own personal servers or the servers of their institutions or employers without permission from IEEE, provided that the posted version includes a prominently displayed IEEE copyright notice and, when published, a full citation to the original IEEE publication, including a link to the article abstract in IEEE Xplore. Authors shall not post the final, published versions of their papers.
7. **Classroom or Internal Training Use.** An author is expressly permitted to post any portion of the accepted version of his/her own IEEE-copyrighted articles on the author's personal web site or the servers of the author's institution or company in connection with the author's teaching, training, or work responsibilities, provided that the appropriate copyright, credit, and reuse notices appear prominently with the posted material. Examples of permitted uses are lecture materials, course packs, e-reserves, conference presentations, or in-house training courses.
8. **Electronic Preprints.** Before submitting an article to an IEEE publication, authors frequently post their manuscripts to their own web site, their employer's site, or to another server that invites constructive comment from colleagues. Upon submission of an article to IEEE, an author is required to transfer copyright in the article to IEEE, and the author must update any previously posted version of the article with a prominently displayed IEEE copyright notice. Upon publication of an article by the IEEE, the author must replace any previously posted electronic versions of the article with either (1) the full citation to the IEEE work with a Digital Object Identifier (DOI) or link to the article abstract in IEEE Xplore, or (2) the accepted version only (not the IEEE-published version), including the IEEE copyright notice and full citation, with a link to the final, published article in IEEE Xplore.

INFORMATION FOR AUTHORS

Author Responsibilities

The IEEE distributes its technical publications throughout the world and wants to ensure that the material submitted to its publications is properly available to the readership of those publications. Authors must ensure that their Work meets the requirements as stated in section 8.2.1 of the IEEE PSPB Operations Manual, including provisions covering originality, authorship, author responsibilities and author misconduct. More information on IEEE's publishing policies may be found at http://www.ieee.org/publications_standards/publications/rights/authorrightsresponsibilities.html. Authors are advised especially of IEEE PSPB Operations Manual section 8.2.1.B12: "It is the responsibility of the authors, not the IEEE, to determine whether disclosure of their material requires the prior consent of other parties and, if so, to obtain it." Authors are also advised of IEEE PSPB Operations Manual section 8.1.1B: "Statements and opinions given in work published by the IEEE are the expression of the authors."

Author/Employer Rights

If you are employed and prepared the Work on a subject within the scope of your employment, the copyright in the Work belongs to your employer as a work-for-hire. In that case, the IEEE assumes that when you sign this Form, you are authorized to do so by your employer and that your employer has consented to the transfer of copyright, to the representation and warranty of publication rights, and to all other terms and conditions of this Form. If such authorization and consent has not been given to you, an authorized representative of your employer should sign this Form as the Author.

IEEE Copyright Ownership

It is the formal policy of the IEEE to own the copyrights to all copyrightable material in its technical publications and to the individual contributions contained therein, in order to protect the interests of the IEEE, its authors and their employers, and, at the same time, to facilitate the appropriate re-use of this material by others. The IEEE distributes its technical publications throughout the world and does so by various means such as hard copy, microfiche, microfilm, and electronic media. It also abstracts and may translate its publications, and articles contained therein, for inclusion in various compendiums, collective works, databases and similar publications.

THIS FORM MUST ACCOMPANY THE SUBMISSION OF THE AUTHOR'S MANUSCRIPT.

Questions about the submission of the form or manuscript must be sent to the publication's editor.

Please direct all questions about IEEE copyright policy to:

IEEE Intellectual Property Rights Office, copyrights@ieee.org, +1-732-562-3966 (telephone)

Revisión de técnicas computacionales para clasificación de eventos sísmicos.

Daniel Andrés León Vargas, Víctor Andrés Bucheli Guerrero Ph. D.
Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación
Universidad del Valle
Cali, Colombia

daniel.leon@correounivalle.edu.co; victor.bucheli@correounivalle.edu.co

Abstract: *This paper presents a review on several techniques used to detect and classify seismic events. Many have been used, such as deterministic algorithms that employ signal processing to find measurements which tells if a signal is an event or not compared with a threshold; as well machine-learning algorithms, supervised and unsupervised, which strive to learn seismic phases, or classify signals depending on some characteristic. Finally, this topic is important to seismological centers, as it helps to identify temporal changes on signal patterns in a more agile way, so decisions can be made at the right time.*

Resumen: *En este trabajo se presenta una revisión de diferentes técnicas utilizadas para la detección y clasificación de eventos sísmicos. Muchas se han utilizado, desde algoritmos deterministas que emplean procesamiento de las señales para encontrar medidas que indiquen si una señales evento o no dependiendo de algún tipo de umbral; como algoritmos de aprendizaje de máquina, tanto supervisados como no supervisados, que buscan aprender ya sea fases sísmicas, o clasificar señales a partir de alguna característica. Finalmente, este tema tiene importancia para los centros sismológicos, de tal manera que se pueda identificar cambios temporales de patrones de señales de manera más ágil y poder tomar decisiones a tiempo a partir de estos cambios.*

I. INTRODUCCIÓN

Los terremotos, volcanes, o explosiones, son diferentes tipos de fuentes que generan ondas sísmicas que viajan en el interior de la tierra. A través de la sismología, que estudia los sismos y la propagación de las ondas elásticas en la tierra, se han podido realizar estudios de amenaza sísmica, exploración de hidrocarburos, y monitoreo actividades de pruebas nucleares [1]. Los sismómetros son dispositivos dedicados a medir estas vibraciones de la tierra, y los registros de estas vibraciones se conocen como

sismogramas. Un sismograma puede describirse como el resultado de la convolución de 3 filtros diferentes: La función de la fuente de vibración, el efecto del material en el que la onda se ha propagado, y la respuesta del sensor ante la vibración [2]. Sin embargo, existen muchos fenómenos que pueden ser fuentes de vibración en un mismo lapso, entre las cuales se tienen los movimientos tectónicos, fenómenos atmosféricos, actividades antrópicas, entre otras. Este hecho representa un reto importante para los sistemas de detección de eventos, pues deben ser efectivos en la discriminación de señales que sean susceptibles a ser procesadas como eventos sísmicos de aquellas que no lo son.

Las ondas sísmicas se dividen en dos tipos: ondas compresionales, conocidas como ondas P, y ondas de cortante, conocidas como ondas S. El movimiento de una partícula para una onda P se da en la dirección de propagación de la onda, y para el caso de la onda S es perpendicular a esta dirección. Estos dos tipos de onda son conocidas como ondas de cuerpo, porque viajan en el interior de la tierra. La velocidad de propagación de la onda P es mayor que la onda S, y finalmente lo que se registra en un sismómetro son múltiples reflexiones y difracciones de estos dos tipos de onda, así como ondas superficiales que corresponden a numerosas ondas S y P reflejadas, superpuestas, y combinadas, que viajan en grupo con una velocidad menor que las ondas de cuerpo, aunque con mayor energía [1], [3].

Para realizar una buena discriminación de las señales que se desean procesar se deben tener en cuenta las características que las diferencian de las demás. Y en este caso se debe anotar que las señales que provienen de sismos tectónicos difieren bastante entre sí, dependiendo de la distancia entre el sismo y el sensor, el tamaño del evento (magnitud), o incluso del ángulo de observación (mecanismo focal). En los procedimientos de rutina para los centros sismológicos la primera y más importante clasificación de eventos se hace dependiendo de la

distancia del evento a la estación; seguido de la discriminación de si es un evento o explosión [3], [4]. Los eventos se pueden clasificar también por sus rangos de magnitud, y en este caso podemos hablar de grandes sismos (*great earthquakes*), que son aquellos que tiene magnitud igual o superior a 8, o de los microsismos (*micro-earthquakes*) los cuales tienen una magnitud menor o igual a 3. Estos últimos representan un reto aún mayor para los sistemas de detección de eventos, debido a la pobre relación señal/ruido resultante, o a lo fácil que podría ser confundirlo con otro tipo de señales que no son de interés. Sin embargo, existen varios reportes de aumento de microsismicidad previo a la aparición de los eventos más grandes que podrían escapar al ojo de un analista, por lo cual toma importancia mejorar los sistemas que detecten efectivamente este tipo de sismicidad [5]. Por otra parte, existen también vibraciones no tectónicas que son de interés para un equipo de monitoreo, como las que anuncian el movimiento de fluidos en la cámara de magma de un volcán, deslizamiento de rocas, voladuras en canteras, que también podrían ser analizados con herramientas de procesamiento adecuadas.

En general existen muchas implementaciones de algoritmos para hacer detección y clasificación de eventos, sin embargo existen limitaciones en cuanto a la generalidad de estos sistemas, debido a la naturaleza tan heterogénea de las señales. Un sistema automático de detección y clasificación automática se justifica a raíz de las tareas en las que los centros de monitoreo sismológico se ocupan a diario, pues para realizar la localización y la estimación de la magnitud de los eventos sísmicos en un tiempo de respuesta muy corto, es crucial que la detección de estos eventos sea muy rápida.

En aras de ayudar a definir cómo se puede construir un sistema de clasificación de eventos sísmicos, la siguiente sección mostrará una revisión de diferentes tipos de procesamiento de señales que ayude a parametrizar las señales, y por otro lado una revisión de los diferentes tipos de algoritmos usados para la detección y la clasificación de eventos.

II. REVISIÓN DE LA LITERATURA

a) Procesamiento de señales

En [6] se hace una revisión de diferentes tipos de procesamiento de señales, así como las referencias de los artículos donde se describe cada técnica. En general, estas técnicas de procesamiento tratan de tomar ventaja de algunas de las características más importantes de las ondas sísmicas. Es así que, sabiendo que el movimiento de partícula para las ondas P y S es lineal, los análisis de

polarización de la onda han sido de sumo interés. Por ejemplo, en [7] se proponen filtros espectrales de polarización de onda usando la transformada S, y muestra una aplicación para tener señales en las que se acentúe un movimiento de partícula lineal (como las ondas P y S). Usando también la polarización de la onda, en [8] se hace un filtrado usando la transformada Hilbert, y en [9] se usa una medida de grado de polarización para identificar fases automáticamente. Entre las técnicas espectrales, en [10] y [11] se trabajan con los “sonogramas”, que pueden verse como un espectrograma adaptado al ruido, creando imágenes que luego son usadas en esquemas de SOM (*Self-Organizing Maps*).

En [6] y [12] se implementó una manera de escoger cuáles son las mejores representaciones para crear los vectores de entrada y los nodos de un mapa de Kohonen, de manera que se pudieran clasificar en tiempo real diferentes tipos de señales provenientes de un volcán en Java. Sin embargo, la red entrenada no detectaba satisfactoriamente las pequeñas señales provenientes del movimiento de magma, lo cual mostraba una limitación en cuanto al tipo de señales que se podían clasificar. Debido a que se implementaron varios escenarios, las técnicas escogidas no siempre eran las mismas, por lo cual se evidencia una dificultad de encontrar una parametrización óptima de las señales para usarlo en un esquema de aprendizaje de máquina.

b) Algoritmos de detección y clasificación

Entre los tipos de detectores y clasificadores de señales, se han identificado algoritmos que implementan y que no implementan aprendizaje de máquina. Entre las técnicas que no implementan aprendizaje de máquina se encuentra la relación STA/LTA (*Short Time Average/Long Time Average*), que es la más usada para detectar eventos sísmicos. En [13] se describe como la relación entre el promedio de la señal en un periodo corto de tiempo dividido por el promedio de la señal en un periodo largo. El esquema que se sigue en este tipo de algoritmo es mover una ventana de tiempo para el corto tiempo y para el largo tiempo; promediar la señal en esa ventana, dividir estos valores, y revisar si supera un umbral definido. Este tipo de algoritmo es muy usado en estaciones de largo periodo que monitorean sismos de gran tamaño y no son afectadas por ruidos de alta frecuencia, sin embargo presentan muchos problemas en el caso de monitorear eventos pequeños o cercanos a la estación. Y para el caso de ser utilizado en estaciones adecuadas para registrar eventos pequeños, los patrones de ruido de alta frecuencia generan usualmente múltiples detecciones falsas. En [14] se expone una aproximación a partir de múltiples ventanas de diferente tamaño, en el que un umbral dinámico sirve

de elemento de elección respecto a la llegada de una fase sísmica; tratando de ampliar el paradigma usado en STA/LTA. Si bien se probó el método en esquemas con relación señal/ruido tan bajas como 2, se recomienda que esta relación sea mayor a 3. Esto representa una limitación en cuanto se pueden tener estaciones ruidosas que de todas maneras pueden aportar al funcionamiento de una red sísmológica. Por otro lado, en [15] se hace una evaluación de diferentes algoritmos de detección de eventos, entre los cuales se destacan algunos basados en la relación STA/LTA, correlaciones de forma de onda, umbrales de amplitud, máxima similitud, y técnicas evolutivas en la respuesta tiempo-frecuencia. Sin embargo, una conclusión de este trabajo es que ningún detector es óptimo bajo

todas las situaciones. Hay que decir que este tipo de algoritmos pueden ser más robustos al ser implementados en una red de varias estaciones, discriminando de esta manera la validez de una detección al encontrarse que haya un patrón detectado por varias estaciones al tiempo. De esta manera se pueden reducir los falsos disparos que en una única estación se podrían generar a causa de ruidos y efectos locales.

Tratando de mejorar la generalidad de los métodos de detección, los algoritmos de aprendizaje de máquina se han usado en diferentes escenarios. La tabla 1 muestra una comparación de diferentes métodos de detección.

Ref.	Tipo	Técnica	Detección	Procesamiento	Clasificación	Resultado
[4]	Supervisado	Hidden Markov Model	PMCC (Progressive multi-channel correlation)	Cómputo de píxeles a partir de componentes de micro-arreglo de sensores	Regionales - Telesismos	Reconocimiento: 87% Clasificación: 83% Falsos Positivos: 14%
[16]			A partir de la clasificación	Amplitud del espectro de potencia en diferentes bandas (sonograma), Ejes de polarización en diferentes bandas de frecuencia, Transformada Hilbert.	Eventos volcánicos (VTB), caída de rocas (Guguran), eventos multi-fase (MP), ruido, flujos de ceniza.	Comparable a sistema STA/LTA de 2 o mas estaciones. (no reporta porcentajes)
[17]		Hidden Semi-Markov Model		Desviación estándar alrededor de media en trozo de señal.	Regionales – Cercanos – Locales – Ruido.	Detección: 90% eventos locales 63% cercanos 66% regionales.
[18]		Dynamic Bayesian Networks		Transformada wavelet continua	Eventos – Ruido	Especificidad: 97% Selectividad: 86%
[19]		Support vector machine		Densidad de espectro de potencia.	Local, regional y explosiones – Ruido	Especificidad y selectividad > 97%
[20]	No Supervisado	Redes Neuronales	STA/LTA	Cálculos estadísticos en ventanas: Varianza, Kurtosis, Sesgo.	Fases P y S de eventos.	89% de las ondas P y el 67% de las ondas S; lo cual permitió localizar el 92% de los sismos.
[21]		Self-Organizing Maps	Eventos ya detectados	Sonogramas/Principal component analysis	5 clases/10 subclases (eventos por localización espacial)	95% en las clases; >80% en subclases
[6]			A partir de la clasificación.	Amplitud del espectro de potencia en diferentes bandas (sonograma), Ejes de polarización en diferentes bandas de frecuencia.	Eventos volcánicos (VTB), caída de rocas (Guguran), eventos multi-fase (MP), ruido.	VTB: 11% error Guguran: 26% error MP: 36%

Tabla 1: Técnicas de clasificación y detección automática de señales sísmicas.

Entre los métodos de aprendizaje de máquina usados en detección y/o clasificación de eventos sísmicos se encuentran los mapas auto-organizativos (SOM), los modelos de Markov, las redes de Bayes, y las máquinas de soporte vectorial (SVM).

Modelos de Markov: Los modelos de Markov corresponden a una representación estocástica de un fenómeno, en donde la probabilidad de un siguiente estado del sistema solo depende del estado anterior. Esta arquitectura probabilística se ha implementado en

reconocimiento de voz [22]–[24], y alguna de las aplicaciones en sismología se pueden encontrar en [25], en donde se implementaba un modelo basado en la localización, magnitud y tiempo de ocurrencia de eventos pasados para desarrollar un sistema que pudiera anticipar el lugar y momento de un siguiente sismo más grande. En cuanto al análisis de sismogramas, los modelos de Markov fueron introducidos en [26] para clasificación automática de señales sísmicas. Entre algunas de las aplicaciones de esta técnica se encuentra la aproximación propuesta por [4] en la que se implementa primero una correlación multi-canal progresiva para definir la dirección desde donde

llega una señal al arreglo, y luego se implementa una clasificación de las señales a partir de los modelos de Markov en 3 grupos: eventos regionales, telesismos, y ruido, con un porcentaje de rendimiento entre el 80% y el 90%. Otra aplicación se realizó en [16] para un esquema de detección de eventos en el monte Merapi (Java) en una única estación, con un comportamiento similar al de un esquema STA/LTA de dos estaciones. Este modelo fue el resultado de la revisión de un trabajo anterior [17] en el que se proponía una modificación a los modelos de Markov para que la duración en un estado no siguiera una caída exponencial decreciente, sino que tuviera la forma de la campana de Gauss. Con esta modificación se mejoró el modelo inicial de Markov usado en reconocimiento de habla, por lo cual se esperaba que en el caso de las señales sísmicas tuviera el mismo resultado. Al final se encontró que se comportaba mejor, pero se recomendaba revisar el número de estados utilizados; y se recomendó usar el modelo sin modificación del tiempo de duración de estado, para disminuir la complejidad computacional. Otra implementación de las cadenas de Markov en señales sismológicas se desarrolló en [27] en donde se aplicaba una adecuación para detectar fases no estacionarias, usando un pseudo-espectro a partir de un algoritmo (MUSIC) que convertía la señal en un modelo adaptativo de Markov, y luego se buscaban variaciones a partir de la suma acumulada en una ventana definida que se desplaza.

Redes Bayesianas: Una técnica similar a los modelos de Markov son las redes Bayesianas, las cuáles están empezando a explorarse en sismología. En [18] se trata de mejorar la etapa de detección en una sola estación, aplicando un aprendizaje de máquina supervisado usando redes dinámicas Bayesianas; considerando las tres componentes (vertical y dos horizontales), y usando las señales registradas durante 5 semanas en dos estaciones. Para cada tipo de onda que se quiere detectar se diseña una red Bayesiana, de manera que se entregue una probabilidad de pertenencia para una nueva señal a una de las redes diseñadas. Para probar el esquema, se generaron registros sintéticos a partir de señales no entrenadas unidas con ruido sintético. Los resultados muestran que este procedimiento detecta con alto rendimiento (entre 84 y 95%), siendo un poco más alto el rendimiento al usar la amplitud como característica. Los autores comentan que queda pendiente evaluar este método en un esquema de muchas estaciones, usando datos con ruido real.

Máquinas de Soporte Vectorial: Otro tipo de algoritmo de aprendizaje de máquina usado en sismología son las máquinas de soporte vectorial. En [19] se entrenó un perceptrón multicapa con 2900 registros, y con una sensibilidad y especificidad muy alta se lograba discernir entre dos clases de señales: eventos (locales, regionales y

explosiones) y ruido. Si bien no hay una generalización muy grande en cuanto a los tipos de señales diferenciadas, la capacidad de separar grupos definiendo límites no lineales hace que esta técnica tenga unas características muy interesantes para complementar algún otro tipo de algoritmo.

Redes Neuronales: Se encontró también un caso de uso de las redes neuronales por parte de [20] en el que se implementó un sistema de detección de fases P y S de eventos sísmicos, de manera que se localizaran automáticamente. Las redes neuronales se entrenaron para señalar la llegada de una onda P y buscar luego la llegada de la S, para luego asignar una calificación a las fases detectadas y finalmente entregar los datos para que un programa localice la fuente. Este esquema no posee la generalización que se busca en términos de poder clasificar eventos entre sí, sin embargo el trabajo citado describe cómo puede entrenarse una red neuronal para marcar la llegada de fases de interés.

Mapas Auto-Organizados: Existen también varios casos de uso de Mapas Auto-Organizados (SOM). Los mapas de Kohonen tienen una gran utilidad en temas de agrupar elementos de diferentes clases. Usando este tipo de algoritmos, en [12] y [6] se creó un sistema de clasificación de señales, discriminando entre eventos volcánicos y vibraciones causadas por deslizamiento de rocas. En este trabajo se intentó también clasificar las señales que anunciaban el movimiento de magma en el interior del volcán, sin embargo la baja amplitud de esas señales dificultaba esto. De todas maneras, para los otros dos grupos que se querían clasificar, los autores comentan que el sistema logró un rendimiento aceptable, aunque no hay un análisis profundo acerca de la sensibilidad y la especificidad del algoritmo. En [21] se implementaba un sistema de clasificación de eventos por localización en una sola estación, usando sonogramas y análisis de componentes principales (PCA). Esta clasificación por localización se hacía a partir de una serie de eventos registrados por el proyecto PISCO (Proyecto de Investigación Sismológica de la Cordillera Occidental) en Chile con un conjunto de 32 estaciones, en el cual se tenían 5 clases de eventos y 10 subclases. La precisión de la clasificación en general era de un 95% para las 5 clases; y de 80% para las subclases en una de las estaciones en que se evaluó la técnica.

c) Deep-Learning

En cuanto a nuevas técnicas de procesamiento que podrían implementarse, el esquema de Deep-Learning se ha implementado en reconocimiento de patrones en imágenes y en señales [28]–[30]. Una motivación para el uso de los

algoritmos de deep-learning tiene que ver con que “los algoritmos de deep-learning pueden encontrar características y límites de clasificación” [31], a diferencia de los esquemas tradicionales de aprendizaje de máquina en los que se deben especificar las características sobre las que se emplean los algoritmos. Existen varias implementaciones, entre las cuales las más usadas son las *Deep Belief Network* (DBN) y las *Convolutional Neural Network* (CNN) [32]. Las DBN han sido las arquitecturas más estudiadas y utilizadas según [33], y corresponden a modelos probabilísticos generativos que proveen una probabilidad conjunta entre etiquetas y observaciones compuestos de múltiples capas de variables estocásticas; construidas como una pila de máquinas de Boltzmann. Las DBN se han usado para tareas de reconocimiento de habla (*speech recognition*) [34], y por la similitud que tienen las señales de audio con las señales sísmicas podría ser una arquitectura candidata a implementarse con este tipo de señales. Por otro lado, las *Convolutional Neural Network* (CNN) fueron propuestas como un esquema motivado por requerimientos mínimos de pre-procesamiento [32], y son discriminativas en cuanto que solo emplean la probabilidad de que observación corresponda a una etiqueta. Las CNN se han usado para el reconocimiento de habla [35] y para la clasificación de señales electrocardiogramas en varios canales [36], lo cual podría ser muy similar al uso en sismología, en cuanto un sensor normal tiene 3 canales ortogonales que corresponden al movimiento de partícula en una dirección vertical y dos horizontales. Al día de hoy no se encontró ninguna implementación en sismología, por lo cual se desea explorar este campo aprovechando las ventajas del *aprendizaje de representaciones* para usar un esquema que pueda aprender de manera más similar a como lo hace el cerebro humano, los patrones y las clases que se desean clasificar.

III. Conclusiones

A partir de la revisión presentada se plantean varios retos referentes a la clasificación y detección de eventos. El primero es definir un nivel de generalidad deseado para la clasificación, de manera que al implementar un sistema de

este tipo se pueda enfocar hacia un único objetivo. Un sistema que se diseñe para resolver muchos problemas, es decir, que se trate de implementar para clasificar más de 3 tipos de señales diferentes muy probablemente dejará de ser efectivo con alguno de estos tipos. Por otro lado, si bien los algoritmos supervisados tienen una gran aplicación en el tema de la detección y clasificación, es necesario que un experto tenga antes un banco de datos anotado con todo el conjunto de eventos que desea procesar; e incluso con esta aproximación, es muy posible que aparezcan luego nuevas señales que respondan a nuevos fenómenos, y si el sistema de detección no ha sido entrenado con esto no se podría procesar correctamente. Otra conclusión de esta revisión es que la aproximación no supervisada suena muy interesante y tiene perspectivas de trabajo prometedoras; aunque en cada aproximación usada se encuentra la dificultad de decidir cuál o cuáles son las mejores maneras de parametrizar las señales para implementar los modelos de aprendizaje de máquina (esto es muy evidente en el caso de los SOM).

Responder a preguntas como cuál es la mejor forma de representar las señales sísmicas, o qué tipo de algoritmo de aprendizaje de máquina puede ser el más adecuado para implementar este sistema, o cómo es el nivel de complejidad computacional de los algoritmos usados y qué tanto podrían mejorarse, no tienen una respuesta sencilla. Sin embargo, buscar una respuesta a estas preguntas para una aplicación que se desee construir tiene una gran relevancia, pues para una red de estaciones sísmológicas muy poblada la tarea de detección debería correr en cada estación y a causa de un alto nivel de complejidad computacional de estas tareas corriendo en un computador se podría dar que éste se colgara en su procesamiento. Una aplicación de técnica de deep-learning podría ser muy interesante en este tema, de manera que la elección de las características y parametrizaciones necesarias para que el sistema “aprenda” las categorías dependan básicamente de los datos y se pueda buscar el desarrollo de una arquitectura más general de aprendizaje de máquina aplicada al procesamiento de señales sísmológicas.

Referencias

- [1] S. Stein and M. Wysession, *An introduction to seismology, earthquakes, and earth structure*. Malden, MA: Blackwell Pub, 2003.
- [2] T. Lay and T. C. Wallace, *Modern global seismology*. San Diego: Academic Press, 1995.
- [3] J. Havskov and L. Ottemöller, *Routine data processing in earthquake seismology*. Dordrecht; New York: Springer, 2010.
- [4] P. Bui Quang, P. Gaillard, Y. Cano, and M. Ulzibat, “Detection and classification of seismic events with

- progressive multi-channel correlation and hidden Markov models,” *Comput. Geosci.*, vol. 83, pp. 110–119, Oct. 2015.
- [5] P. A. Reasenber, “Foreshock occurrence before large earthquakes,” *J. Geophys. Res.*, vol. 104, no. B3, p. 4755, 1999.
 - [6] A. Köhler, M. Ohrnberger, and F. Scherbaum, “Unsupervised pattern recognition in continuous seismic wavefield records using Self-Organizing Maps: Unsupervised seismic pattern recognition,” *Geophys. J. Int.*, vol. 182, no. 3, pp. 1619–1630, Sep. 2010.
 - [7] C. R. Pinnegar, “Polarization analysis and polarization filtering of three-component signals with the time—frequency S transform,” *Geophys. J. Int.*, vol. 165, no. 2, pp. 596–606, 2006.
 - [8] J. E. Vidale, “Complex polarization analysis of particle motion,” *Bull. Seismol. Soc. Am.*, vol. 76, no. 5, pp. 1393–1405, 1986.
 - [9] A. M. Reading, W. Mao, and D. Gubbins, “Polarization filtering for automatic picking of seismic data and improved converted phase detection,” *Geophys. J. Int.*, vol. 147, no. 1, pp. 227–234, Sep. 2001.
 - [10] M. Joswig, “Pattern recognition for earthquake detection,” *Bull. Seismol. Soc. Am.*, vol. 80, no. 1, pp. 170–186, 1990.
 - [11] B. Sick, M. Walter, and M. Joswig, “Visual Event Screening of Continuous Seismic Data by Supersonograms,” *Pure Appl. Geophys.*, vol. 171, no. 3–5, pp. 549–559, Mar. 2014.
 - [12] A. Köhler, M. Ohrnberger, and F. Scherbaum, “Unsupervised feature selection and general pattern discovery using Self-Organizing Maps for gaining insights into the nature of seismic wavefields,” *Comput. Geosci.*, vol. 35, no. 9, pp. 1757–1767, Sep. 2009.
 - [13] A. Trnkoczy, “Understanding and parameter setting of STA/LTA trigger algorithm,” in *New Manual of Seismological Observatory Practice*, 1st ed., vol. 1, GeoForschungsZentrum Potsdam: IASPEI, 2002.
 - [14] Z. Chen and R. R. Stewart, “A multi-window algorithm for real-time automatic detection and picking of P-phases of microseismic events,” 2006.
 - [15] B. K. Sharma, A. Kumar, and V. M. Murthy, “Evaluation of seismic events detection algorithms,” *J. Geol. Soc. India*, vol. 75, no. 3, pp. 533–538, Mar. 2010.
 - [16] M. Beyreuther, C. Hammer, J. Wassermann, M. Ohrnberger, and T. Megies, “Constructing a Hidden Markov Model based earthquake detector: application to induced seismicity: Constructing a HMM based earthquake detector,” *Geophys. J. Int.*, vol. 189, no. 1, pp. 602–610, Apr. 2012.
 - [17] M. Beyreuther and J. Wassermann, “Hidden semi-Markov Model based earthquake classification system using Weighted Finite-State Transducers,” *Nonlinear Process. Geophys.*, vol. 18, no. 1, pp. 81–89, Feb. 2011.
 - [18] C. Riggelsen and M. Ohrnberger, “A Machine Learning Approach for Improving the Detection Capabilities at 3C Seismic Stations,” *Pure Appl. Geophys.*, vol. 171, no. 3–5, pp. 395–411, Mar. 2014.
 - [19] A. E. Ruano, G. Madureira, O. Barros, H. R. Khosravani, M. G. Ruano, and P. M. Ferreira, “Seismic detection using support vector machines,” *Neurocomputing*, vol. 135, pp. 273–283, Jul. 2014.
 - [20] S. Gentili and P. Bragato, “A neural-tree-based system for automatic location of earthquakes in Northeastern Italy,” *J. Seismol.*, vol. 10, no. 1, pp. 73–89, Jan. 2006.
 - [21] B. Sick, M. Guggenmos, and M. Joswig, “Chances and limits of single-station seismic event clustering by unsupervised pattern recognition,” *Geophys. J. Int.*, vol. 201, no. 3, pp. 1801–1813, Apr. 2015.
 - [22] C. Champion and S. M. Houghton, “Application of continuous state Hidden Markov Models to a classical problem in speech recognition,” *Comput. Speech Lang.*, vol. 36, pp. 347–364, Mar. 2016.

- [23] J. Hogden, "Improving on hidden Markov models: An articulatorily constrained, maximum likelihood approach to speech recognition and speech coding," LA-UR--96-3945, 431136, Nov. 1996.
- [24] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257–286, Feb. 1989.
- [25] D. W. Chambers, J. A. Baglivo, J. E. Ebel, and A. L. Kafka, "Earthquake Forecasting Using Hidden Markov Models," *Pure Appl. Geophys.*, vol. 169, no. 4, pp. 625–639, Apr. 2012.
- [26] M. Ohrnberger, "Continuous automatic classification of seismic signals of volcanic origin at Mt. Merapi, Java, Indonesia," Universitätsbibliothek, 2001.
- [27] W. K. Mohanty, A. Routray, and S. K. Nath, "A new strategy for phase detection in seismic signals using an adaptive Markov amplitude model.," *Curr. Sci. 00113891*, vol. 93, no. 1, pp. 54–60, 2007.
- [28] Y. Bengio, "Learning Deep Architectures for AI," *Found. Trends® Mach. Learn.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.
- [29] Y. Bengio, A. Courville, and P. Vincent, "Representation Learning: A Review and New Perspectives," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 8, pp. 1798–1828, Aug. 2013.
- [30] M. M. A. Rahhal, Y. Bazi, H. AlHichri, N. Alajlan, F. Melgani, and R. R. Yager, "Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals," *Inf. Sci.*, vol. 345, pp. 340–354, Jun. 2016.
- [31] Y. Kim and T. Moon, "Human Detection and Activity Classification Based on Micro-Doppler Signatures Using Deep Convolutional Neural Networks," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 13, no. 1, pp. 8–12, Jan. 2016.
- [32] I. Arel, D. C. Rose, and T. P. Karnowski, "Deep Machine Learning - A New Frontier in Artificial Intelligence Research [Research Frontier]," *IEEE Comput. Intell. Mag.*, vol. 5, no. 4, pp. 13–18, Nov. 2010.
- [33] D. Yu and L. Deng, "Deep Learning and Its Applications to Signal and Information Processing [Exploratory DSP]," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 28, no. 1, pp. 145–154, Jan. 2011.
- [34] A. Mohamed, D. Yu, and L. Deng, "Investigation of Full-Sequence Training of Deep Belief Networks for Speech Recognition," in *Interspeech 2010*, 2010.
- [35] T. N. Sainath, B. Kingsbury, G. Saon, H. Soltau, A. Mohamed, G. Dahl, and B. Ramabhadran, "Deep Convolutional Neural Networks for Large-scale Speech Tasks," *Neural Netw.*, vol. 64, pp. 39–48, Apr. 2015.
- [36] Y. Zheng, Q. Liu, E. Chen, Y. Ge, and J. L. Zhao, "Exploiting multi-channels deep convolutional neural networks for multivariate time series classification," *Front. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 1, pp. 96–112, Feb. 2016.