



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**PROYECTO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**TEMA: CARACTERIZACIÓN DE SEÑALES SÍSMICAS DEL
VOLCÁN COTOPAXI UTILIZANDO ESTIMADORES
ESPECTRALES CLÁSICOS Y DE MÁXIMA ENTROPÍA**

AUTOR: JARAMILLO ARANHA, CAROLINA ESTEFANÍA

DIRECTOR: MSC. LEÓN, RUBÉN

CODIRECTOR: MSC. LARA, ROMÁN

SANGOLQUÍ

2015

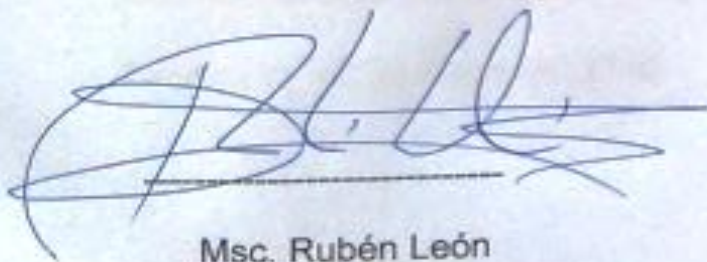
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS - ESPE
INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

CERTIFICACIÓN

Msc. Rubén León
Msc. Román Lara

Por medio de la presente certificamos que el proyecto de grado, titulado "Caracterización de Señales Sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando Estimadores Espectrales Clásicos y de Máxima Entropía", fue desarrollado en su totalidad y bajo nuestra dirección y supervisión por la señorita: Carolina Estefanía Jaramillo Aranha con cédula de identidad 1719637652.

Atentamente,



Msc. Rubén León
DIRECTOR



Msc. Román Lara
CODIRECTOR


UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS - ESPE**INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES****DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD****CAROLINA ESTEFANÍA JARAMILLO ARANHA****DECLARO QUE:**

El proyecto de grado denominado "Caracterización de Señales Sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando Estimadores Espectrales Clásicos y de Máxima Entropía", ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme las fuentes que se incorporan en la bibliografía.

Consecuentemente este trabajo es de mi autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Sangolquí, 08 de Mayo del 2015



Carolina Estefanía Jaramillo Aranha

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS - ESPE

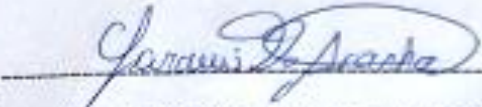
INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

AUTORIZACIÓN

Yo, Carolina Estefanía Jaramillo Aranha

Autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución del trabajo "Caracterización de Señales Sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando Estimadores Espectrales Clásicos y de Máxima Entropía", cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Sangolquí, 08 de Mayo del 2015


Carolina Estefanía Jaramillo Aranha

DEDICATORIA

Eran blancas, perfumadas, unas rosas de belleza inigualable, eran un mensaje de despedida, un mensaje de amor que del cielo a mí llegó. Supe entonces que la distancia no era barrera para despedirnos, y súbitamente como sintiendo que mi mundo se paralizara recordé su calidez, su sencillez, su dulzura, sus enseñanzas y su amor. Recordé mi infancia en un abrir y cerrar de ojos, recordé como juntas reímos y lloramos, recordé como su dulce voz me arrullaba al dormir. Los recuerdos llegaban uno tras otro y con estos, las lágrimas y la desesperación del adiós. Parecía que la tranquilidad y la paz nunca iban a llegar, pero de repente el silencio me abordó, y entendí que los recuerdos y sus enseñanzas iban a mantener viva la llama de su ser. Entendí que jamás su luz se apagaría.

*Dedicada a la memoria de mi maestra, amiga, madre y abuelita,
Carmen Amelia Reyes Suasnavas.*

Carolina.

AGRADECIMIENTO

Recordando mi trayecto de vida estudiantil, las emociones recorrían mi ser, pues tantas eran las experiencias de vida que pintaron momentos de felicidad, de risas, de nervios y momentos que pusieron a prueba la constancia, paciencia, dedicación y responsabilidad. Cada uno de los momentos me enseñó a crecer como profesional y como persona. Y cada momento lo viví gracias a mi Dios, a él mi agradecimiento eterno por brindarme la vida y permitirme estar ahora agradeciendo por su bondad y agradeciendo la existencia de lo más importante en mi vida, mi familia.

Mi familia ha sido mi inspiración y mi fuerza, han sido mi ejemplo de amor y me han permitido culminar un pasito más en mi vida profesional y humana. A mi mami, Luisita, quiero agradecerle por haber sido mi fuente de inspiración, mi guía, mi amiga, mi ejemplo de superación y de lucha constante. Su amor de madre es inmensurable y a ella es a quien debo todo lo que soy y lo que he logrado.

A mi papi Edi, por haber sido mi ejemplo de responsabilidad y puntualidad, por haberme hecho reír de sus ocurrencias día a día y sobre todo por haberme enseñado que la sangre no es lo que une a una familia sino el amor y el respeto.

A mi hermanito, Xavi, quiero agradecerle por ser mi compañero, mi apoyo, mi amigo y ejemplo de un buen hombre. Las risas, las pruebas de paciencia y las historias compartidas nos han permitido crecer juntos y valorar el significado de ser hermanos.

A mis primas y a mis tíos, por ser mi apoyo, por creer en mí y por brindarme la oportunidad de vivir junto a ustedes y formar una gran familia imbatible.

Los días de estudio no hubiesen sido iguales sin mis amigos, a ellos deseo agradecerles por las risas que nunca faltaron en clases y en los pasillos, por los ánimos en las noches de estudio, por brindarme su amistad fuera de aulas y haberme apoyado en los momentos más difíciles de dolor donde la distancia no fue una barrera para la verdadera amistad, gracias por su apoyo de corazón.

A mi director y codirector de tesis por haber compartido conmigo sus sabios conocimientos y por haber depositado su confianza en mí. A mi director por motivarme a diversos retos de lucha y constancia, su apoyo, comprensión y guía fueron pilares para la culminación de estos.

Los momentos felices y duros de mi etapa estudiantil los compartí con Carlitos R., junto a él camine esta etapa de mi vida en donde su apoyo y compañía me motivaron día a día a seguir adelante. Deseo agradecerle por su comprensión, por haber reído y llorado conmigo, por incentivarme a vivir el ahora y a soñar sin límites y por su motivación diaria a aprovechar las oportunidades de aprender y de crecer. Deseo agradecerle por tomarme de la mano e invitarme a ver juntos la majestuosidad de este mundo.

Cuando empecé mi tesis, estuvo junto a mí un ser que su sola presencia desbordaba amor y sabiduría, era mi Abuelita, fuente de inspiración y superación diaria. Como profesora supo desde mis primeros momentos estudiantiles guiarme y apoyarme incondicionalmente con su motivación diaria, enseñándome con amor lo importante de la educación y del crecimiento profesional de la mano del crecimiento humano.

Me imaginaba como juntas íbamos a prepararnos para el día de mi defensa, como juntas íbamos a reír y llorar ese día de alegría, pero la vida de repente cambio ese sueño y a una modificación lo llevo, ahora nos reiremos y lloraremos de emoción pero esta vez juntas desde dos lugares diferentes, la tierra y el cielo.

Carolina

ÍNDICE DE CONTENIDO

CERTIFICACIÓN	I
DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD.....	II
AUTORIZACIÓN	III
DEDICATORIA	IV
AGRADECIMIENTO	V
ÍNDICE DE CONTENIDO	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	XI
ÍNDICE DE TABLAS	XV
RESUMEN	XVI
ABSTRACT.....	XVII
ABREVIATURAS	XVIII

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN	1
1.1 ANTECEDENTES	1
1.2 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA.....	3
1.3 ALCANCE	5
1.4 OBJETIVOS	7
1.4.1 GENERAL	7
1.4.2 ESPECÍFICOS	7
1.5 MÉTODOS	8
1.5.1 DEFINICIÓN DE ETAPAS DE ANÁLISIS.....	8
1.5.1.1 ETAPA DE DETECCIÓN	8
1.5.1.2 ETAPA DE CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL.....	9
1.5.1.3 ETAPA DE ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	10
1.5.2 HERRAMIENTAS A UTILIZAR	10

CAPÍTULO 2

ETAPA DE DETECCIÓN DE EVENTOS	11
2.1 NATURALEZA DE LAS SEÑALES SÍSMICAS	11
2.1.1 SISMICIDAD VOLCÁNICA	13
2.1.2 EVENTOS LARGO PERIODO, LP	13
2.1.3 EVENTOS VOLCANO TECTÓNICOS, VT	13
2.1.4 EVENTOS HÍBRIDOS, HYB.....	14
2.1.5 EVENTOS TREMORES, TRE.....	14
2.1.6 RESUMEN DE ACTIVIDAD SÍSMICA	15
2.2 EVENTO SÍSMICO COMO UN PROCESO ESTOCÁSTICO LOCALMENTE ESTACIONARIO	16
2.2.1 FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN	19
2.2.2 MODELAMIENTO DE UNA SEÑAL SÍSMICA UTILIZANDO LOS ATRASOS 0 Y 1 DE LA FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN.	20
2.3 DEFINICIÓN DE INTERVALOS DE OBSERVACIÓN	23
2.3.1 DESCRIPCIÓN Y ALGORITMO DE DEFINICIÓN DE INTERVALOS DE OBSERVACIÓN	23
2.4 ETAPA DE PROCESAMIENTO	26
2.4.1 ALGORITMO DE PROCESAMIENTO DE AUTOCORRELACIÓN CON ATRASO 0	28
2.4.2 ALGORITMO DE PROCESAMIENTO DE AUTOCORRELACIÓN CON ATRASO 1	30
2.4.3 RESULTADOS GRÁFICOS DE FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN.	34
2.4.4 NORMALIZACIÓN EN LÍNEA.....	39
2.4.5 RESULTADOS GRÁFICOS DE NORMALIZACIÓN EN LÍNEA.....	42
2.4.6 NORMALIZACIÓN ADAPTATIVA	45
2.4.7 RESULTADOS GRÁFICOS DE NORMALIZACIÓN ADAPTATIVA.....	48
2.5 ANÁLISIS DE UMBRAL	55
2.5.1 PROCESADOR Y UMBRAL CFAR	56
2.5.2 UMBRAL UNIVERSAL	61
2.6 ANÁLISIS DE ZONAS DE INTERÉS	62
2.6.1 IDENTIFICACIÓN DE ZONAS DE INTERÉS MEDIANTE ANÁLISIS VISUAL	62
2.6.2 IDENTIFICACIÓN DE ZONAS DE INTERÉS MEDIANTE ANÁLISIS DE UMBRAL	63
2.6.3 DETERMINACIÓN DE INTERVALOS EN EL TIEMPO DE LAS ZONAS DE INTERÉS	67

CAPÍTULO 3

ETAPA DE CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL	70
3.1 ESTIMACIÓN ESPECTRAL CLÁSICA	70
3.1.1 EL PERIODOGRAMA	70
3.1.2 PERIODOGRAMA DE DANIELL.....	71
3.1.3 PERIODOGRAMA DE BARTLETT.....	71
3.1.4 PERIODOGRAMA DE WELCH.....	72
3.1.5 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA DENSIDAD ESPECTRAL DE POTENCIA.....	72
3.2 ESTIMACIÓN ESPECTRAL DE MÁXIMA ENTROPÍA	73
3.2.1 MODELOS PARAMÉTRICOS.....	73
3.2.2 MÉTODO DE BURG.....	74
3.2.3 SELECCIÓN DE ORDEN DEL MODELO AUTOREGRESIVO.....	75
3.2.2.1. <i>Criterio de Akaike</i>	75
3.2.2.2. <i>Criterio de Rissanen</i>	77
3.2.4 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA DENSIDAD ESPECTRAL DE POTENCIA.....	78
3.3 ANÁLISIS DE RESULTADOS DE LA EVOLUCIÓN ESPECTRAL USANDO LOS ESTIMADORES ESPECTRALES CLÁSICOS Y DE MÁXIMA ENTROPÍA	79

CAPÍTULO 4

ETAPA DE ANÁLISIS DE RESULTADOS	85
4.1 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA EVOLUCIÓN DE LAS ZONAS DE INTERÉS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA.....	85
4.1.1 COMPARACIÓN DE RESULTADOS OBTENIDOS CON RESULTADOS PROPORCIONADAS POR EL IGEPN	85
4.1.2 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO	87
4.1.3 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA.....	89
4.1.4 RELACIÓN DE RESULTADOS OBTENIDOS MEDIANTE LA METODOLOGÍA PROPUESTA Y RESULTADOS DE ETIQUETAS DEL IGEPN.....	90

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	93
5.1 CONCLUSIONES	93
5.2 RECOMENDACIONES	95
5.3 BIBLIOGRAFÍA	97

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Etapas de Análisis del proyecto	6
Figura 2. Desarrollo Etapa 1	9
Figura 3. Desarrollo Etapa 2	9
Figura 4. Desarrollo Etapa 3	10
Figura 5. Anillo de Fuego del Pacífico.	11
Figura 6. Subducción de Placa Oceánica – Continental	12
Figura 7. Número de eventos sísmicos presentados en Septiembre 2014- Marzo 2015	16
Figura 8. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes	18
Figura 9. Matriz inicial de Datos.....	18
Figura 10. Intervalo de observación de N muestras	19
Figura 11. Matriz de Función de autocorrelación $r(0)$	20
Figura 12. Proceso de Autocorrelación	21
Figura 13. (1a) y (2a) Registros sísmico proporcionado por el IGEPN, (1b) y (1c) función de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente del registro sísmico (1a), (2b) y (2c) función de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente del registro sísmico (2a)	22
Figura 14. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes y obtención de Matriz inicial.....	24
Figura 15. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener número total de ventanas deslizantes	25
Figura 16. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz inicial de datos	26
Figura 17. Matriz Promedios.....	27
Figura 18. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz sin valor medio, Matriz_SVM.....	28
Figura 19. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz $r(0)$	29
Figura 20. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz $R(1)$	30
Figura 21. Posicionamiento de Ventanas uno a continuación de otro.	31

Figura 22. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz $r(0)$ con overlapping igual a uno.....	33
Figura 23. Señales Sísmicas.	35
Figura 24. (a) Señal sísmica sin procesamiento, (b1) y (c1) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=100$, (b2)y (c2) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=512$, (b3)y (c3) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=1000$	36
Figura 25. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$	38
Figura 26. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$	38
Figura 27. (a)Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$	39
Figura 28. (a)Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$	39
Figura 29. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz ρ	41
Figura 30. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_1 , (e)normalización ρ_{1maxi} , (f)normalización ρ_{1min}	43
Figura 31. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$,(d) normalización ρ_1 , (e)normalización ρ_{1maxi} , (f)normalización ρ_{1min}	43
Figura 32. (a)Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_1 , (e)normalización ρ_{1maxi} , (f)normalización ρ_{1min}	44
Figura 33. (a)Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_1 , (e)normalización ρ_{1maxi} , (f)normalización ρ_{1min}	44
Figura 34. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes sin overlapping	46
Figura 35. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz ρ_1 adaptativa.	47
Figura 36. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_{1_ad} , (e)normalización ρ_{1max_ad} , (f)normalización ρ_{1min_ad}	49
Figura 37. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_{1_ad} , (e)normalización ρ_{1max_ad} , (f)normalización ρ_{1min_ad}	49
Figura 38. (a) Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_{1_ad} , (e)normalización ρ_{1max_ad} , (f)normalización ρ_{1min_ad}	50
Figura 39. (a) Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización ρ_{1_ad} , (e)normalización ρ_{1max_ad} , (f)normalización ρ_{1min_ad}	50
Figura 40. Registro Sísmico 70 abril.....	51
Figura 41. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización r_1/r_0 en línea, (b) Normalización r_1/r_0 adaptativa.....	51

Figura 42. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización $r1/\max r0$ en línea, (b) Normalización $r1/\max r0$ adaptativa.....	52
Figura 43. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización $r1/\min r0$ en línea, (b) Normalización $r1/\min r0$ adaptativa.....	52
Figura 44. Normalizaciones para el registro sísmico 1 abril. (a) Normalización $p1$ en línea, (b) Normalización $p1$ adaptativa	53
Figura 45. Normalizaciones para el registro sísmico 20 abril. (a) Normalización $p1$ en línea, (b) Normalización $p1$ adaptativa	54
Figura 46. Normalizaciones para el registro sísmico 70 abril. (a) Normalización $p1$ en línea, (b) Normalización $p1$ adaptativa	54
Figura 47. Normalizaciones para el registro sísmico 102 abril. (a) Normalización $p1$ en línea, (b) Normalización $p1$ adaptativa	55
Figura 48. Procesador de detección con procesador CFAR	57
Figura 49. (a) Normalización $p1$, (b) normalización $p1_{\max}$, (c) normalización $p1_{\min}$	58
Figura 50. (a) Normalización $Cp1$, (b) normalización $Cp1_{\max}$, (c) normalización $Cp1_{\min}$	58
Figura 51. (a) Normalización $p1_{ad}$, (b) normalización $p1_{\max_{ad}}$, (c) normalización $p1_{\min_{ad}}$	59
Figura 52. a) Normalización $Cp1_{ad}$, (b) normalización $Cp1_{\max_{ad}}$, (c) normalización $Cp1_{\min_{ad}}$	59
Figura 53. (a) Registro de prueba, (b) Normalización $p1_{\max}$, (c) normalización $Cp1_{\max}$	63
Figura 54. (a) Señal $D_{umbralCFAR}$ y (b) Señal $D_{umbralU}$	65
Figura 55. Diagrama de algoritmo para definir inicio y final de zonas detectadas usando las señales $D_{umbralCFAR}$ y $D_{umbralU}$	66
Figura 56. DSP de señal sísmica de ejemplo usando el estimador clásico periodograma	73
Figura 57. Costo AIC vs Orden con el uso de overlapping igual a 1 o 50 para selección del orden del modelo paramétrico	77
Figura 58. Costo MDL vs Orden con el uso de overlapping igual a 1 o 50 para selección del orden del modelo paramétrico	78
Figura 59. DSP de señal sísmica de ejemplo usando el estimador paramétrico de Máxima Entropía de Burg	79
Figura 60. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante análisis visual.	80
Figura 61. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante análisis visual	80

Figura 62. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante detección automática.	80
Figura 63. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante detección automática.	80
Figura 64. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 2 detectada mediante detección análisis visual.	81
Figura 65. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 2 detectada mediante análisis visual.	81
Figura 66. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante detección análisis visual, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante análisis visual.	82
Figura 67. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada automáticamente, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada automáticamente.	83
Figura 68. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 2 detectada visualmente, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 2 detectada visualmente.	84
Figura 69. Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo LP utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 10 Hz.	86
Figura 70. Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo VT utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 20 Hz.	86
Figura 71. Parámetros de caracterización de la etapa de detección para los 12 detectores presentados.	88
Figura 72. Parámetros de la etapa de caracterización espectral para los 2 estimadores presentados.	89

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Detalle de la sismicidad en el volcán Cotopaxi según el tipo de evento, del periodo Septiembre 2014- Marzo 2015.	15
Tabla 2. Zonas detectadas del registro de prueba ..	63
Tabla 3 Rangos de ubicación de la zona detectada mediante análisis de umbral.....	67
Tabla 4. Rangos de ubicación de la zona detectada mediante método de análisis visual y análisis de umbral.	68
Tabla 5. Datos de conversión del método visual	68
Tabla 6. Datos de conversión del método umbral	69
Tabla 7. Resultados de la etapa de detección.....	69
Tabla 8. Parámetros de caracterización de la etapa de detección	89
Tabla 9. Relación de resultados de detección entre la metodología propuesta y etiquetas del IGEPN.....	90
Tabla 10. Relación de resultados de clasificación entre la metodología propuesta y etiquetas del IGEPN.....	91

RESUMEN

El proyecto propuesto presenta técnicas de procesamiento para detección y caracterización de eventos sísmicos del volcán Cotopaxi, los eventos de análisis en la investigación son los largo periodo y volcano tectónicos. El procesamiento se lo realiza mediante un estudio tiempo-frecuencia basado en tres etapas de análisis. La etapa uno presenta la detección de eventos sísmicos basándose en una estructura secuencial, esta estructura considera la señal sísmica como un proceso localmente estacionario y por medio de una hipótesis de test binaria logra maximizar la presencia de eventos y minimizar la ausencia de estos. En esta etapa se logra diseñar 12 detectores de eventos que se basan en técnicas usadas en aplicaciones de radar y que trabajan en presencia de señales no deseadas como es el ruido. La etapa dos, caracterización espectral, define el contenido espectral de los eventos de interés de la señal sísmica, se utilizan dos estimadores para este propósito, el estimador clásico, periodograma, y el estimador paramétrico de máxima entropía de Burg, para esta etapa se usan diversos criterios que permiten eficiencia computacional sin comprometer la robustez y fidelidad de resultados. La última etapa de análisis de resultados determina características en el dominio del tiempo y frecuencia de los eventos detectados en la primera etapa para clasificar y caracterizar a estas zonas detectadas como largo periodo, volcano tectónicos o como otros en los que se incluyen a las señales captadas por los sensores como son rayos que también están inmersos en las mediciones sísmicas.

PALABRAS CLAVES:

- **DETECCIÓN DE EVENTOS SÍSMICOS**
- **TEST DE HIPÓTESIS BINARIA**
- **SEÑALES SISMO-VOLCÁNICAS.**
- **ESTIMADORES ESPECTRALES**

ABSTRACT

The project presents processing techniques for detection and characterization of seismic events of the volcano Cotopaxi, events analysis in the research are the long period and volcano tectonic. The processing is performed using a time-frequency study based on three stages of analysis. Stage one shows the detection of seismic events based on a sequential structure, this structure considers the seismic signal as a locally stationary process and uses a binary hypothesis test for to maximize the presence of events and minimize the absence of these. At this stage, 12 events detectors were designed based on techniques used in radar applications and that work in the presence of undesired signals such as noise. Stage two, spectral characterization, defines the spectral content of the events of interest of the seismic signal, two estimators were presented for this purpose, the classical estimator, periodogram, and the parametric estimator of maximum entropy of Burg, for this stage were used several theories for achieve computational efficiency without compromising robustness and fidelity of results. The last stage, analysis of results, determines characteristics in the time and frequency domain of events detected in the first stage for to classify and characterize these zones detected as long period, volcano tectonic or others that include the signals produced by the geophones when a lightning strikes the ground affecting the seismic data measurements.

KEYWORDS:

- **EVENT DETECTION**
- **BINARY HYPOTHESIS TEST**
- **VOLCANIC SEISMIC SIGNALS**
- **SPECTRAL ESTIMATORS**

ABREVIATURAS

IGEPN: Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional. Centro de investigación en Ecuador para el diagnóstico y la vigilancia de los peligros sísmicos y volcánicos.

SGR: Secretaria de Gestión de Riesgos. Sistema Nacional Descentralizado de Gestión de Riesgos en el Ecuador.

LP: Largo Periodo. Eventos sismo-volcánicos de baja frecuencia menor a 10 Hz.

VT: Volcano Tectónicos. Eventos sismo-volcánicos que evolucionan en frecuencias superiores a 10 Hz.

HYB: Híbridos. Eventos sismo-volcánicos que conjugan los eventos volcano tectónicos y los largo periodo que ocurren simultáneamente.

TRE: Tremores. Eventos sismo-volcánicos caracterizados por una amplitud constante durante varios minutos y hasta horas.

CFAR: Constant False Alarm Rate, en español Tasa Constante de Falsa Alarma. CFAR son algoritmos empleados en sistemas radar con el objetivo de detectar blancos en presencia de ruido.

DSP: Densidad Espectral de Potencia, distribución de potencia de una señal en una función de la frecuencia.

AIC: Akaike Information Criterium, en español Criterio de Información de Akaike. AIC es un criterio basado en la teoría de información y usado para la selección del orden de un modelo paramétrico.

MDL: Minimum Description Length, en español Longitud Mínima de Descripción. MDL es un criterio basado en la teoría de información y compresión de datos, un criterio que es usado para minimizar el orden de un modelo paramétrico.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES

El Cinturón de Fuego del Pacífico se caracteriza por su intensa actividad sísmica y volcánica en las zonas geográficas que este abarca, la actividad volcánica es debida a la subducción de la placa oceánica de Nazca bajo la placa continental de Sudamérica (Rosenberg). Ecuador forma parte de este cinturón, contando con diversos volcanes de alta actividad y que a lo largo de la historia ecuatoriana han sido protagonistas de grandes catástrofes, entre estos volcanes están: Tungurahua, Guagua Pichincha, Cotopaxi, Reventador y Sangay (Monthes, 1998).

La importancia de investigaciones, estudios y proyectos sobre las actividades sísmicas generadas por un volcán, radica en poder brindar diagnósticos y estimaciones de comportamientos volcánicos de manera oportuna, para desarrollar o activar acciones de prevención que sean enfocados a mitigar problemáticas de afectación social, económica y naturales.

El principal ente encargado de la vigilancia y monitorización es el Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN) que conjuntamente con la Secretaria de Gestión de Riesgos (SGR) trabaja para

manejar señales de alertas, prevención y acciones de recuperación y reconstrucción de diversas condiciones que se hubiesen afectado por emergencias o desastres (SGR, SGR e IGEPN se unen en rueda de prensa en Latacunga, 2013) (SGR, Planificación Estratégica, 2014)

Los estudios, investigaciones y proyectos sobre las actividades sísmicas constan de una etapa de procesamiento y su importancia se centra en el análisis, tratamiento, modelado y clasificación de estas señales sísmicas.

Cada volcán tiene un comportamiento particular o conductas específicas, para el caso del volcán Cotopaxi se tienen eventos del estilo: Largo Periodo (LP), tremores (TRE), híbridos (HYB) y volcanos tectónicos (VT). Un incremento de estos comportamientos puede involucrar diversas problemáticas como incremento de actividad volcánica que puede preceder a una erupción (Viracucha & De la Bastida, 2013). Estas conductas propias de cada volcán permiten estimar futuros eventos, y es por esta razón, que una extracción de las características más relevantes de los eventos sísmicos, permite realizar una caracterización de la señal sísmica en estudio, brindando de esta manera una estimación del comportamiento.

La gran importancia de definir características de los eventos LP, VT, TRE y HYB ha incentivado a estudios e investigaciones sobre técnicas de procesamiento de este tipo de señales, las herramientas y modelos matemáticos más usados para este tipo de análisis han sido los procesos convencionales con el uso de la transformada de Fourier para la obtención de densidades espectrales de potencia, como es la técnica del periodograma y el correlograma, los estudios más renombrados con estos procesos convencionales han sido los de Blackman-Tukey de 1958 (Egozcue & Canet, 1984). Estas señales sísmicas también han sido estudiadas bajo criterios de modelos estocásticos autoregresivos, procesos gaussianos, representaciones usando la transformada de wavelet, espectrogramas, entre

otros métodos de análisis (Alvarez, Henao, & Duque, 2007) (Agudelo Lopez, 2008)

Otros métodos de estudio empleados en el análisis frecuencial de las señales sísmicas son los Métodos de Máxima Entropía con bases teóricas expuestas por Smylie en 1973 (Smylie, G.K.C, & T.J, 1973), Andersen en 1974 (Andersen, 1974), Burg 1975 (Burg, 1975), Ulrich 1975 (Ulrych & Bishop, 1975)

1.2 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

El presente proyecto caracteriza a los eventos del tipo LP y VT a través de técnicas de procesamiento, como un instrumento de detección y clasificación, minimizando de esta manera errores provocados por exhaustivos análisis visuales por intervención humana. El estudio se centra en los eventos LP y VT que en el caso de incrementar la presencia de éstos puede producirse una erupción volcánica (Viracucha & De la Bastida, 2013). El proyecto permite disminuir errores de etiquetación de eventos volcánicos y facilitar el estudio de la actividad sísmica. En el estudio se ha seleccionado al volcán Cotopaxi, un volcán activo ubicado en el centro del país y con historial eruptivo que anuncia una próxima erupción, con un gran impacto a nivel social, económico y ambiental en poblaciones de su entorno, como son las ciudades de Latacunga, Sangolquí, San Rafael, Tumbaco y las zonas aledañas a los cauces de los ríos Pita y Cutuchí, interrumpiendo además principales vías de circulación masiva usadas para el comercio interno y externo del país.

La metodología empleada en el proyecto utiliza estimadores espectrales clásicos y de máxima entropía y diversos criterios de procesamiento digital de señales, que permiten valorar comportamientos volcánicos que ayuden a

la creación o activación de estrategias de prevención o mitigación de catástrofes

Con una caracterización de las señales sísmicas del volcán Cotopaxi se puede aportar a las investigaciones de vulcanología, sismología e instrumentación que se encuentran en curso en el IGEPN, además de contribuir a otros proyectos institucionales que tienen etapas de procesamiento de este tipo de señales y que buscan parámetros característicos de eventos propios del volcán Cotopaxi.

Los resultados obtenidos del presente proyecto pueden además abrir expectativas de nuevas investigaciones y comparaciones con trabajos anteriores, promoviendo el estudio de mejoras en el tratamiento de estas señales, y por consecuencia aportar a técnicas de monitorización y vigilancia de los volcanes, que tienen como principal objetivo reducir el impacto de desastres provocados por estos y el salvaguardar el bienestar de los sectores aledaños tanto a nivel social como económico y natural, de esta manera se colabora con la SGR que busca la generación de estrategias y promueve capacidades dirigidas a la prevención y mitigación de estos riesgos naturales que son provocados por comportamientos volcánicos.

Es así que el aporte de este proyecto también se dirige a contribuir con el Plan Nacional para el Buen Vivir 2013-2017 que en su objetivo número 3 persigue “Mejorar la calidad de vida de la población” y que en sus lineamientos y política 11 busca “Garantizar la preservación y protección integral del patrimonio cultural y natural y de la ciudadanía ante las amenazas y riesgos de origen natural o antrópico”. Esta política persigue fines de mejora de los sistemas de control, de monitorización y de gestión oportuna para mitigar problemáticas de catástrofes naturales y antrópicas, buscando también mejorar su sistema de prevención de riesgos de la mano de una producción e intercambio de conocimiento científico y tecnológico (Plan Nacional de Desarrollo, Ecuador, 2013).

Con el proyecto expuesto se puede cooperar y participar en la búsqueda del cumplimiento de estos fines, pues un estudio de señales sísmicas tiene su afectación directa en las investigaciones que buscan la reducción de impactos de una catástrofe natural y por consiguiente la mejorar de los sistemas que persiguen este propósito, el mejorar la calidad de vida de la población.

1.3 ALCANCE

Para la extracción de características de señales sísmicas se empleó una metodología combinada, investigativa, analítica y experimental que permite identificar comportamientos o eventos del volcán Cotopaxi de largo periodo y volcanos tectónicos. Se clasificó además a las señales inmersas en las mediciones sísmicas captadas por los instrumentos de medida vulcanológica como por ejemplo los rayos.

Para desarrollar el proyecto se planteó tres etapas fundamentales de análisis, esta metodología se presenta en la figura 1.

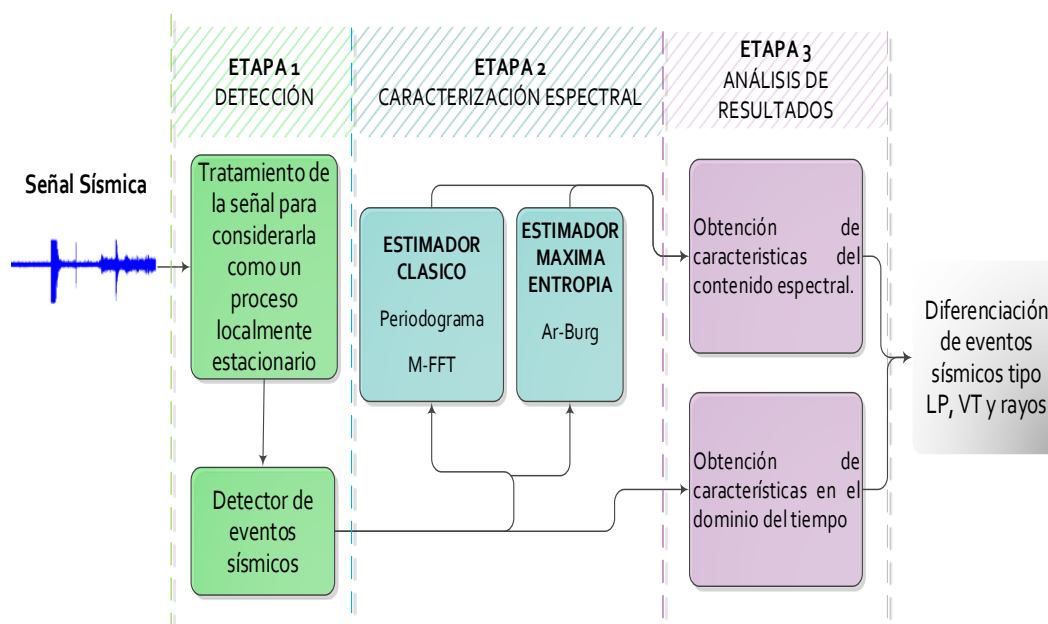


Figura 1. Etapas de Análisis del proyecto

El estudio es desarrollado mediante el análisis tiempo-frecuencia, utilizando técnicas de detección de eventos de interés. La definición de características espectrales se obtiene mediante un estimador clásico, el periodograma, y un estimador de máxima entropía de Burg.

Con algoritmos adaptativos, diversas técnicas y criterios se logró disminuir el costo computacional de este procesamiento, es decir, se optimizó los algoritmos utilizados y minimizó el tiempo requerido para la determinación de las características de los eventos de interés.

Con el análisis de resultados del estudio de características espectrales en el dominio del tiempo y frecuencia de eventos LP, VT y rayos de varios registros sísmicos, se espera definir una matriz de características para poder aportar a la etapa de procesamiento de datos de un sistema de supervisión y alerta temprana volcánico en tiempo real del volcán Cotopaxi, que es un proyecto investigativo de la Universidad de las Fuerzas Armadas, ESPE.

Los datos de las señales sísmicas del volcán Cotopaxi pertenecen a un conjunto de registros del IGEPN del 2010, estos registros son muestreados a una frecuencia de 100 Hz y cada registro con una duración de 1200 segundos, se dispone además etiquetas que enuncian que tipo de evento se ha producido en cada registro y en que instante de tiempo. Esta información de etiquetación permitirá hacer un análisis comparativo de resultados obtenidos del presente proyecto y los resultados del IGEPN.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 GENERAL

Caracterizar a las señales sísmicas utilizando estimadores Espectrales clásicos y de máxima entropía como coadyuvante en la etapa de procesamiento de las señales sísmicas del proyecto “Sistema de supervisión y alerta temprana volcánico en tiempo real empleando redes de sensores inalámbricas en un volcán activo del Ecuador”.

1.4.2 ESPECÍFICOS

- Procesar las señales sísmicas a través de condiciones de estacionariedad local para definir la primera etapa de caracterización, la detección de eventos.
- Caracterizar a las señales sísmicas por medio de un estimador espectral clásico como es el periodograma para un análisis espectral.
- Caracterizar a las señales sísmicas por medio del estimador de máxima entropía de BURG como parte del análisis espectral.

- Analizar los resultados obtenidos por los dos métodos de análisis espectrales usados y definir una evolución del registro sísmico en el espacio tiempo - frecuencia.

1.5 MÉTODOS

El presente proyecto es desarrollado mediante el análisis tiempo-frecuencia, utilizando estimadores espectrales digitales clásicos y paramétricos bajo la consideración de estacionariedad local de las señales sísmicas modeladas como un proceso estocástico.

Estos métodos permiten evaluar partes y cualidades de las señales sísmicas que nos ayudan a caracterizarlas y clasificarlas en función de la duración temporal y contenido espectral.

1.5.1 DEFINICIÓN DE ETAPAS DE ANÁLISIS

1.5.1.1. ETAPA DE DETECCIÓN

Esta etapa se centra en el análisis de las señales sísmicas considerando estacionariedad local por medio de un procesamiento en bloques de N muestras de datos de un registro sísmico.

En esta etapa se manejan diversas técnicas de tratamiento de señales con el fin de detectar el lugar en el tiempo de eventos de interés.

El desarrollo de esta etapa se puede apreciar en la figura 2.

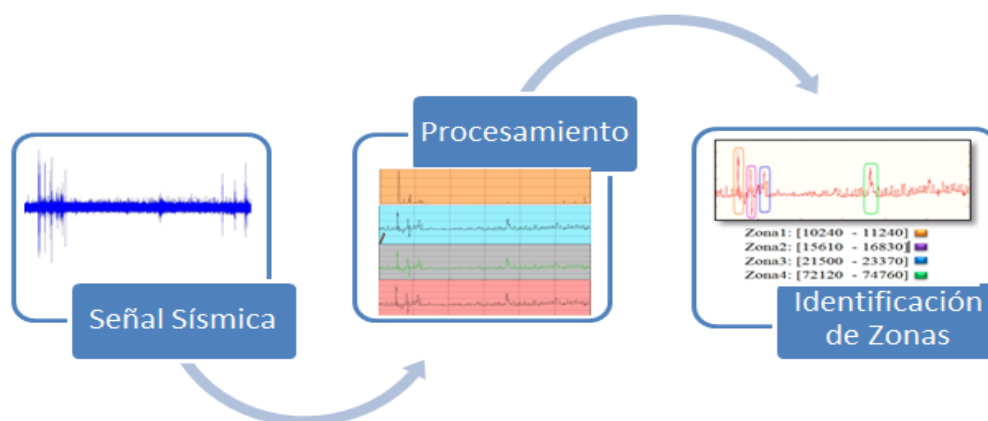


Figura 2. Desarrollo Etapa 1

1.5.1.2. ETAPA DE CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL

La etapa de caracterización espectral tiene como fin determinar el contenido espectral de los eventos de interés de la señal sísmica utilizando estimadores clásicos y de máxima entropía, para lo cual se usan diversos criterios que permiten eficiencia computacional sin perder robustez y fidelidad. Esta etapa se ilustra en la figura 3.

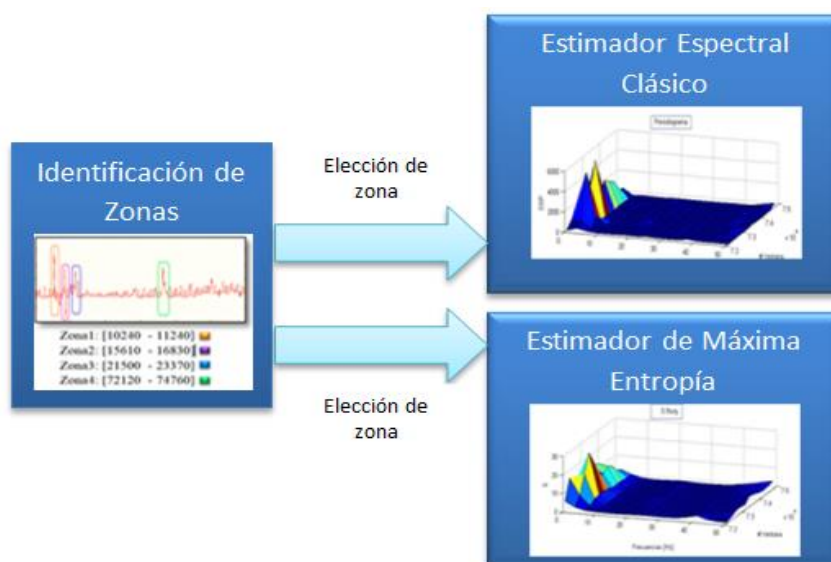


Figura 3. Desarrollo Etapa 2

1.5.1.3. ETAPA DE ANÁLISIS DE RESULTADOS

El análisis de resultados realiza no solo una representación gráfica de los eventos de interés según su contenido espectral sino también procura una tasa de falsas alarmas constante en cada evento analizado.

Con estas etapas se consigue una caracterización de las señales sísmicas llegando a definir qué tipo de evento LP, VT, rayos u otros han sucedido en el registro sísmico de estudio.

La figura 4 ilustra el desarrollo de la etapa 3.

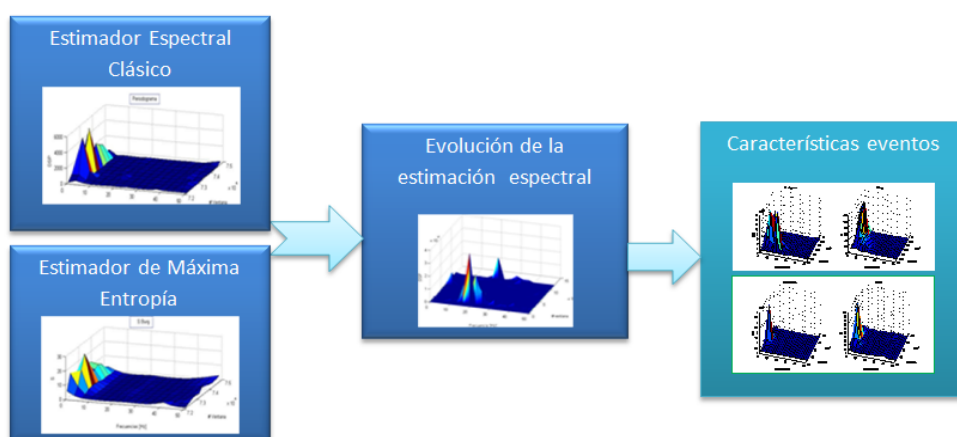


Figura 4. Desarrollo Etapa 3

1.5.2 HERRAMIENTAS A UTILIZAR

La herramienta de cálculo para el desarrollo del software del proyecto es el aplicativo Matlab en su versión R2012a (7.14.0.739), esta herramienta es un entorno de programación de alto nivel que permite el procesamiento de señales, además posee herramientas de visualización que permite realizar el respectivo análisis de resultados. El equipo de cómputo usado en la investigación cuenta con una memoria RAM de 4 GB y un procesador Intel Core i5-2467 M de velocidad 1.6 GHz.

CAPÍTULO 2

ETAPA DE DETECCIÓN DE EVENTOS

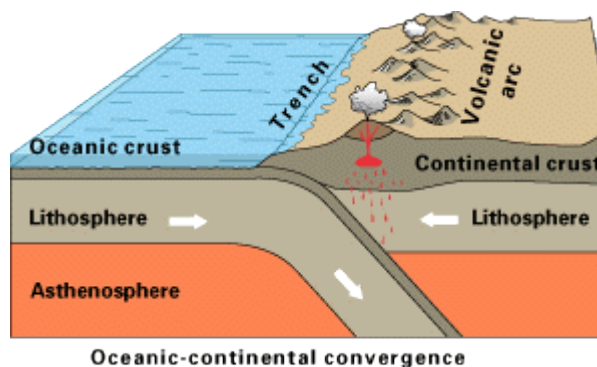
2.1 NATURALEZA DE LAS SEÑALES SÍSMICAS

El Ecuador al pertenecer al Anillo de fuego del Pacífico posee una gran actividad sísmica y volcánica en los Andes ecuatorianos.



Figura 5. Anillo de Fuego del Pacífico.
(British Broadcasting Corporation, 2010)

En la figura 5 se observa en color rojo las áreas que abarca el Anillo de fuego del Pacífico. La actividad sísmica y volcánica de estas zonas son debidas a la subducción de la placa oceánica Nazca bajo la placa continental de América del Sur, ilustrado en la figura 6. Esto hace que la Placa Sudamericana se levante, creando las montañas de los Andes. (USGS, 2014)



**Figura 6. Subducción de Placa Oceánica – Continental
(USGS, 2014)**

En el Ecuador se registran alrededor de 55 volcanes activos (IGEPN, Volcanismo en Ecuador, 2014), cada uno con comportamientos volcánicos particulares. En el caso del volcán Cotopaxi se conoce dos tipos de erupciones andesíticas y riolíticas. Las erupciones Andesíticas son erupciones de tamaño moderado, sin embargo debido a que existe una gran concentración de población alrededor de este volcán el grado de afectación es alto, los principales peligros de erupciones de este tipo son los lahares que se pueden producir debido a la fusión de gran cantidad de nieve y hielo que cubre la cima del volcán y la emanación de cenizas. Las erupciones del tipo riolíticas son aun de mayor grado de afectación según datos históricos obtenidos por el IGEPN, son erupciones muy explosivas y el alcance de lahares, cenizas, flujos piroclásticos son mucho mayores a los del tipo andesíticas, como ejemplo de alcance de afectación, los flujos piroclásticos han llegado a poblaciones de Selva Alegre y Lasso localizados a unos 50 km de distancia del volcán a través de los cauces de los ríos Pita y Cutuchi respectivamente. Este último tipo de erupciones se producen aproximadamente cada dos mil años y de acuerdo a los estudios de estas erupciones la última ocurrió hace 2300 años (IGEPN, Volcán Cotopaxi, 2014).

La gran afectación que podría darse por erupciones del volcán involucra sectores sociales, económicos y naturales de zonas alrededor de unos 30km

del volcán y del país entero al ser estas zonas sectores estratégicos de producción agrícola y ganadera.

2.1.1 Sismicidad volcánica

La sismicidad volcánica es una de las primeras manifestaciones de un volcán que permite conocer su comportamiento, determinar su actividad: baja, alta o moderada y realizar una vigilancia.

La actividad sísmica de origen volcánico es particular y propia en cada uno de los volcanes, sin embargo se han definido 4 categorías de clasificación de eventos sísmicos de acuerdo a su desarrollo en el dominio del tiempo, frecuencia y fuente de origen.

2.1.2 Eventos Largo Periodo, LP

Denominados también de Baja Frecuencia, ya que su contenido espectral está alrededor de los 0.5 Hz y 5 Hz con una duración entre varios segundos hasta un poco más de un minuto. Son eventos de difícil determinación de su inicio ya que son muy emergentes. Su origen está relacionado con el movimiento de los fluidos magmáticos y gases. Este tipo de sismos son muy comunes en los volcanes y son los que más frecuente se presentan para el caso del volcán Cotopaxi. (Viracucha & De la Bastida, 2013)

2.1.3 Eventos Volcano Tectónicos, VT

El contenido espectral de este tipo de sismos está en un rango de frecuencias que supera en algunos casos los 10 Hz. Estas ondas sísmicas

son producto de la liberación de energía acumulada cuando por esfuerzos en una determinada región se supera la resistencia de material y existe una ruptura de la zona o rocas. Este tipo de eventos han sido observados que se incrementan como predecesoras de erupciones (Ibañez & Carmona, 2006)

2.1.4 Eventos Híbridos, HYB

Los eventos del tipo híbridos conjugan los eventos VT y los LP que ocurren simultáneamente, su origen se debe a una ruptura de zona debido a una fractura de roca que es sometida a presión de fluidos volcánicos, VT. Mientras cuando se rellenan las fracturas por fluidos volcánicos se producen los LP. Los eventos híbridos comienzan con señales en alta frecuencia, VT, y después de esta llegada aparece la señal tipo LP (Ibañez & Carmona, 2006).

2.1.5 Eventos Tremores, TRE

Se caracteriza por tener una amplitud constante durante varios minutos y hasta horas, se le asocia a la salida de gases, vapor y ceniza. Este tipo de eventos sísmico tiene una clasificación de acuerdo a la frecuencia en la que se desarrolla su contenido espectral.

Para frecuencias menores a los 0.5 Hz se consideran TRE de Baja frecuencia y se relaciona al transporte de magma u oscilaciones de la cámara magmática.

En frecuencias mayores a los 6 Hz se ubican los TRE de alta frecuencia y se los asocia a caídas de rocas o desgasificaciones en cráteres o avalanchas.

Y para frecuencias entre 1 Hz y 6 Hz están los TRE de frecuencias intermedias, estos eventos son considerados como una suma temporal de LP (Viracucha & De la Bastida, 2013).

2.1.6 Resumen de Actividad Sísmica

El IGEPN por medio de la monitorización y vigilancia contante del Volcán Cotopaxi determina datos sobre la actividad sísmica y su estado.

Según el último informe sobre la actividad del volcán publicado en el mes de marzo del 2015 la actividad sísmica del volcán es moderada y baja, y según el tipo de eventos presentados se puede determinar que existe un número mucho mayor de eventos del tipo LP que VT o HYB o TRE. Esta afirmación se puede corroborar según los datos publicados en los informes mensuales del año 2014 y 2015, presentados en la siguiente tabla 1.

Tabla 1.

Detalle de la sismicidad en el volcán Cotopaxi según el tipo de evento, del periodo Septiembre 2014- Marzo 2015.

Fecha	VT	HYB	LP	TRE	TOTAL
Sep-14	26	3	169	0	198
Oct-14	23	1	226	0	250
Nov-14	18	4	251	0	273
Dic-14	17	2	222	0	241
Ene-15	23	2	191	1	217
Feb-15	19	1	127	0	147
Mar-15	12	2	192	0	206
TOTAL	138	15	1378	1	1532

Con estos datos se evidencia que la presencia de los eventos del tipo LP es mucho más frecuente que cualquier otro tipo de eventos.

Representando gráficamente el número total de eventos según su tipo, del periodo Septiembre 2014 - Marzo 2015, se obtiene una visualización de comparación que resalta mayor presencia de LP.

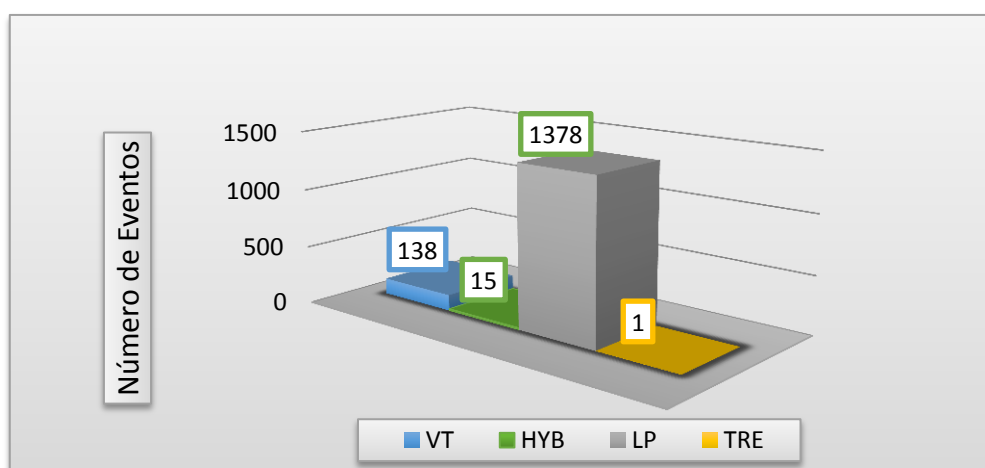


Figura 7. Número de eventos sísmicos presentados en Febrero 2013- Enero 2014

En este periodo los eventos LP son aproximadamente unas 10 veces más frecuentes que los VT. Los que en menor número se han presentado han sido los del tipo TRE. Este número de eventos señalan que se mantiene una actividad sísmica dentro del rango normal para el volcán Cotopaxi.

2.2 EVENTO SÍSMICO COMO UN PROCESO ESTOCÁSTICO LOCALMENTE ESTACIONARIO

Un proceso estocástico es una función de tiempo que describe la evolución de un fenómeno en el dominio del tiempo, los procesos estocásticos son muy comunes en la descripción de fenómenos naturales y de estudio de diversas señales que requieren de análisis de secuencias de N muestras, ejemplo de estos, son las señales del habla, las señales sísmicas, las de radar, ondas acústicas, ruido, etc.

Un proceso estocástico no es una sola función de tiempo, sino varias secuencias de N muestras o datos que conllevan un conjunto de características y cualidades de las señales en estudio.

Las señales sísmicas pueden ser definidas como un proceso estocástico al ser fenómenos de tipo aleatorio y al no poder definir como es claramente su evolución en el tiempo, es así que su observación puede darse en intervalos de tiempo implicando un proceso localmente estacionario (Haykin, 1996).

Las señales sísmicas en estudio son descritas mediante series de tiempo que consisten en muestras con variaciones de amplitud que contienen la información del desarrollo de la señal sísmica.

Los registros sísmicos del volcán Cotopaxi que se usan en el desarrollo de este proyecto fueron proporcionados por el IGEPN, los registros son digitalizados a una frecuencia de muestreo de 100 Hz, cada registro tiene una duración de 1200 segundos. Se dispone además de etiquetas que enuncian que tipo de evento se ha producido en cada registro, y en que instante de tiempo. Estos eventos pueden ser del tipo VT, LP, HYB y TRE.

Los registros de señales sísmicas, en el presente estudio, son procesados a través de ventanas deslizantes, es decir, por medio de bloques con un número N de muestras cada uno y con un traslapamiento u *overlapping* como se presenta en la figura 8.

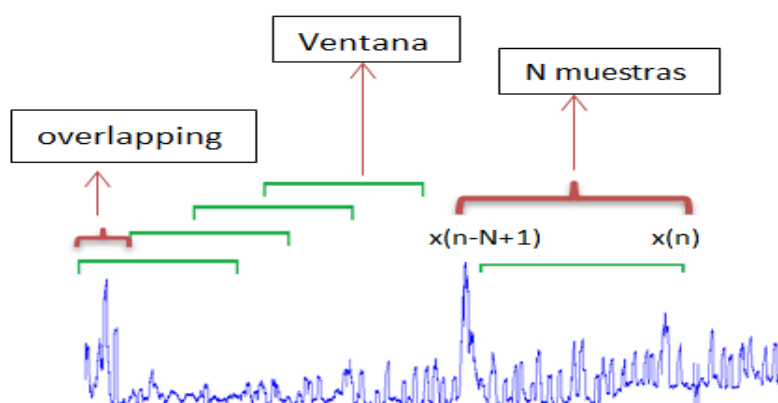


Figura 8. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes

Esto permite llevar un registro de datos sísmicos de duración de 1200 segundos a una matriz inicial de datos con dimensiones ($NT_ventanas \times N$), donde $NT_ventanas$ es el número total de ventanas que se crean y N es el número de muestras en cada ventana de procesamiento, esta matriz se puede visualizar en la figura 9.

$x(0)$	$x(1)$	$x(2)$...	$x(N-1)$	→	Ventana 1
$x(0 + 1 * M)$	$x(0 + 1 * M + 1)$	$x(0 + 1 * M + 2)$...	$x(0 + 1 * M + N - 1)$	→	Ventana 2
$x(0 + 2 * M)$	$x(0 + 2 * M + 1)$	$x(0 + 2 * M + 2)$...	$x(0 + 2 * M + N - 1)$	→	Ventana 3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮
$x(0 + H * M)$	$x(0 + H * M + 1)$	$x(0 + H * M + 2)$	$x(0 + H * M + N - 1)$	→	$NT_Ventana$

Figura 9. Matriz inicial de Datos

Donde H es igual a $NT_ventanas - 1$, y M es el valor de *overlapping*.

El número de ventanas es entonces menor a longitud total de datos del registro.

2.2.1 Función de Autocorrelación

Para la determinación de características propias de los eventos del tipo LP, VT y rayos, se estudiarán varios registros sísmicos de datos proporcionados, tratándolos como intervalos de observación mediante ventanas deslizantes, como se enunció en el punto 2.2.1.

Cada registro sísmico estudiado es tratado como un proceso localmente estacionario, al realizar un procesamiento digital en intervalos de observación. Es así que con el propósito de determinar parámetros repetitivos en el registro sísmico de estudio se analiza la función de autocorrelación, midiendo la relación que existe entre muestras con un atraso de k muestras.

La figura 10 presenta un intervalo de observación de N muestras.

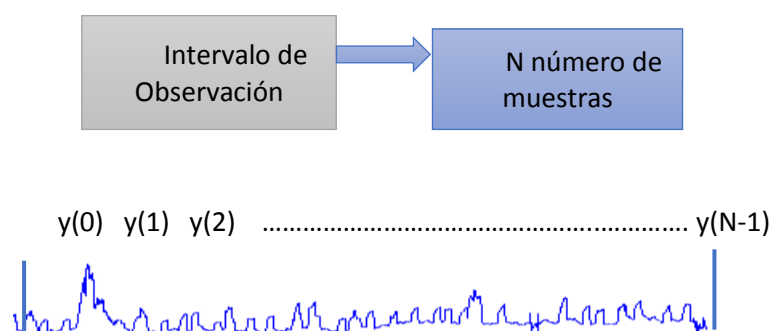


Figura 10. Intervalo de observación de N muestras

La función de autocorrelación de un intervalo de observación de N muestras viene dado por la siguiente ecuación.

$$r(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} y(j)y(j-k), \quad \text{para } 0 \leq k \leq N-1 \quad (1)$$

En donde k es el atraso entre muestras, N es el número de muestras del intervalo de observación y r el resultante de la autocorrelación.

2.2.2 Modelamiento de una señal sísmica utilizando los atrasos 0 y 1 de la función de autocorrelación.

Mediante la ecuación (1) se define la autocorrelación de la señal sísmica para un atraso $k=0$, obteniendo el valor de la media cuadrática definida en la ecuación (2), que corresponde a la potencia promedio de la ventana en estudio.

$$r(0) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} y^2 j, \quad (2)$$

La función de autocorrelación de atraso 0 de cada ventana permite definir una nueva matriz de datos en los que se expresa la media cuadrática de dimensiones ($NT_ventanas \times 1$) como se ilustra en la figura 11.

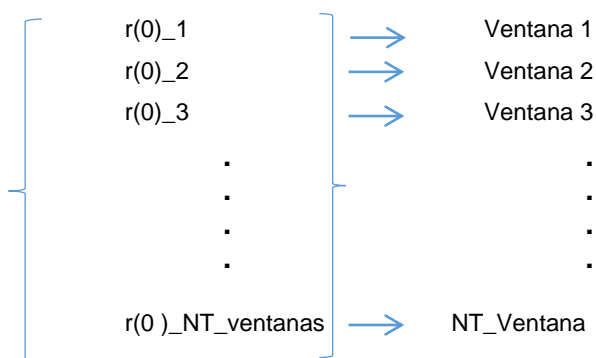


Figura 11. Matriz de Función de autocorrelación $r(0)$

La función de autocorrelación es una correlación cruzada de la señal consigo mismo, permitiendo de esta manera definir patrones repetitivos del

registro sísmico en estudio y la posibilidad de realizar un análisis de su estacionalidad.

La función de autocorrelación con atraso 1, $r(1)$, permitirá realizar una detección de eventos de interés y un análisis comparativo de la función de autocorrelación de atraso 0.

El proceso de la función de autocorrelación se ilustra en la Figura 12.

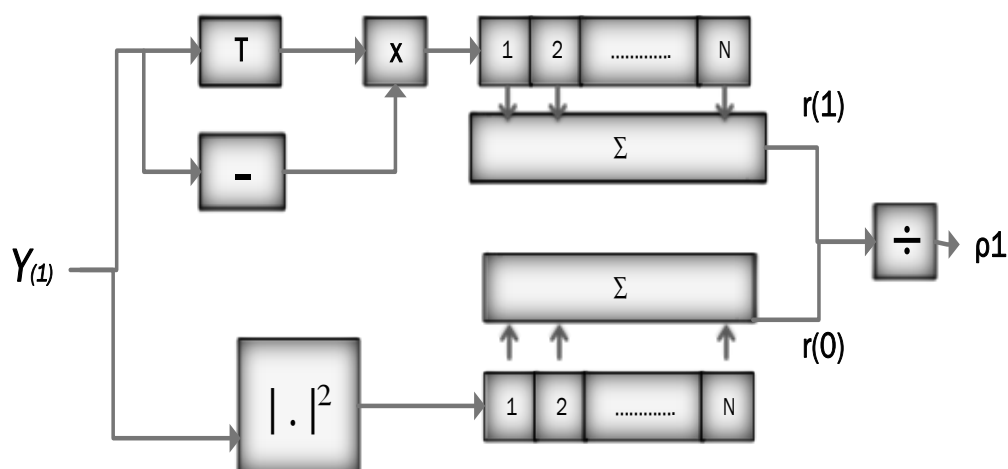


Figura 12. Proceso de Autocorrelación

La rama superior corresponde a la presencia de un evento de interés en la señal sísmica estudiada más ruido, mientras que la rama inferior puede ser igualada a la componente de ruido. La rama inferior además controla la potencia del ruido en la señal de manera similar al mapa de cluter en el procesamiento de señales de radar (Leon & R., 1993). La relación de las funciones $r(1)$ y $r(0)$ definen una normalización dada por:

$$\rho_1 = \frac{r(1)}{r(0)}, \quad (3)$$

Esta relación permitirá posteriormente hacer un análisis de detección de zonas de interés, que se analizará más adelante en el punto 2.4.

Se presentan 2 registros sísmicos proporcionados por el IGEPN y sus respectivas graficas realizadas mediante el procesamiento de las funciones de autocorrelación de atraso 0 y 1, en los que se observa como este procesamiento de la señal permite visualizar zonas de interés de análisis, estas zonas son señaladas con rectángulos de color rojo.

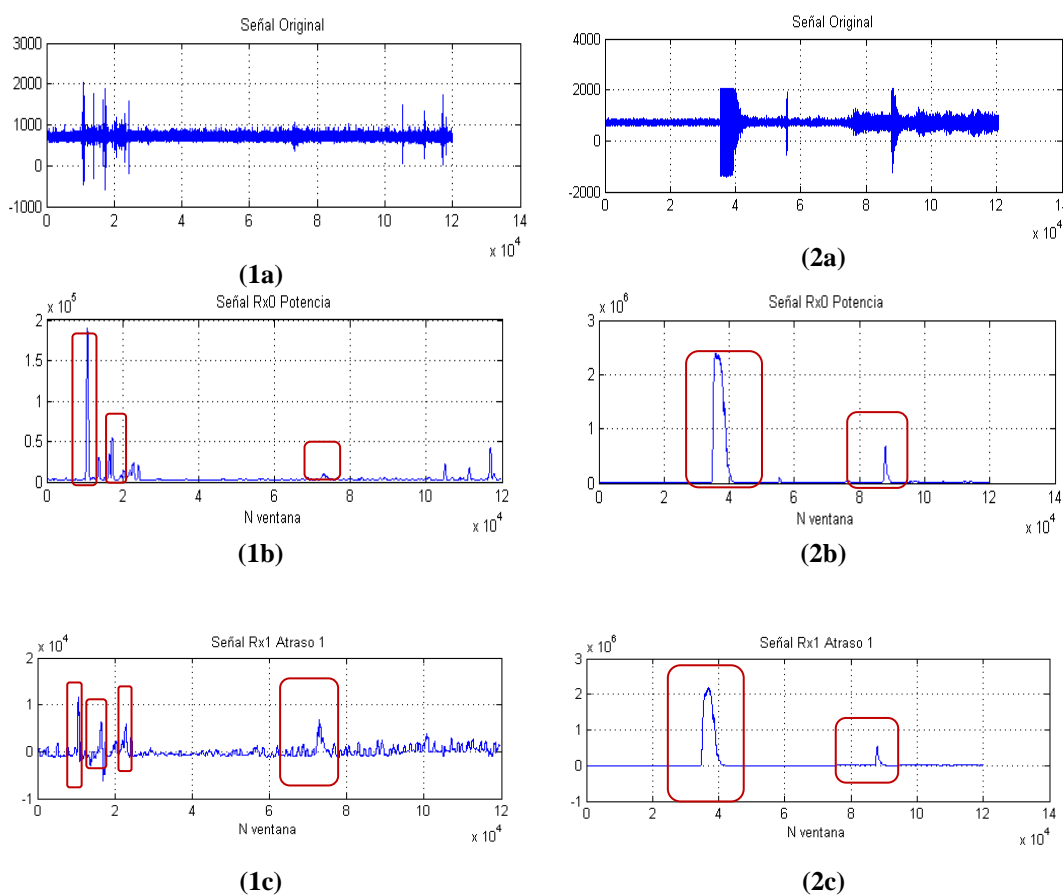


Figura 13. (1a) y (2a) Registros sísmico proporcionado por el IGEPN, (1b) y (1c) función de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente del registro sísmico (1a), (2b) y (2c) función de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente del registro sísmico (2a)

La función de autocorrelación es uno de los primeros pasos de determinación de características de las señales sísmicas en el dominio del tiempo, su importancia radica en la información previa de la ubicación entre muestras de un evento sísmico.

2.3 DEFINICIÓN DE INTERVALOS DE OBSERVACIÓN

2.3.1 Descripción y algoritmo de definición de intervalos de observación

Al hacer un estudio de cada registro sísmico como un proceso localmente estacionario, es necesaria la definición de ventanas deslizantes como se definió en el punto 2.2.1, estas ventanas son intervalos de observación de N muestras y que tienen un *overlapping*, cuyo valor implica particularidades en la fidelidad de los resultados y en la velocidad de procesamiento de datos en el software, a mayor *overlapping* la velocidad de procesamiento aumenta ya que el número de ventanas que se crean es menor, sin embargo esto conlleva a que no se consideren ciertos datos que pueden o no ubicarse en zonas de eventos de interés, disminuyendo de esta manera la fidelidad de resultados, es así que para una mejor caracterización se iniciará con la elección de un *overlapping* igual a 1.

Los registros sísmicos tienen aproximadamente una longitud de 120 000 muestras en cada registro, la longitud de las ventanas deslizantes debe ser lo suficientemente corta para asegurar la estacionariedad de la señal dentro de la ventana pero no tan corta para no interferir en las frecuencias bajas del espectro de la señal (Guerrero, 2010-2011).

El software desarrollado permite modificar estos valores de N y *overlapping* para el proceso de caracterización y obtener con esto un análisis experimental de comparaciones de resultados para una definición del valor más óptimo de estos parámetros.

El procesamiento de la señal sísmica parte de la definición de una matriz inicial conformada de las ventanas deslizantes que se forman por N muestras de un intervalo de observación.

La determinación de la matriz inicial es una ordenación de las muestras del registro sísmico en intervalos de observación como ventanas deslizantes, este proceso se presenta en la siguiente figura.

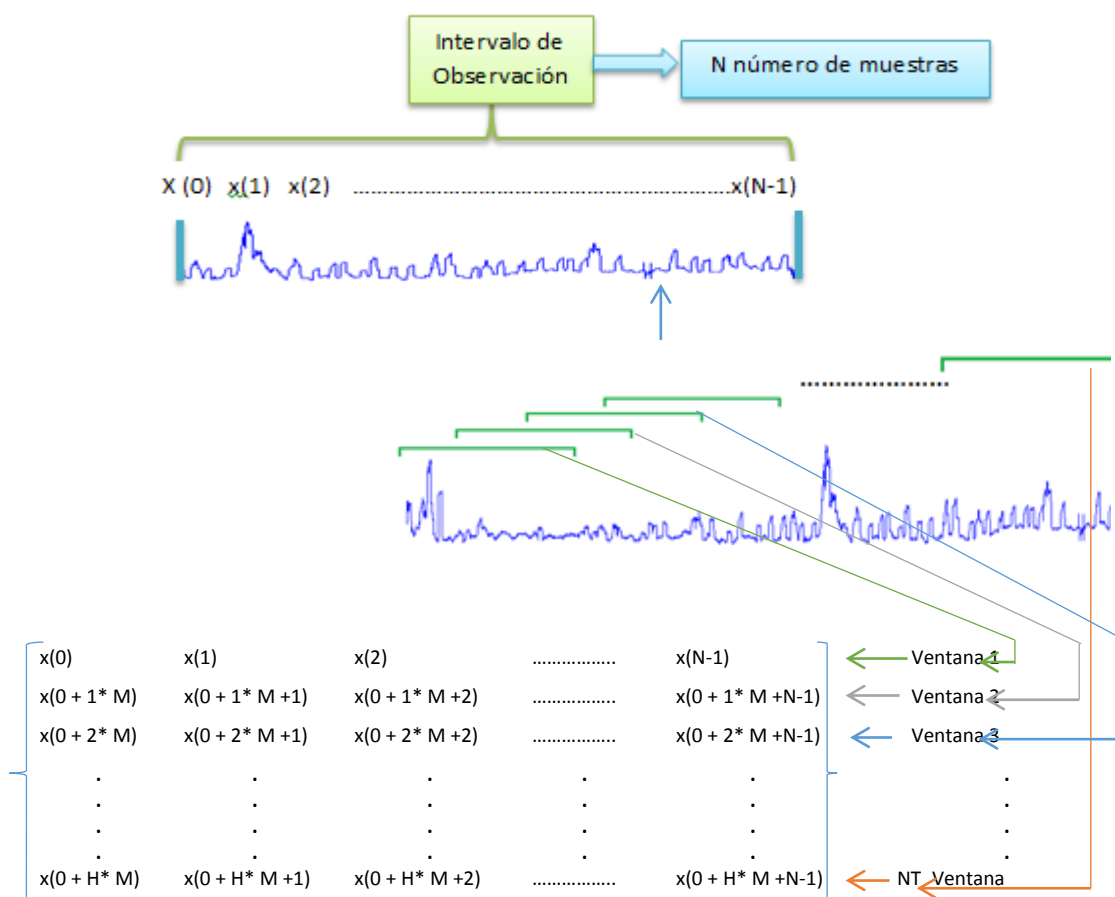


Figura 14. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes y obtención de Matriz inicial

El algoritmo del procesamiento y obtención de la matriz inicial de datos empieza con la determinación de cuantas ventanas deslizantes se deben crear, el algoritmo se presenta a continuación:

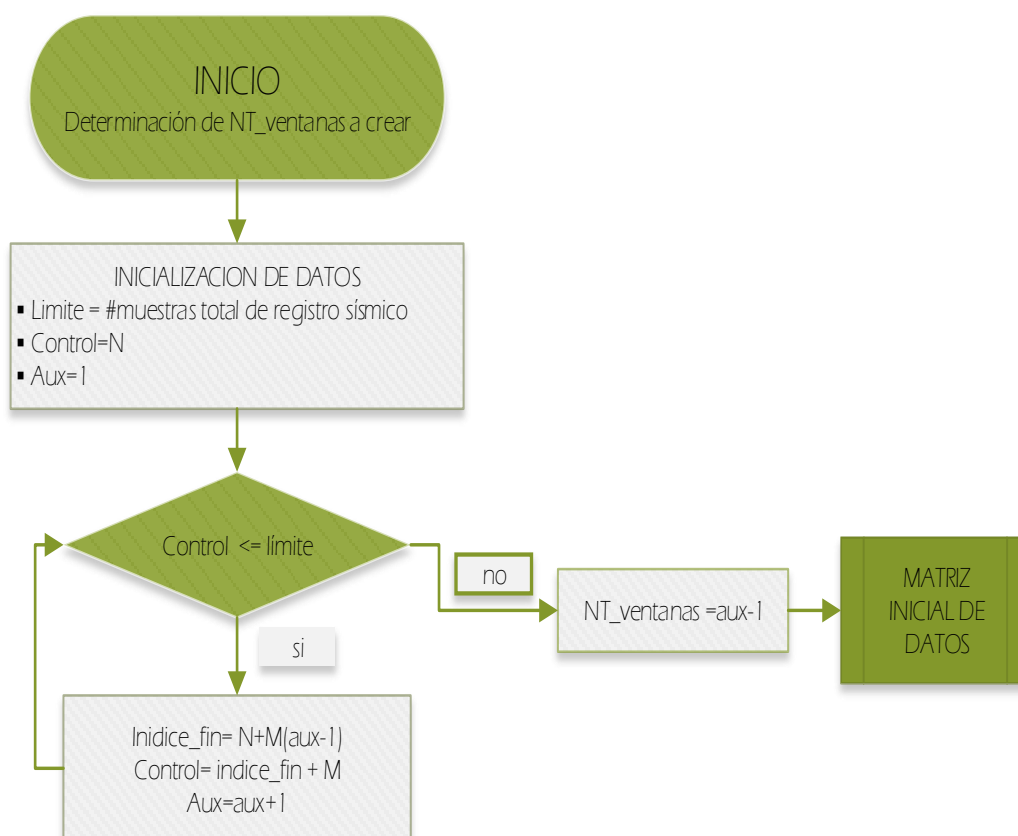


Figura 15. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener número total de ventanas deslizantes

Una vez obtenido el número total de ventanas deslizantes que se deben crear (NT_ventanas) se procede a copiar las muestras del registro sísmico a la Matriz_Inicial según la muestra inicial y final correspondiente a cada ventana deslizante, este proceso se refleja en la figura 16.

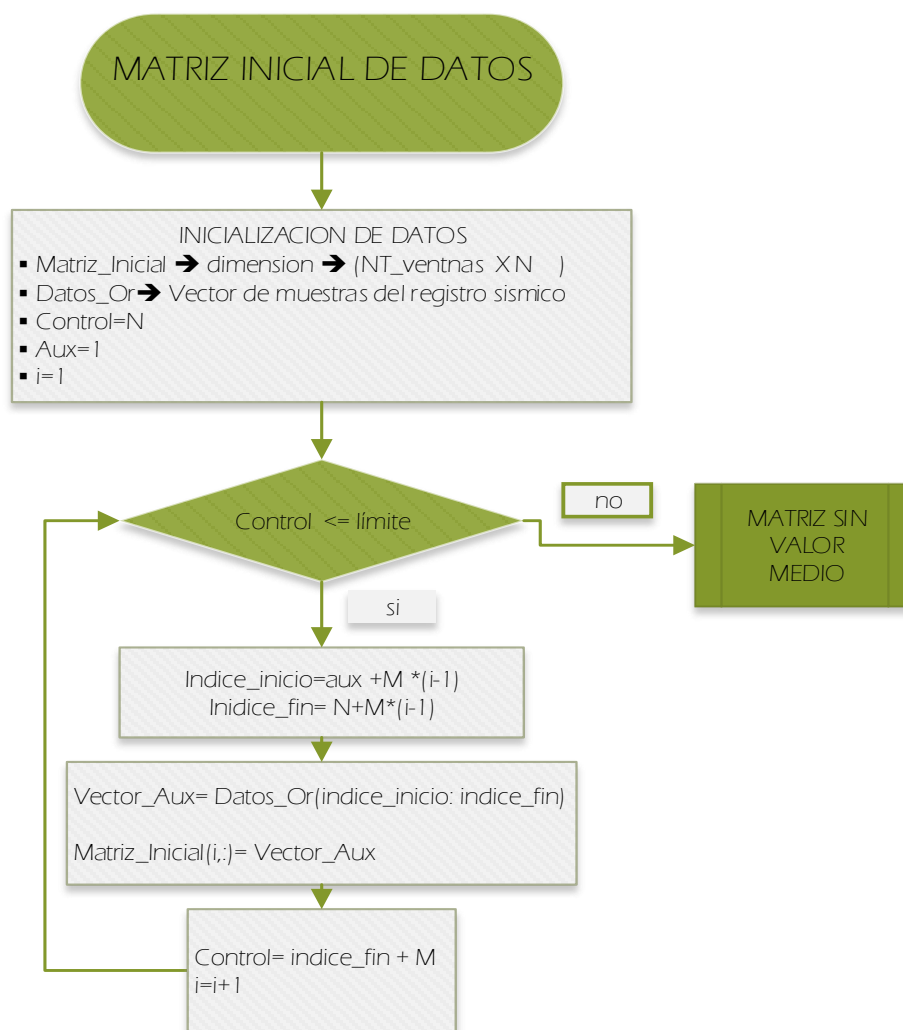


Figura 16. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz inicial de datos

2.4 ETAPA DE PROCESAMIENTO

Con la Matriz_Inicial de datos correctamente organizada por ventanas, se empieza el procesamiento que permitirá realizar una detección de eventos, esta detección define el lugar en el tiempo de zonas que pueden involucrar un evento sísmico.

Para empezar con este proceso en el dominio del tiempo se realiza una extracción del valor medio perteneciente a cada ventana.

Si se define cada ventana como una serie de N muestras, su valor medio se definiría por la ecuación siguiente:

$$m(n) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} x(j) \quad (4)$$

Donde x es la muestra perteneciente a una ventana de N muestras, y n representa el número de ventana que va desde 1 hasta NT_ventanas, definiendo una nueva matriz de valores medios, Matriz_Promedios.

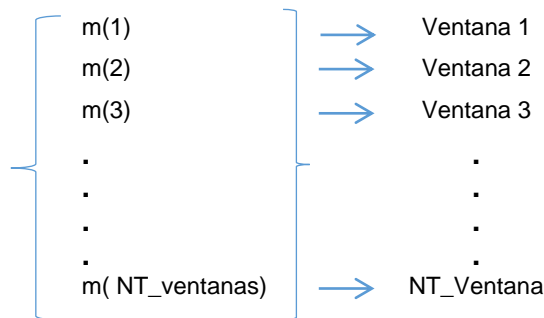


Figura 17. Matriz Promedios

Posteriormente se hace el retiro correspondiente de este valor a cada una de las muestras de la Matriz_Inicial según sus ventanas respectivas. Este proceso se define por el algoritmo presentado a continuación, figura 18, donde i es un auxiliar que representa las filas de la matriz y j representa las columnas.

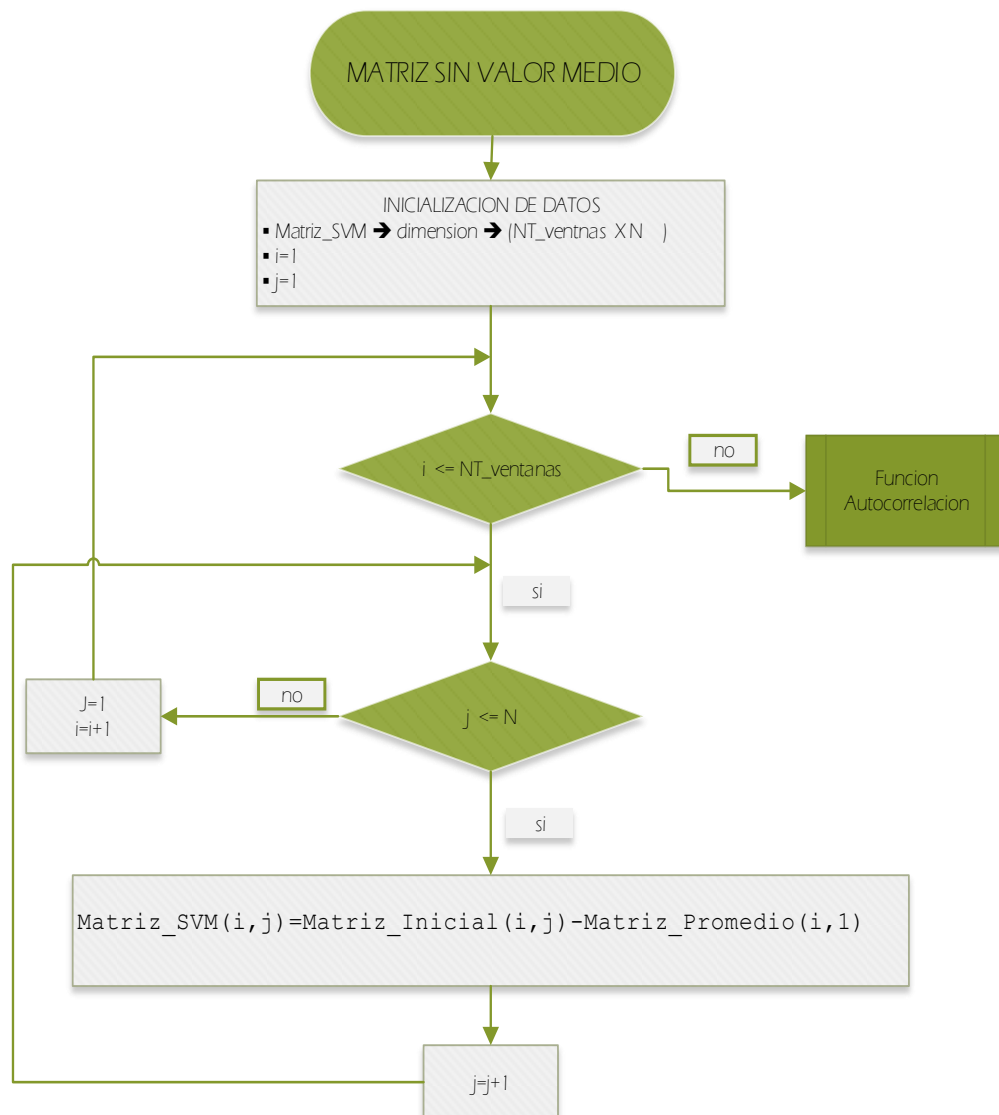


Figura 18. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz sin valor medio, Matriz_SVM.

2.4.1 Algoritmo de procesamiento de autocorrelación de atraso 0

Para obtener el valor de la media cuadrática de cada ventana deslizando, se realiza el cálculo de la función de autocorrelación de atraso $k=0$ usando la Matriz_SVM. El algoritmo de la función de autocorrelación $r(0)$ según la ecuación 2, se presenta a continuación en la figura 19.

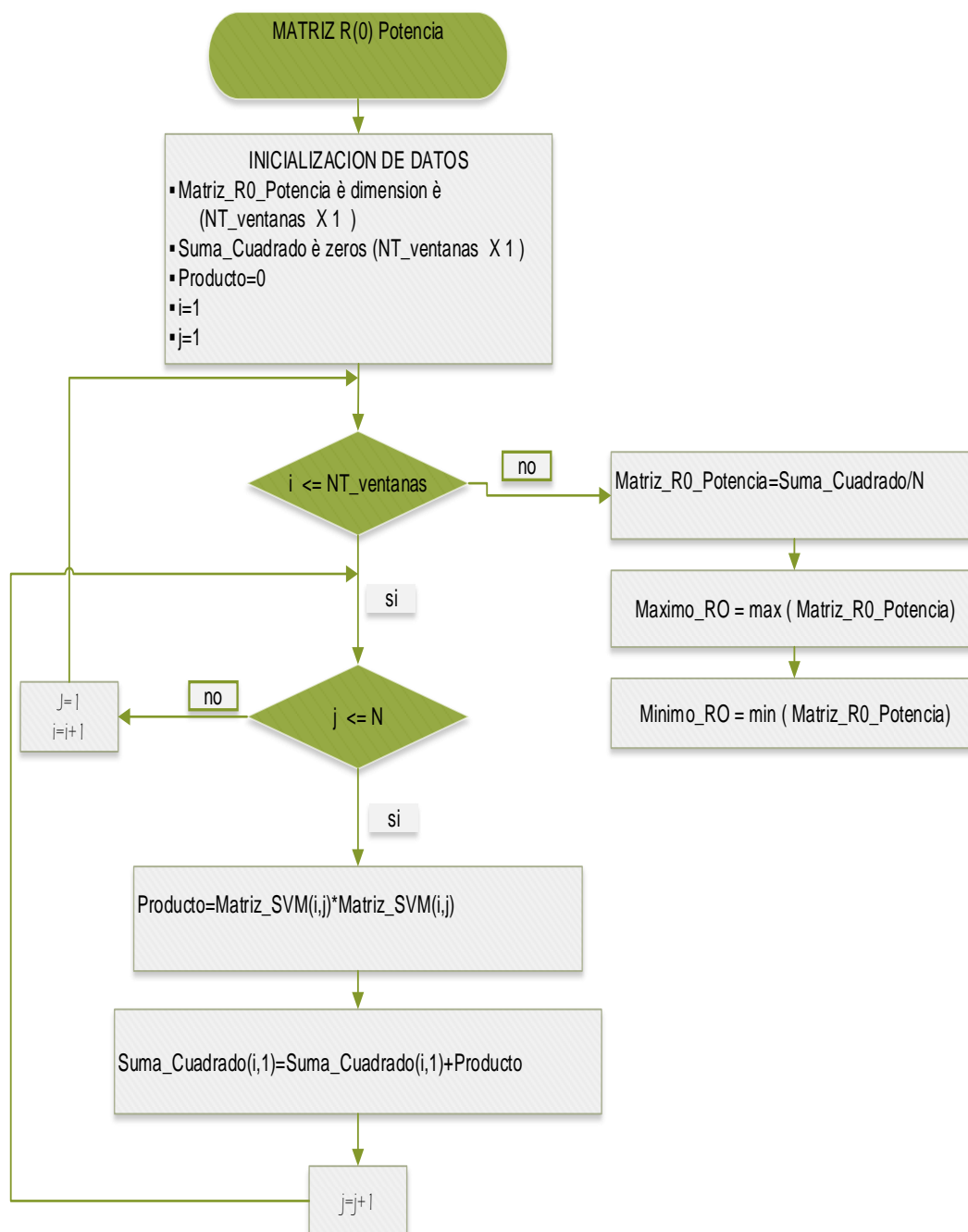


Figura 19. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz $r(0)$

El valor de la media cuadrática de cada ventana se representa en una matriz denominada Matriz_R0_Potencia, además de la obtención de esta matriz se calcula el valor máximo de esta matriz y el mínimo denominados Maximo_RO y Minimo_RO, estos valores nos servirán en procesos posteriores de normalización.

2.4.2 Algoritmo de procesamiento de autocorrelación de atraso 1

El proceso de obtención de valores de autocorrelación de atraso 1 es similar al algoritmo de la función de autocorrelación de atraso 0, este se presenta en la figura 20.

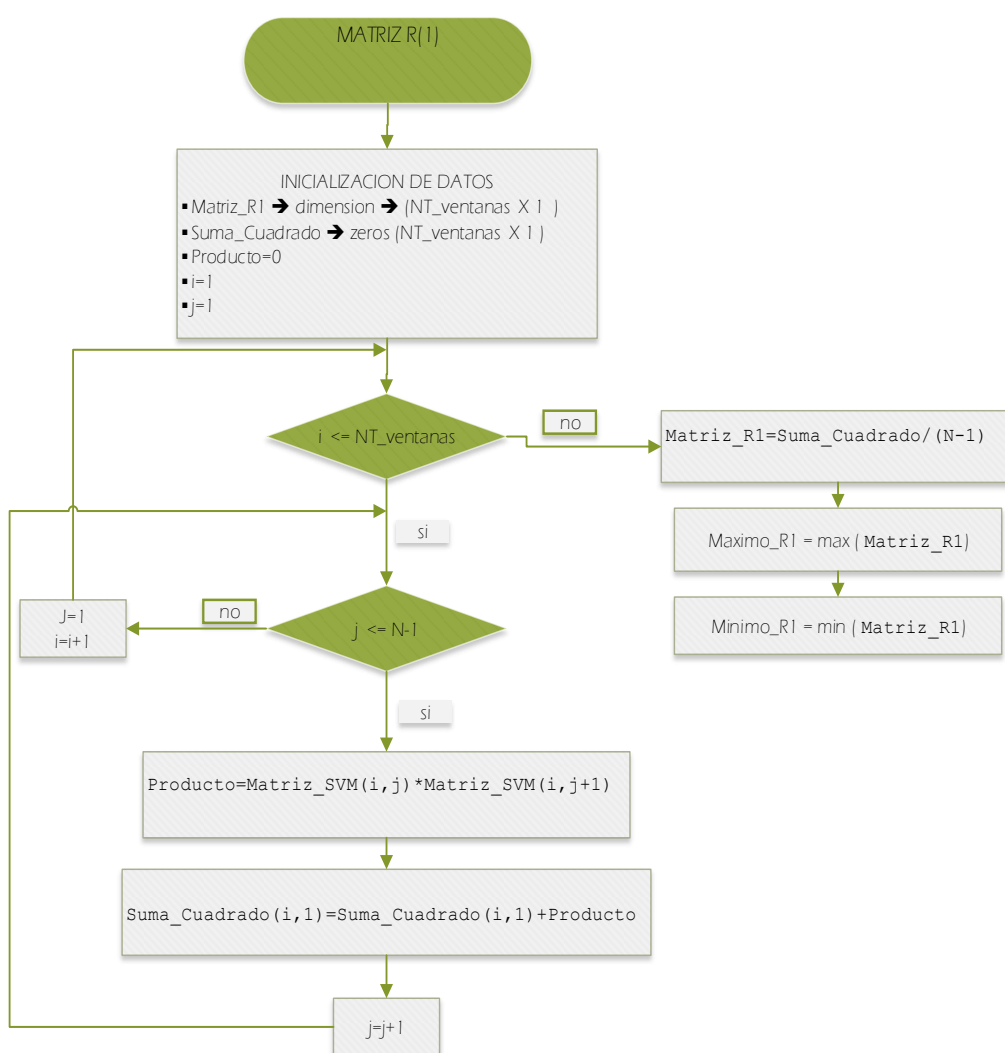


Figura 20. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz R(1)

Los algoritmos presentados están realizados con parámetros que pueden ser ajustables según las necesidades de análisis o velocidad de procesamiento del software, estos parámetros son N (número de muestras por ventana deslizante) y M (*overlapping*).

Para un *overlapping* igual a 1, los algoritmos pueden presentar una eficiencia de velocidad de procesamiento de software, bajo un algoritmo de recursividad. En este algoritmo primero se considera a la Matriz_SVM como una serie de datos donde cada ventana se posiciona una a continuación de otra como ilustra la figura 21.

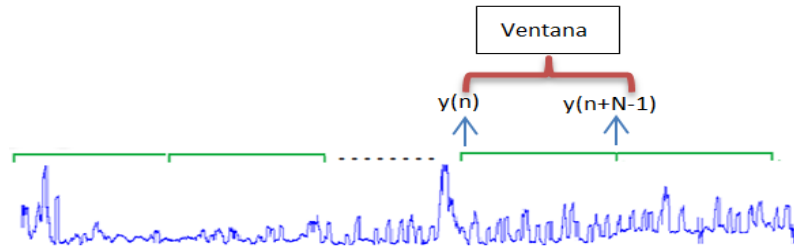


Figura 21. Posicionamiento de Ventanas uno a continuación de otro.

Posteriormente se define la ecuación de la función de autocorrelación de atraso 0 para un intervalo de observación que se lo denomina intervalo “n” de la serie de muestras de la matriz Matriz_SVM:

$$r(0)_{(n)} = \frac{1}{N} \sum_{j=n}^{n+N-1} y^2(j), \quad (5)$$

Después se expresa para el siguiente intervalo de observación “n +1” la siguiente ecuación

$$r(0)_{(n+1)} = \frac{1}{N} \sum_{j=n+1}^{n+N-1+1} y^2(j), \quad (6)$$

Se desarrolla la ecuación (6) y se obtienen la (7) y (8):

$$r(0)_{(n+1)} = \frac{1}{N} \sum_{j=n+1}^{n+N-1} y^2(j) + \frac{1}{N} * y^2((n + N - 1) + 1) \quad (7)$$

$$r(0)_{(n+1)} = \frac{1}{N} \sum_{j=n}^{n+N-1} y^2(j) + \frac{1}{N} * y^2((n + N - 1) + 1) - \frac{1}{N} * y^2(n) \quad (8)$$

Y observando este resultado se define que para el intervalo “n +1” de observación la ecuación puede expresarse como la función del intervalo anterior, $r(0)_{(n)}$, más el cuadrado del último término del nuevo intervalo “n+1”

sobre N y menos el cuadrado del primer término del intervalo anterior “n” sobre N. Esto se expone en la siguiente ecuación:

$$r(0)_{(n+1)} = r(0)_{(n)} + \frac{1}{N} * y^2((n + N - 1) + 1) - \frac{1}{N} * y^2(n) \quad (9)$$

Con esta ecuación se optimiza el cálculo de la función de autocorrelación de atraso 0 para un overlapping igual a 1, la optimización se debe al uso de los valores calculados de la ventana anterior más un parámetro nuevo y menos un parámetro anteriormente calculado, definiendo de esta manera el algoritmo de recursividad.

Este algoritmo recursivo se lo presenta mediante el siguiente diagrama de flujo, figura 22:

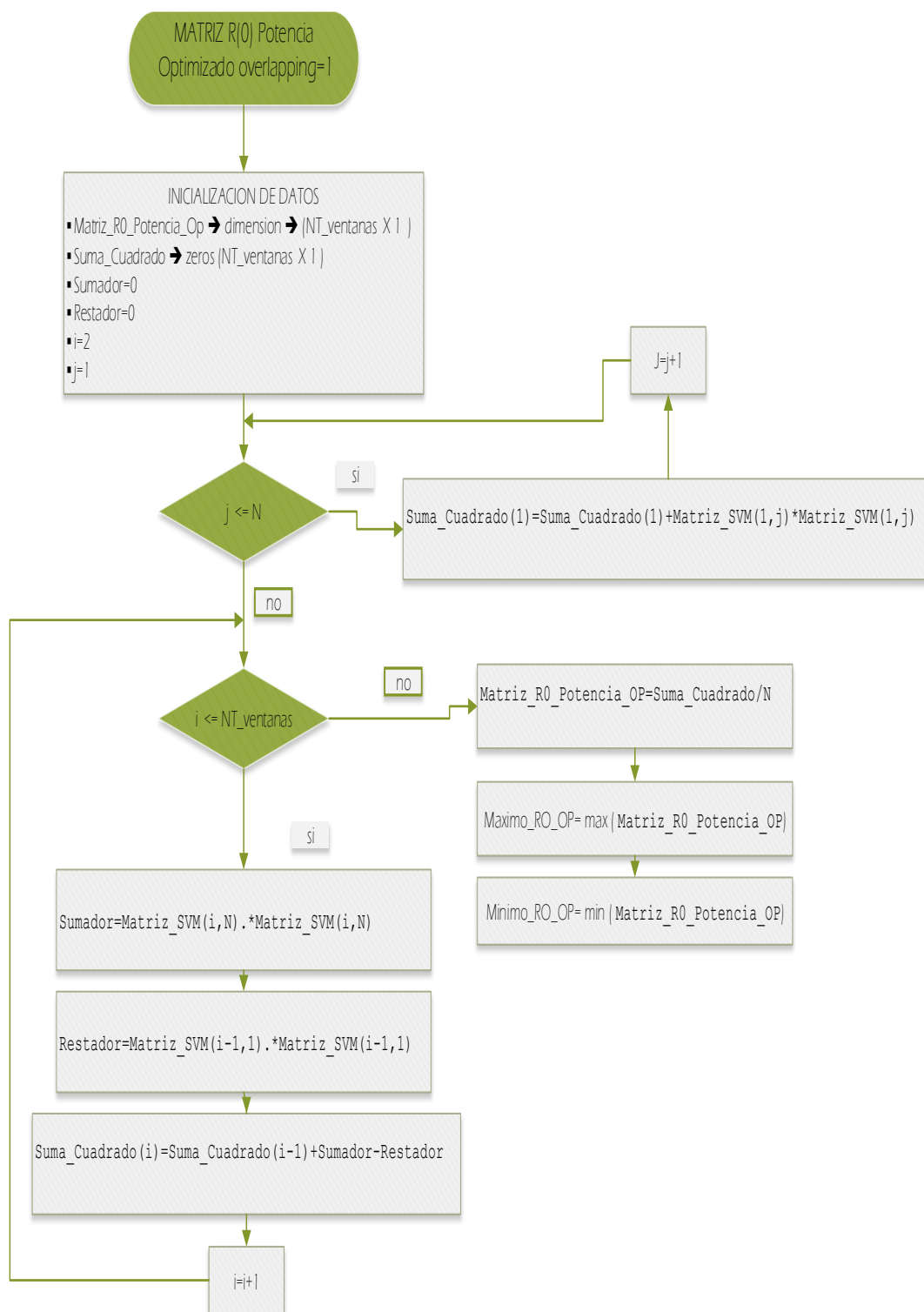


Figura 22. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz $r(0)$ con overlapping igual a uno.

Este algoritmo de recursividad se puede aplicar para la función de autocorrelación de atraso 1 y también para el cálculo del valor medio siempre y cuando el *overlapping* sea 1.

2.4.3 Resultados Gráficos de función de autocorrelación.

Gráficamente se puede representar los resultados del cálculo de los parámetros $r(0)$ y $r(1)$ obtenidos de la función de autocorrelación de atraso 0 y 1 respectivamente. Esta representación gráfica es una forma de modelar a la señal sísmica de un registro.

Los registros sísmicos de origen volcánico proporcionados por el IGEPN, cuentan aproximadamente con 120 000 muestras con una frecuencia de muestreo de 100 Hz.

El modelamiento de la señal sísmica parte de la representación gráfica de los valores de energía de las muestras de un registro versus el número de muestra al que corresponde cada valor. El número de muestras tiene su equivalente en tiempo al saber la frecuencia de su muestreo, es así que la representación gráfica a presentar esta desarrollada en el dominio del tiempo al convertir el número de muestra a su equivalente en el tiempo. Para la representación gráfica de la función de autocorrelación ya no se convierte número de muestra a tiempo sino número de ventana a su correspondiente número de muestra y luego a su equivalente en tiempo, es decir que se realizan dos conversiones que se presentaran en el punto 2.6.

A continuación se presentan gráficamente varias señales sísmicas de los registros facilitados.

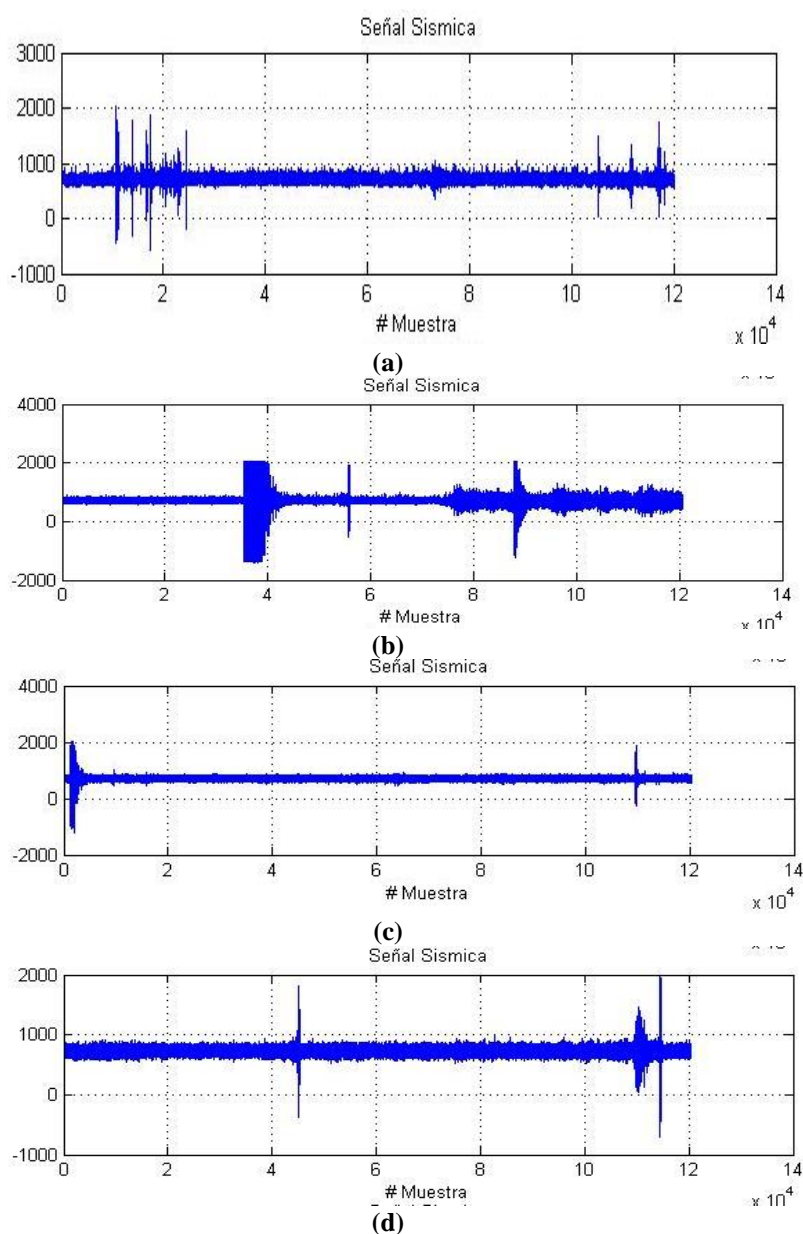


Figura 23. Señales Sísmicas.

En los algoritmos presentados de las funciones de autocorrelación los parámetros de N y *overlapping* son ajustables, lo que permite hacer una comparación de resultados para definir los valores más aceptables para el análisis de las señales sísmicas.

Se presentan a continuación las gráficas resultantes del procesamiento de la función de autocorrelación con diversa longitud de muestras en la ventana deslizante, con el fin de poder determinar un número N de muestras

que proporcione una fidelidad de resultados y una óptima velocidad de procesamiento en el análisis de la función de autocorrelación.

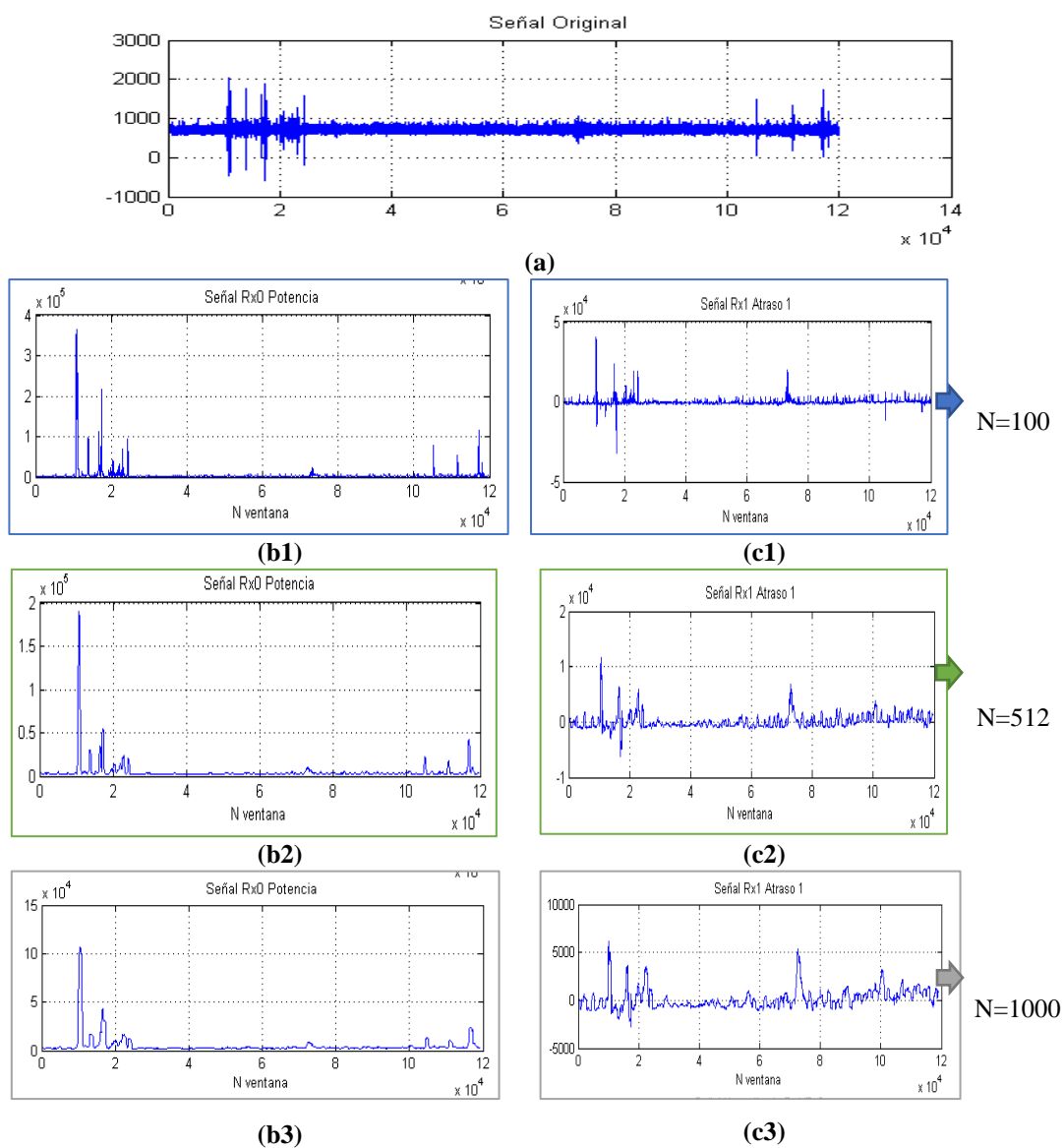


Figura 24. (a) Señal sísmica sin procesamiento, (b1) y (c1) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=100$, (b2) y (c2) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=512$, (b3) y (c3) representan $r(0)$ y $r(1)$ respectivamente para un $N=1000$.

La figura 24(a) es la señal sísmica de la que se parte para el análisis de los parámetros $r(0)$ y $r(1)$. Esta señal es llevada a la matriz inicial de datos con un *overlapping* igual a uno y con varios valores de N.

La intención de realizar el cálculo para varios valores de N es poder analizar qué valor se ajusta más al propósito de determinar parámetros repetitivos con la función de autocorrelación y así visualizar la localización de zonas de mayor concentración de densidad espectral de potencia que pueden involucrar eventos sísmicos VT o LP.

Analizando el caso de $N=1000$ la matriz inicial de datos de ventanas deslizantes tiene menor número de filas (menor número de ventanas deslizantes) pero mayor número de columnas lo que implica una menor velocidad de procesamiento del software en cada ventana, pero con un menor número final de datos de la matriz de función de autocorrelación, resultando una resolución gráfica de menor número de datos. Caso opuesto se presenta para un $N=100$ con una matriz de función de autocorrelación de mayor número de datos pero con una mayor dificultad de determinación de zonas de concentración de densidad espectral de potencia promedio. Para el caso de $N=512$ la determinación de zonas de interés es más visible y con una resolución media entre los dos casos anteriormente señalados.

Para $N>1000$ la velocidad de procesamiento aumenta y compromete también la fidelidad de resultados en el estudio del espectro de la señal que se presentará en el capítulo 3.

Las gráficas presentadas tienen todas un *overlapping* igual a 1, ya que el fin de un primer estudio de definición de longitud de ventana deslizante, busca una mayor fidelidad de resultados sin dejar de observar patrones de repetitividad que puede perderse al estudiar la matriz inicial con un *overlapping* mayor, un *overlapping* implica un deslizamiento de la ventana omitiendo un número M de muestras iniciales en cada ventana, si este valor

es muy grande se deja de considerar valores iniciales que pueden pertenecer a una zona de interés.

Con los resultados obtenidos, podemos llegar a definir que un $N=512$ proporciona una óptima velocidad de procesamiento de datos pero sobre todo la determinación de zonas de concentración de densidad espectral de potencia son más visibles y con una resolución formada de un número de datos muy cercana a la longitud inicial de muestras del registro.

Para una visualización de resultados obtenidos con las funciones de autocorrelación se presentan varios registros sísmicos con sus gráficas de $r(0)$ y $r(1)$. Los registros usados de ejemplos son del mes de abril y se disponen de 113 registros para este mes.

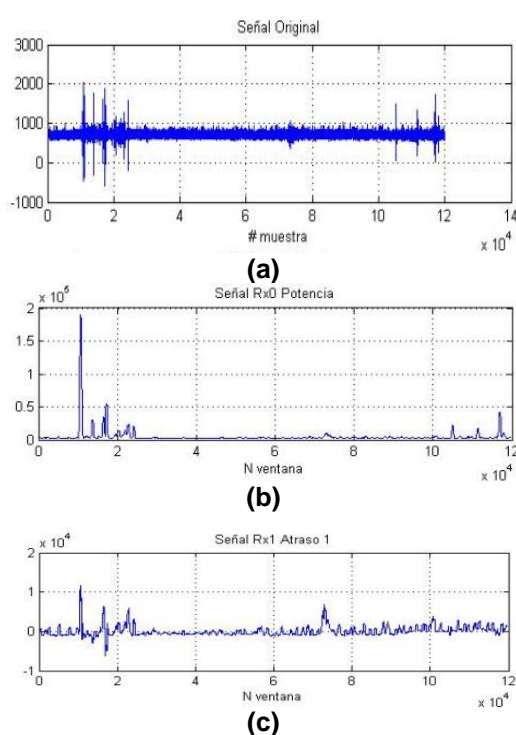


Figura 25. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$

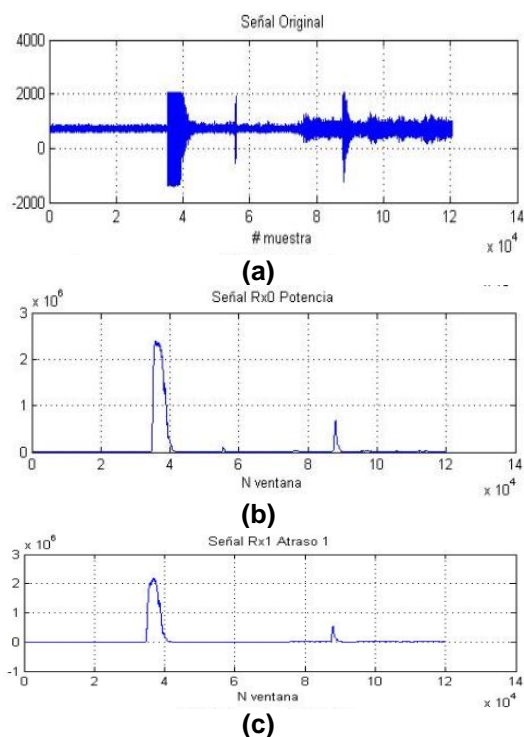


Figura 26. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$

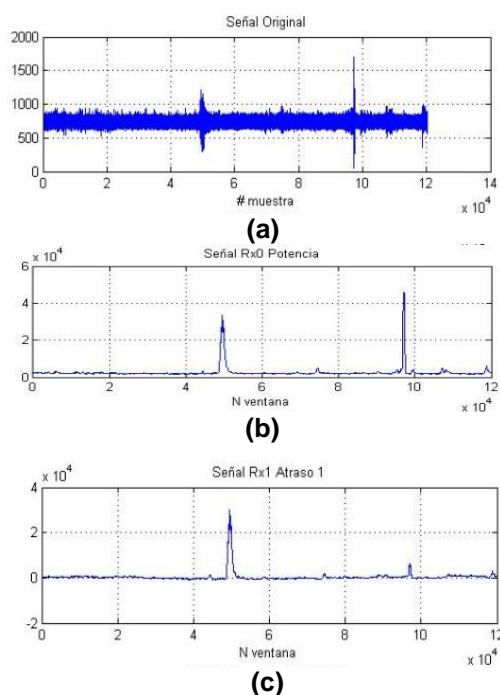


Figura 27. (a)Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$

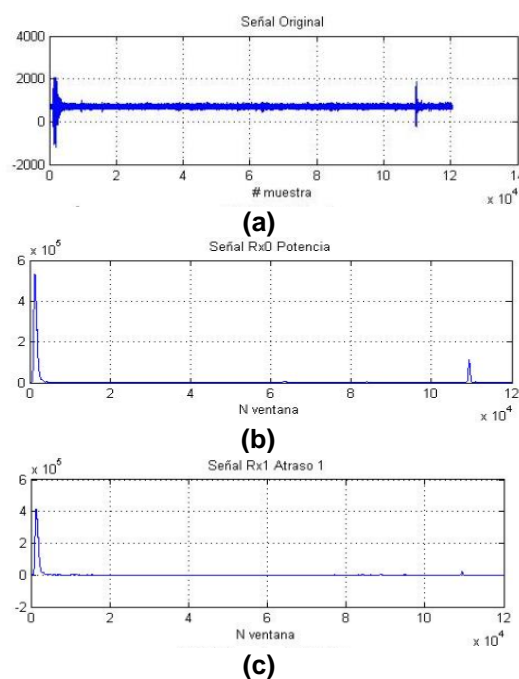


Figura 28. (a)Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$

2.4.4 Normalización en línea

Los parámetros calculados de la función de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ permiten definir un coeficiente de correlación ρ_1 , el mismo que se lo puede definir como una normalización dada por:

$$\rho_1 = \frac{r(1)}{r(0)} \quad (10)$$

La normalización en línea consiste en obtener un coeficiente ρ_1 de cada una de las ventanas deslizantes y proporcionar con esto una gráfica de relación entre los parámetros de atraso 0 y atraso 1.

Otra normalización que se plantea es la relación entre la autocorrelación $r(1)$ y el valor mínimo de $r(0)$.

$$\rho_{1\min} = \frac{r(1)}{\min(r(o))} \quad (11)$$

La relación entre la autocorrelación $r(1)$ y el valor máximo de $r(0)$ permite otra normalización dada por:

$$\rho_{1\max} = \frac{r(1)}{\max(r(o))} \quad (12)$$

Al obtener un coeficiente ρ_1 de cada ventana deslizante se puede representar gráficamente la relación en línea de los parámetros de autocorrelación.

El algoritmo de la normalización en línea se presenta a continuación en la figura 29.

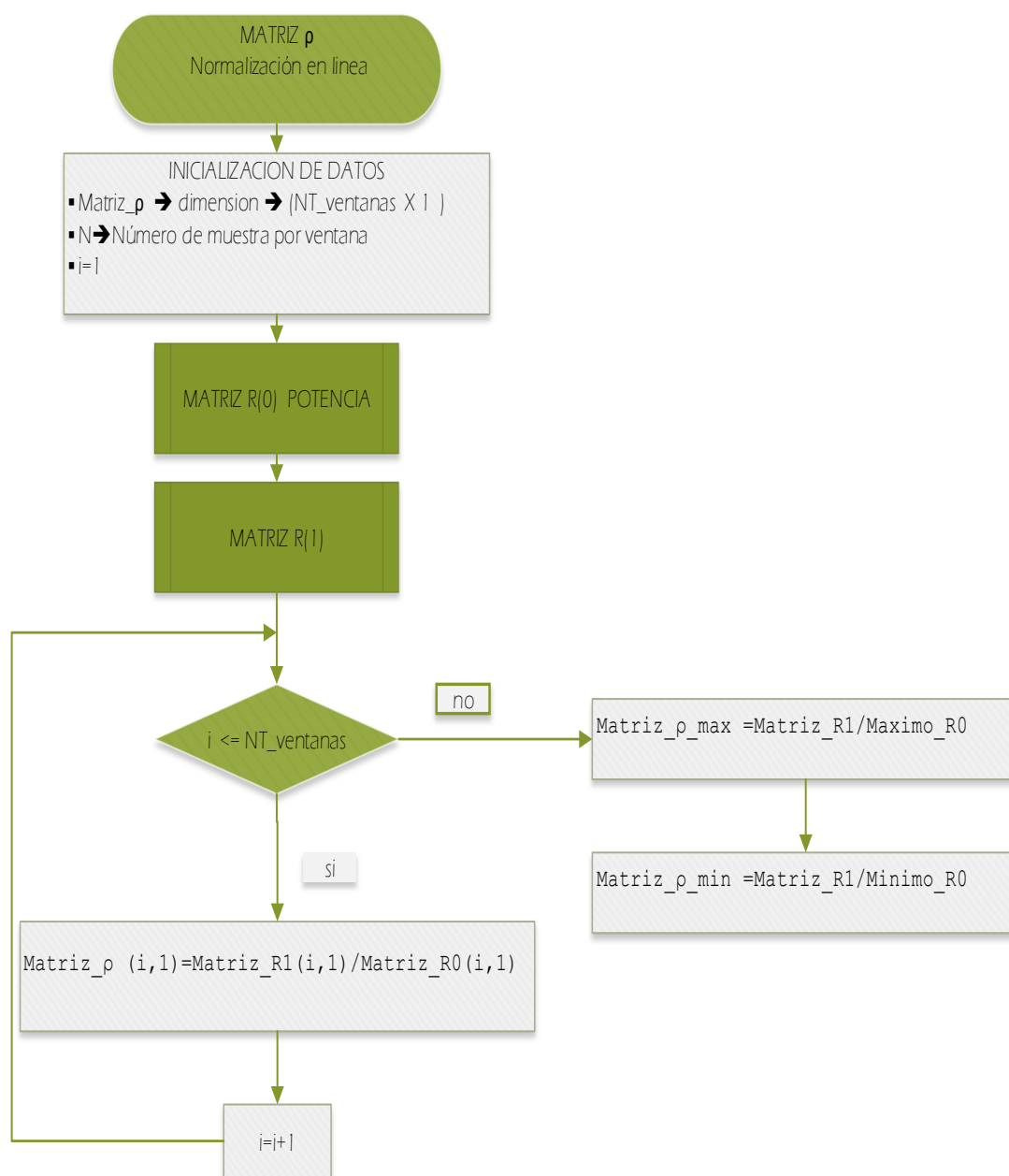
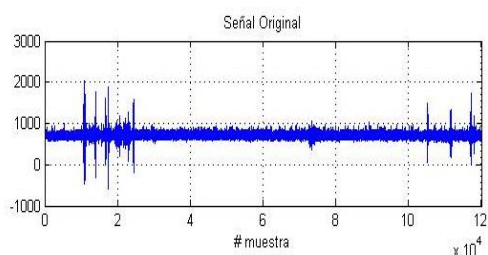


Figura 29. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz ρ

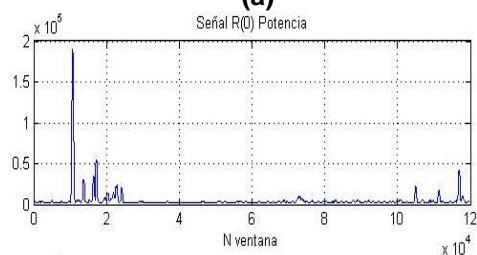
La normalización en línea presentada puede usar las funciones de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ optimizadas que utilizan los algoritmos de recursividad para un overlapping igual a 1.

2.4.5 Resultados Gráficos de Normalización en Línea

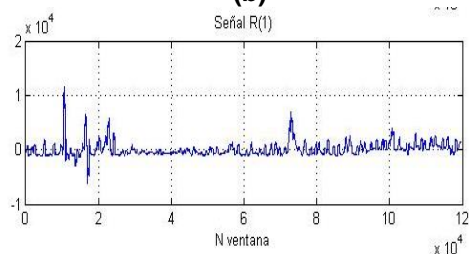
Bajo los procesos de normalización en línea se obtienen resultados gráficos que se presentan a continuación figuras 30, 31, 32 y 33.



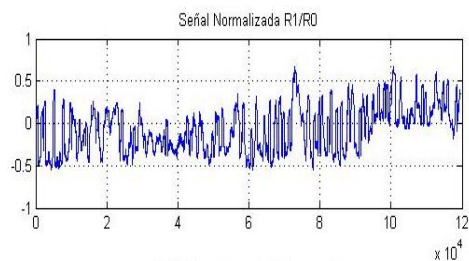
(a)



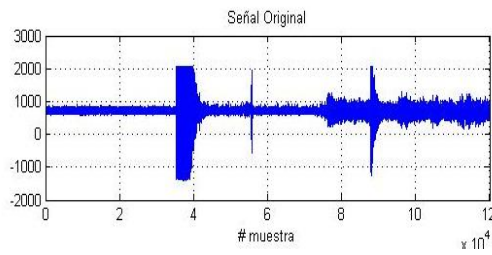
(b)



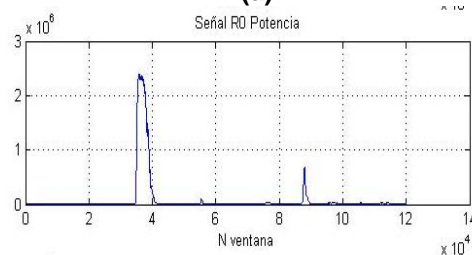
(c)



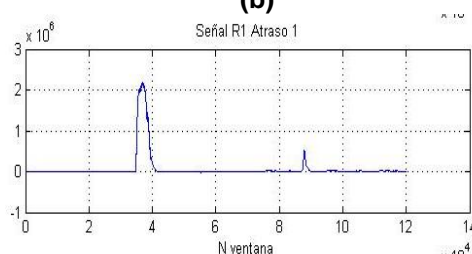
(d)



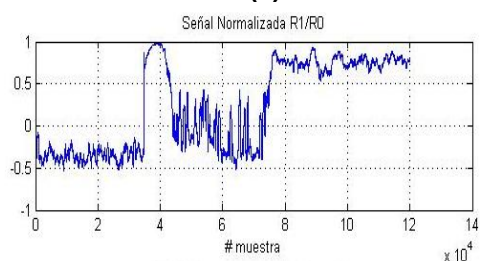
(a)



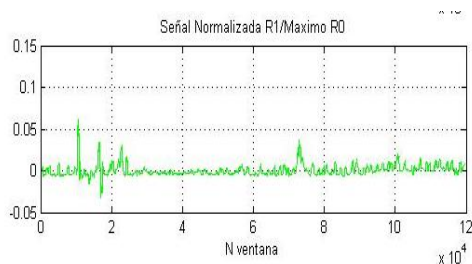
(b)



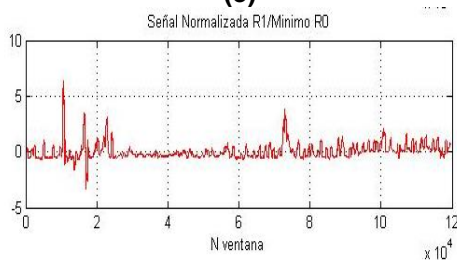
(c)



(d)

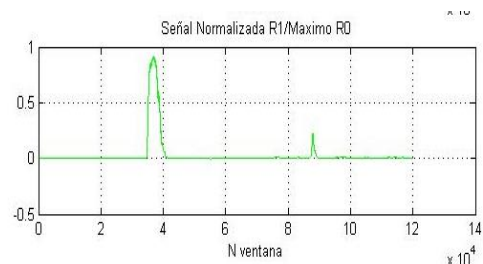


(e)

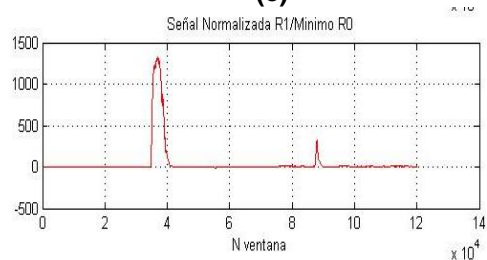


(f)

Figura 30. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1$, (e)normalización $p1maxi$, (f)normalización $p1min$

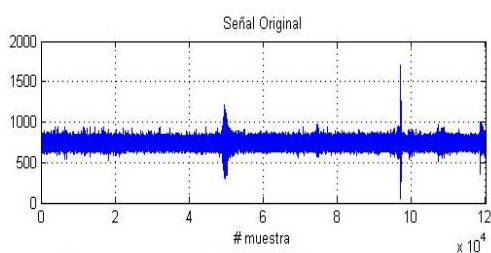


(e)

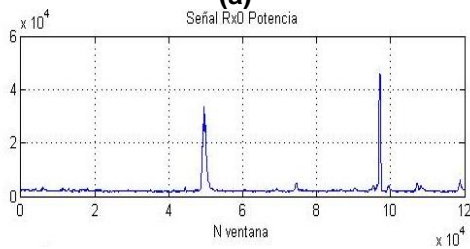


(f)

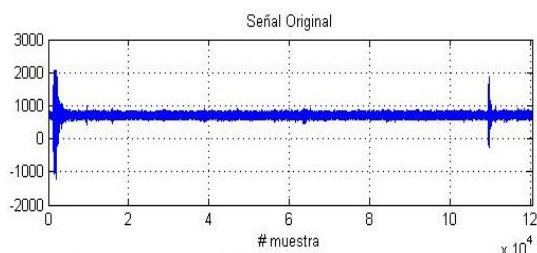
Figura 31. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1$, (e)normalización $p1maxi$, (f)normalización $p1min$



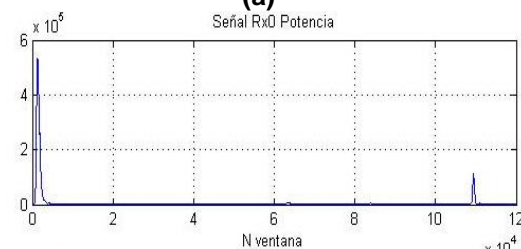
(a)



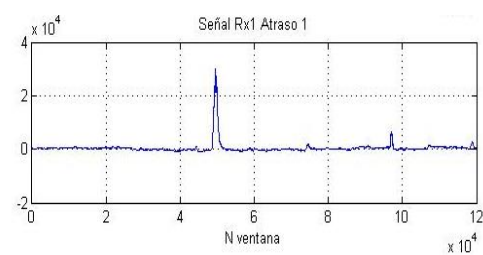
(b)



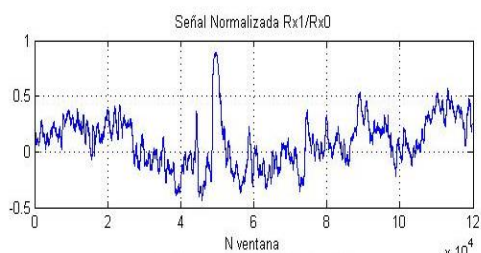
(a)



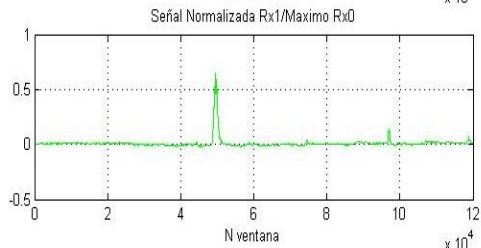
(b)



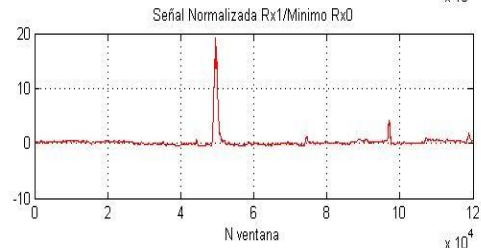
(c)



(d)

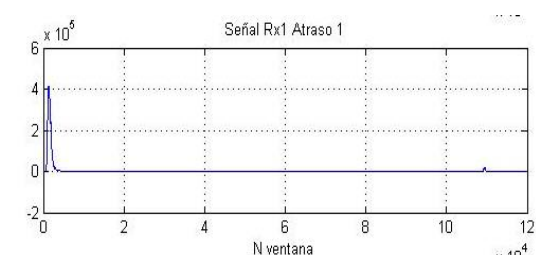


(e)

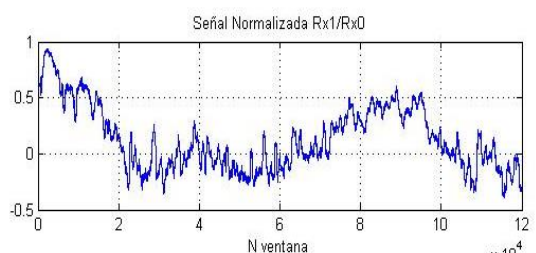


(f)

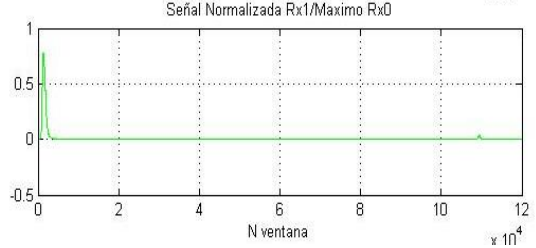
Figura 32. (a)Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1$, (e)normalización $p1maxi$, (f)normalización $p1min$



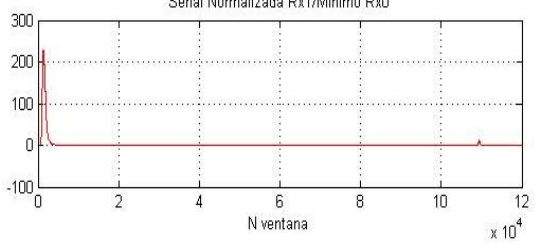
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 33. (a)Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1$, (e)normalización $p1maxi$, (f)normalización $p1min$

Analizando las figuras 30,31,32 y 33 se observa que las normalizaciones $p1max$ y $p1min$ son similares en su forma de onda y mantienen zonas de detección de eventos ubicados en el mismo rango de numero de ventanas, como ejemplo se toma la figura 32 en donde las gráficas e y f, que representan a $p1max$ y $p1min$ respectivamente, enuncian la presencia de un

evento ubicado aproximadamente entre las ventanas 48000 y 52000 y otra detección aproximadamente entre 96000 y 97000 ventanas, la primera detección tiene una duración de 4000 ventanas mientras que la segunda tiene una duración de 1000 ventanas, se denomina duración ya que el número de ventanas se deriva del número de muestras totales del registro sísmico que a su vez tiene una duración de 100 segundos, esta conversión se analizará más adelante. De esta manera con las funciones de autocorrelación $r(0)$ y $r(1)$ y las normalizaciones presentadas se realiza una primera detección de eventos a lo largo del tiempo.

2.4.6 Normalización Adaptativa

La normalización adaptativa consiste en relacionar la función de autocorrelación $r(1)$ obtenida anteriormente de cada una de las ventanas deslizantes creadas, con un nuevo parámetro de función de autocorrelación $r(0)_{ad}$ obtenido de ventanas deslizantes que para este análisis se crearon sin *overlapping*.

La obtención de las ventanas deslizantes sin *overlapping* se consigue mediante el proceso presentado en a la siguiente figura 34.

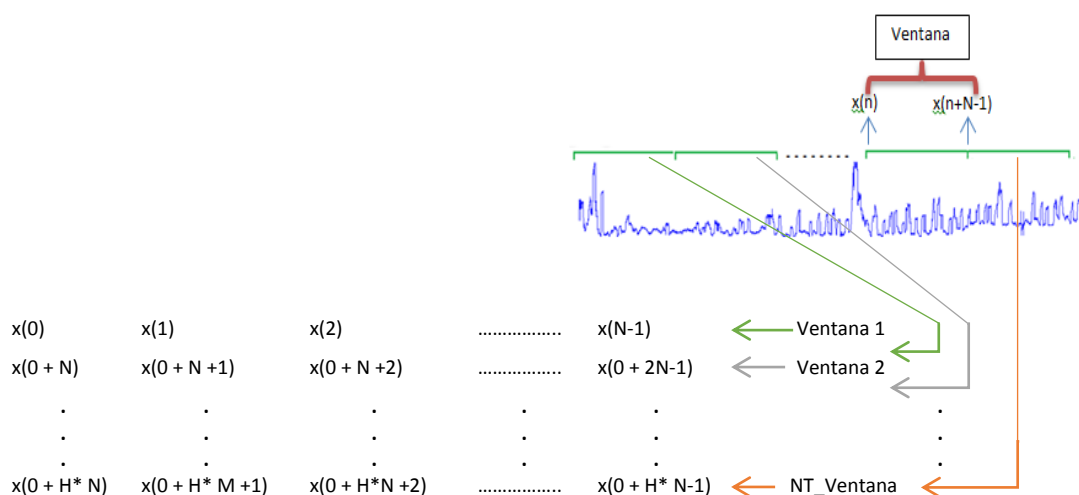


Figura 34. Procesamiento de la señal sísmica por medio de ventanas deslizantes sin overlapping

Donde N es el número de muestras por ventana y H es el número posible de ventanas deslizantes a crear. H se obtiene de dividir el número total de muestras del registro para el número de muestras de la nueva ventana deslizante.

Se escoge un N para estas nuevas ventanas deslizantes mayor a 512 lo que devuelve un menor número de ventanas deslizantes creadas para el cálculo de la función de autocorrelación $r(0)$, disminuyendo de esta manera la resolución de la gráfica de $r(0)_{ad}$, y provocando que la relación entre $r(1)$ (parámetro calculado en el proceso anterior con ventanas deslizantes con overlapping) y el nuevo $r(0)_{ad}$ (obtenido del proceso con ventanas deslizantes sin overlapping) sea adaptativo.

La Normalización adaptativa viene definida por:

$$\rho_{1adap} = \frac{r(1)}{r(0)_{adap}} \quad (13)$$

Esta adaptación se la señala mediante el siguiente diagrama de flujo, figura 35.

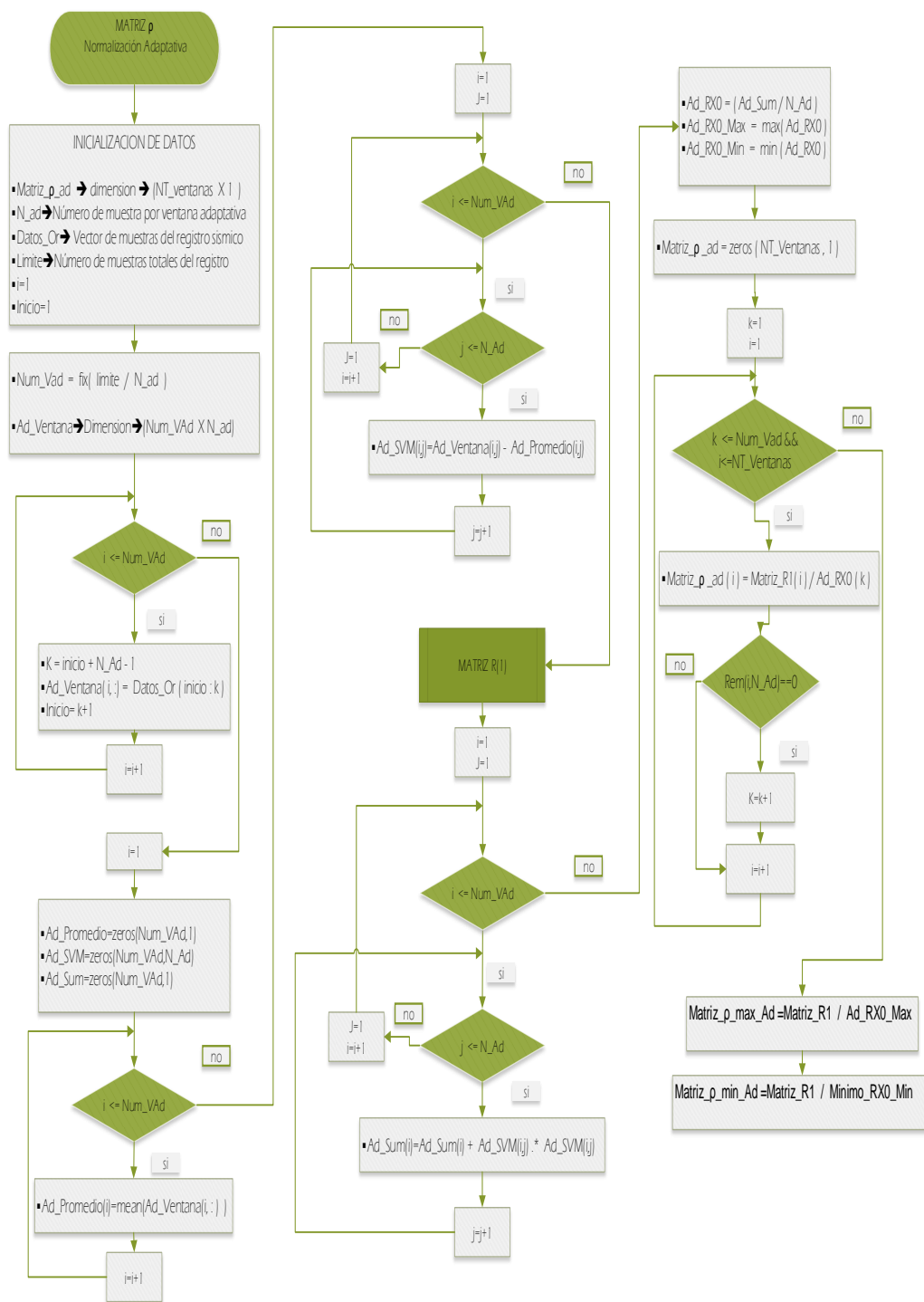


Figura 35. Diagrama de flujo de algoritmo para obtener Matriz p1 adaptativa.

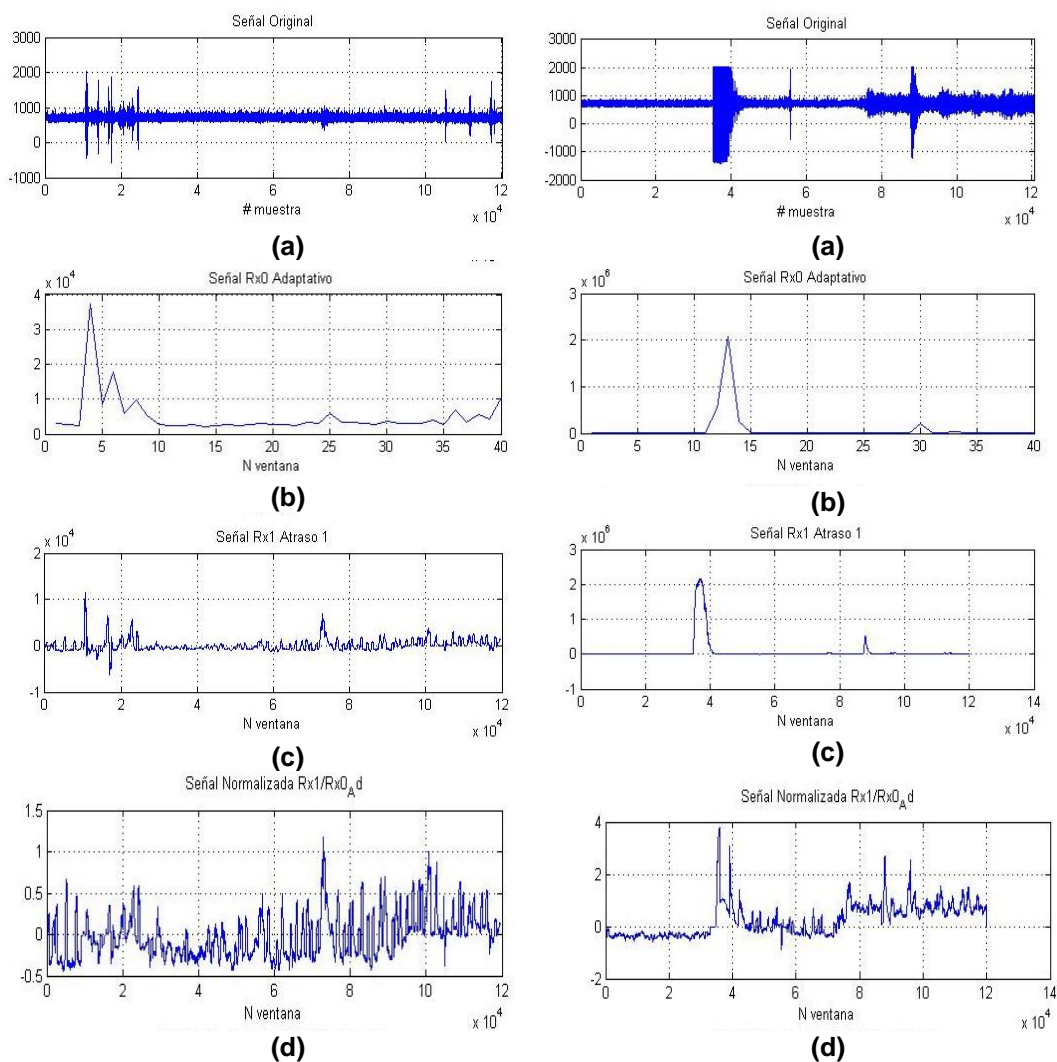
Se obtiene además de la normalización ρ_{1adap} , una normalización que relaciona $r(1)$ con el valor máximo y mínimo del parámetro $r(0)_{adap}$.

$$\rho_{1max_ad} = \frac{r(1)}{\max(r(0)_{adap}} \tag{14}$$

$$\rho_{1\min_ad} = \frac{r(1)}{\min(r(o)_{adap})} \quad (15)$$

2.4.7 Resultados Gráficos de Normalización Adaptativa

Los registros sísmicos analizados anteriormente con una normalización en línea, ahora son presentados gráficamente con la Normalización adaptativa en las figuras 36,37,38 y 39.



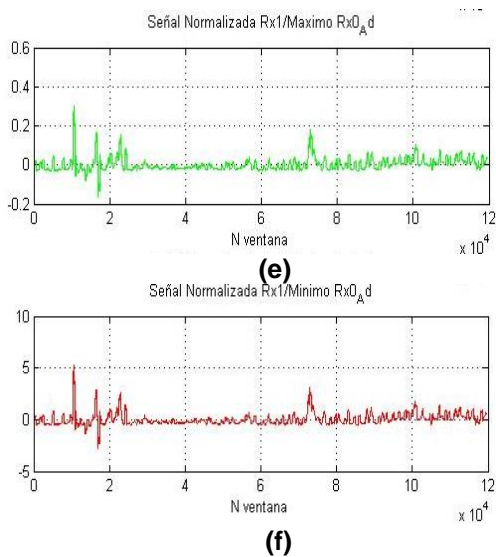


Figura 36. (a)Registro sísmico 1 abril, (b) función r(0)_adaptativa y (c) función r(1) , (d) normalización p1_ad, (e)normalización p1max_ad, (f)normalización p1min_ad

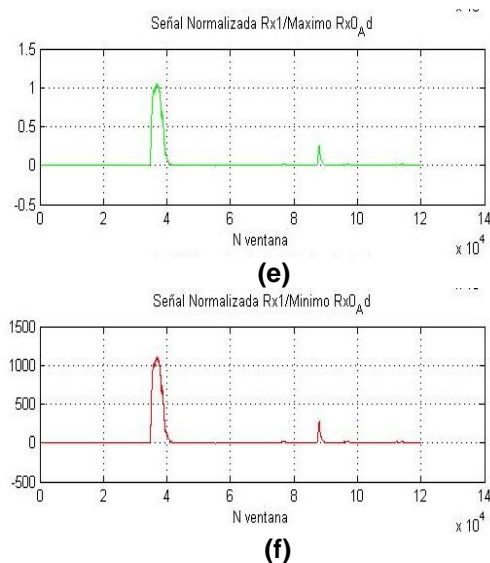
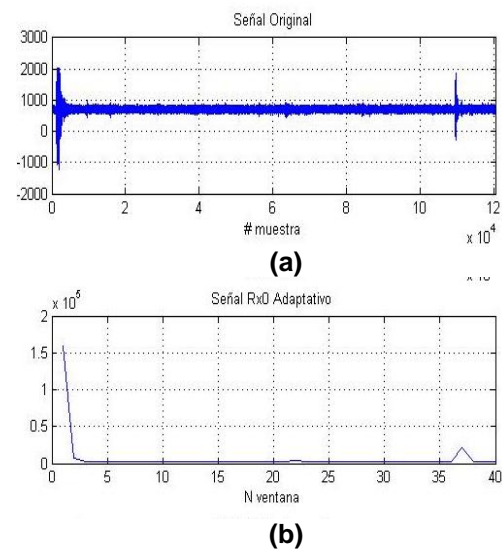
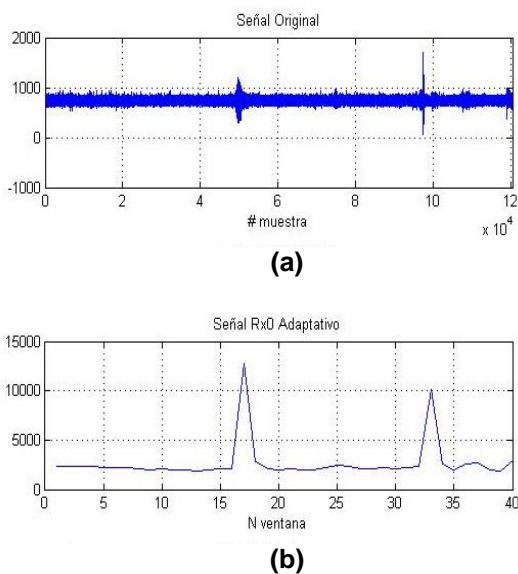


Figura 37. (a)Registro sísmico 20 abril, (b) función r(0)_adaptativa y (c) función r(1) , (d) normalización p1_ad, (e)normalización p1max_ad, (f)normalización p1min_ad



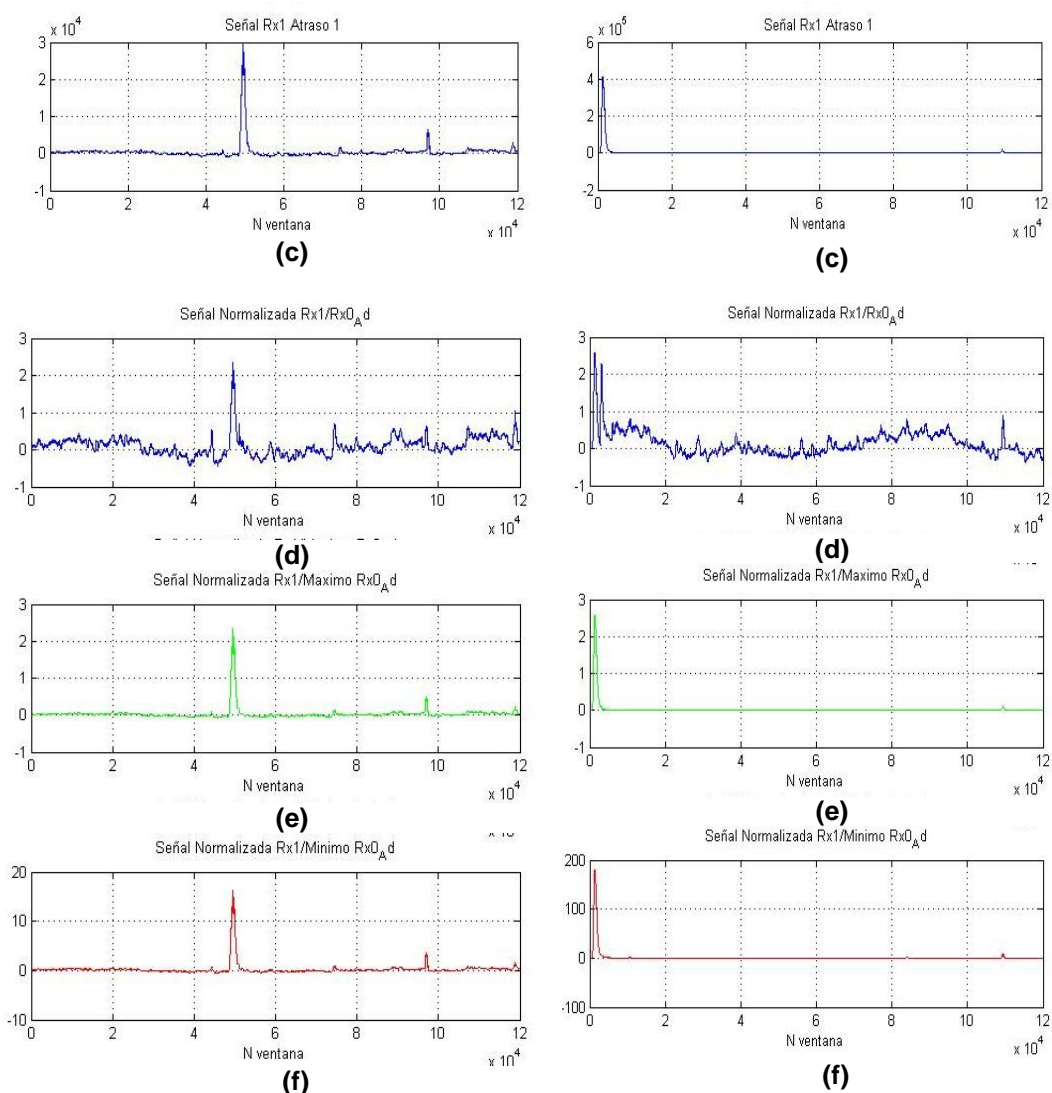


Figura 38. (a) Registro sísmico 70 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1_ad$, (e)normalización $p1max_ad$, (f)normalización $p1min_ad$

Figura 39. (a) Registro sísmico 102 abril, (b) función $r(0)$ _adaptativa y (c) función $r(1)$, (d) normalización $p1_ad$, (e)normalización $p1max_ad$, (f)normalización $p1min_ad$

La normalización adaptativa muestra resultados similares a los presentados en la normalización en línea, esto se puede observar en las gráficas de $p1max_ad$ y las de $p1maxi$ o entre las $p1min_ad$ y las $p1max_ad$ donde la presencia de eventos se localiza en el mismo rango de ventanas, para una visualización más clara se presentan las comparaciones de las normalizaciones.

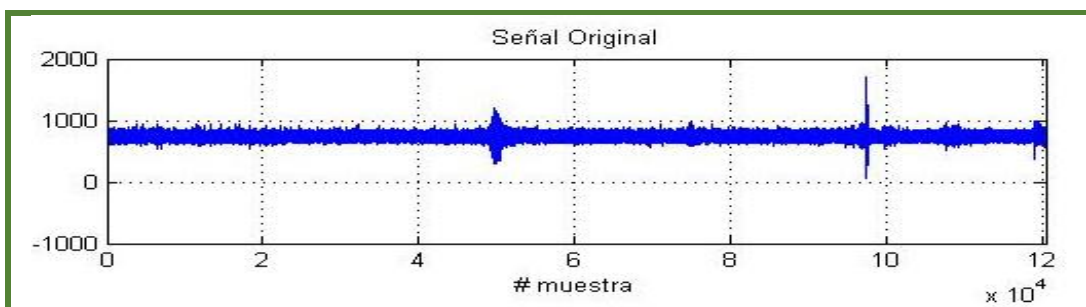


Figura 40. Registro Sísmico 70 abril

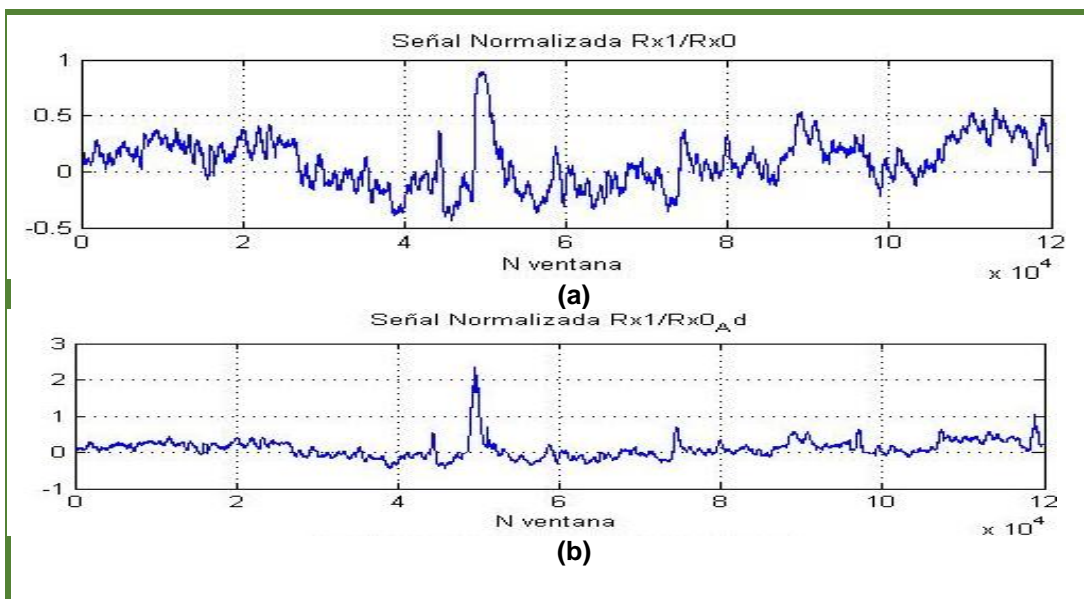


Figura 41. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización $r1/r0$ en línea, (b) Normalización $r1/r0$ adaptativa

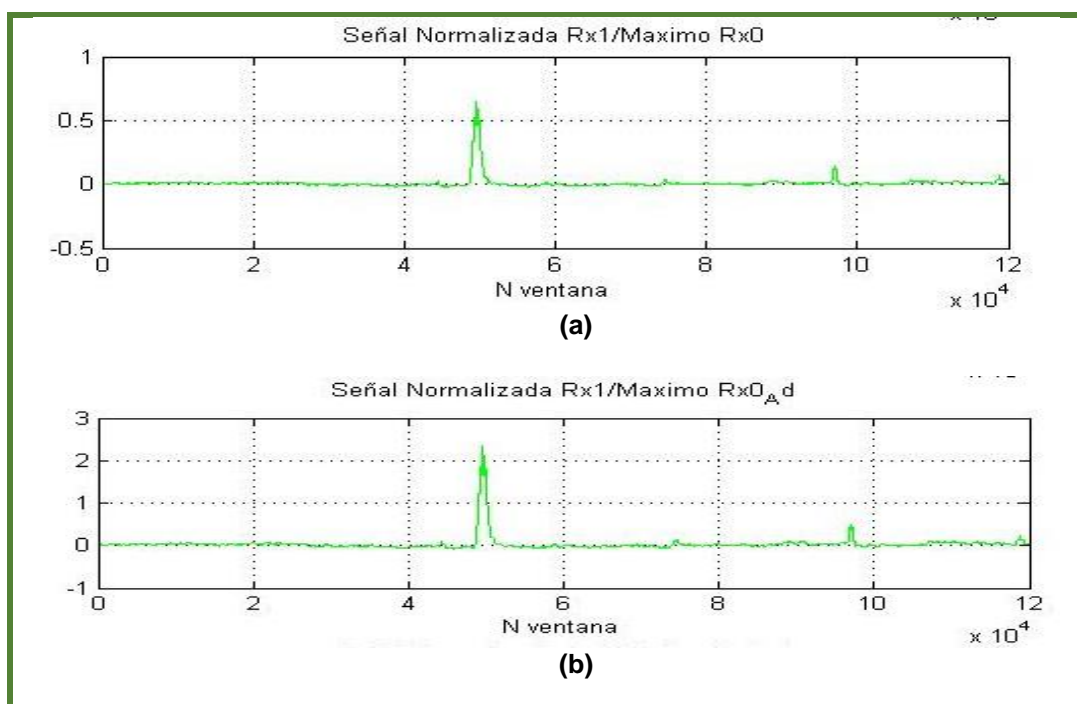


Figura 42. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización $r1/\max r0$ en línea, (b) Normalización $r1/\max r0$ adaptativa

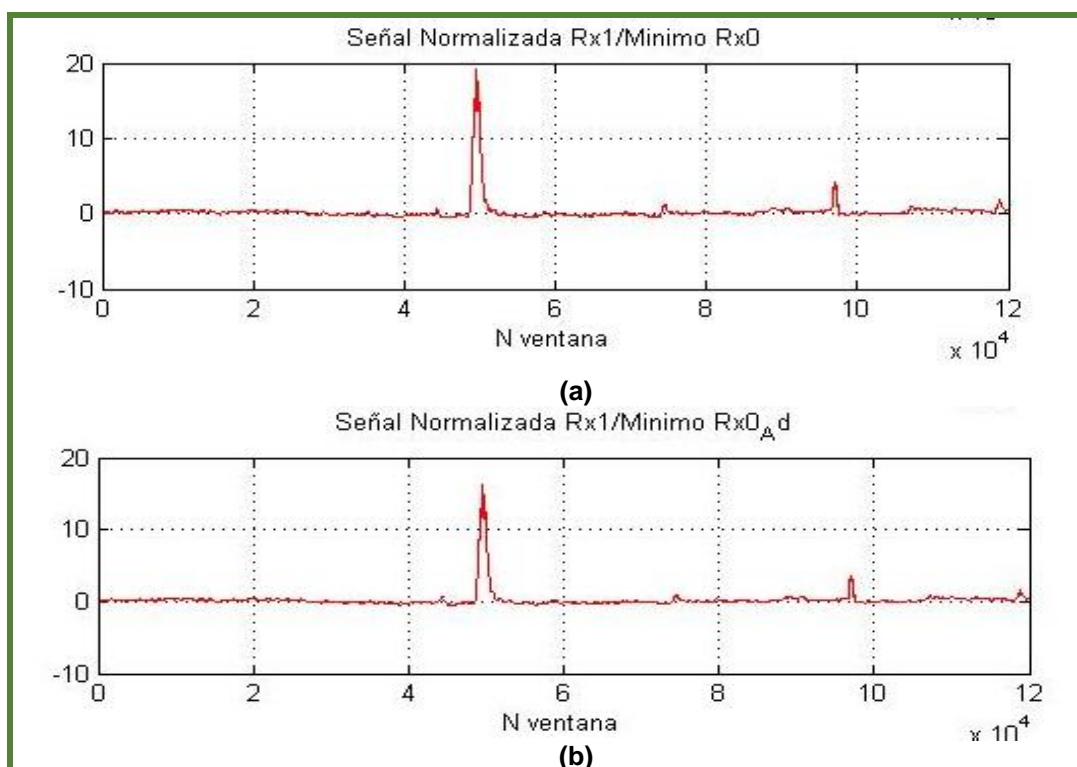


Figura 43. Normalizaciones del Registro Sísmico 70 abril. (a) Normalización $r1/\min r0$ en línea, (b) Normalización $r1/\min r0$ adaptativa

En las gráficas presentadas en las figuras 41,42,43 se observan las similitudes de detección de eventos para las dos normalizaciones, sin embargo se visualiza que la normalización $r1/r0$ presenta una mejor detección si esta es adaptativa, esto se observa claramente en la figura 41 donde (b) presenta menor número de picos falsos que (a).

Para una observación más clara se presentan las visualizaciones de $p1$ en línea y adaptativa de los registros que se han analizado.

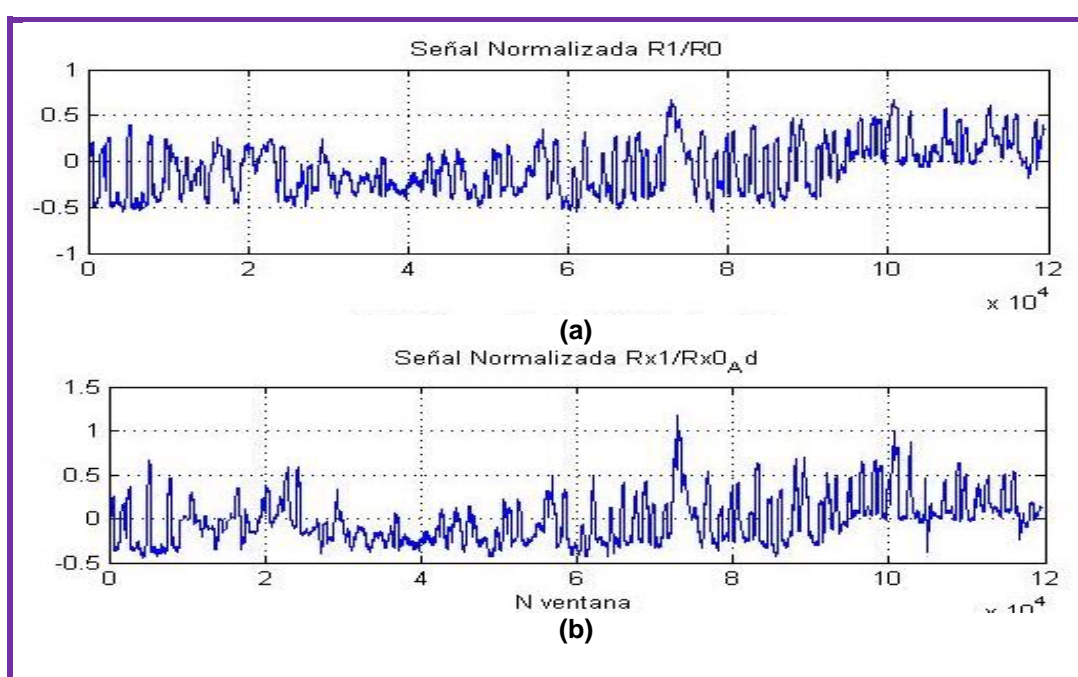
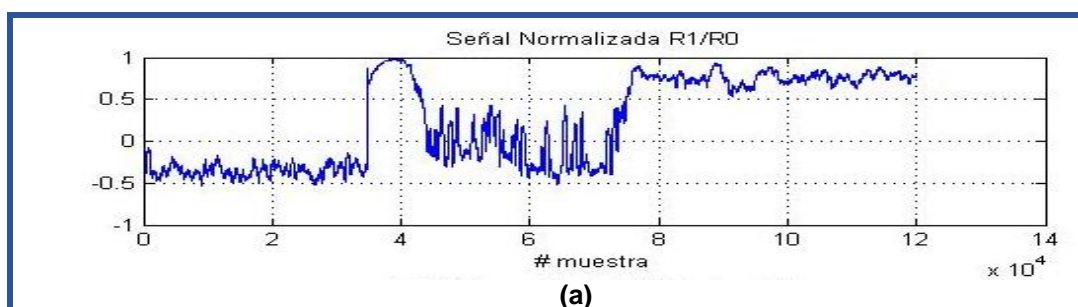


Figura 44. Normalizaciones para el registro sísmico 1 abril. (a) Normalización $p1$ en línea , (b) Normalización $p1$ adaptativa



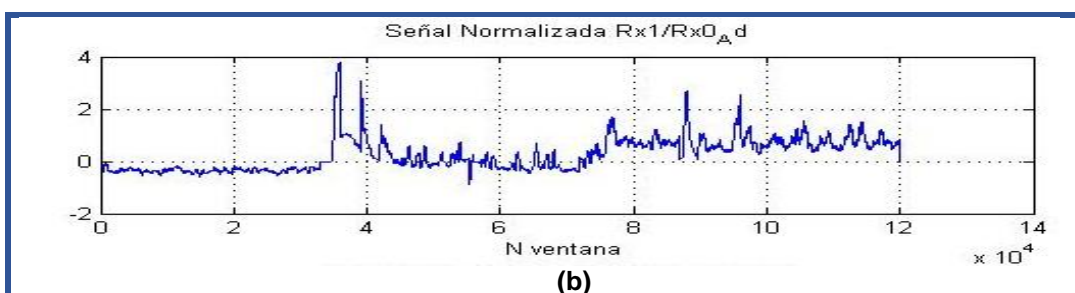


Figura 45. Normalizaciones para el registro sísmico 20 abril. (a) Normalización ρ_1 en línea , (b) Normalización ρ_1 adaptativa

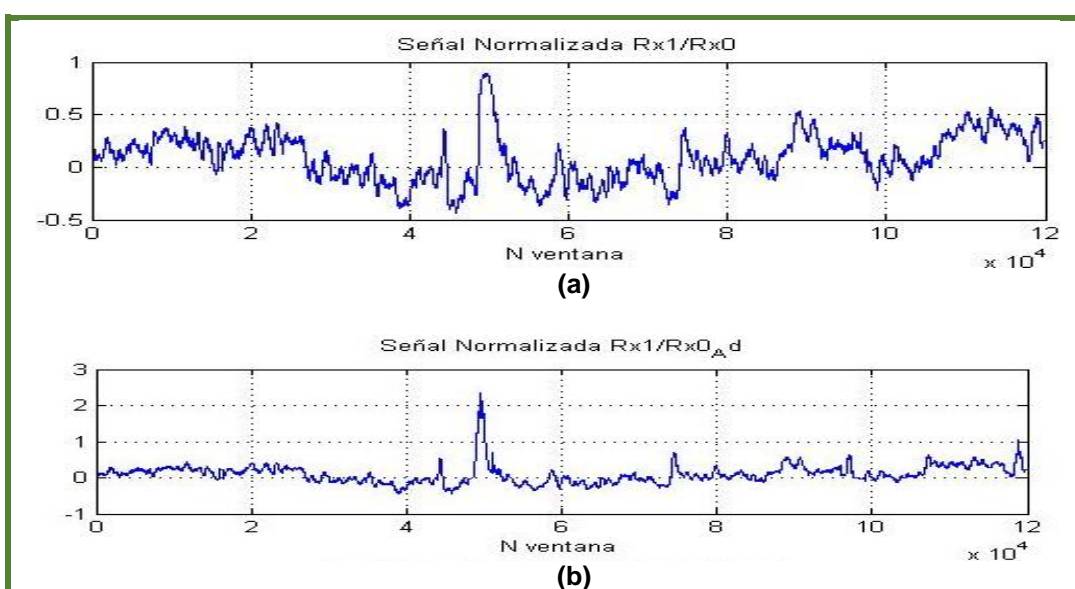
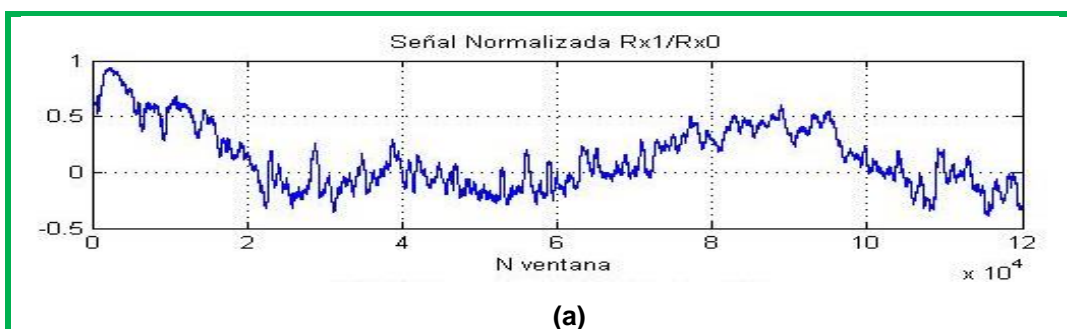


Figura 46. Normalizaciones para el registro sísmico 70 abril. (a) Normalización ρ_1 en línea , (b) Normalización ρ_1 adaptativa



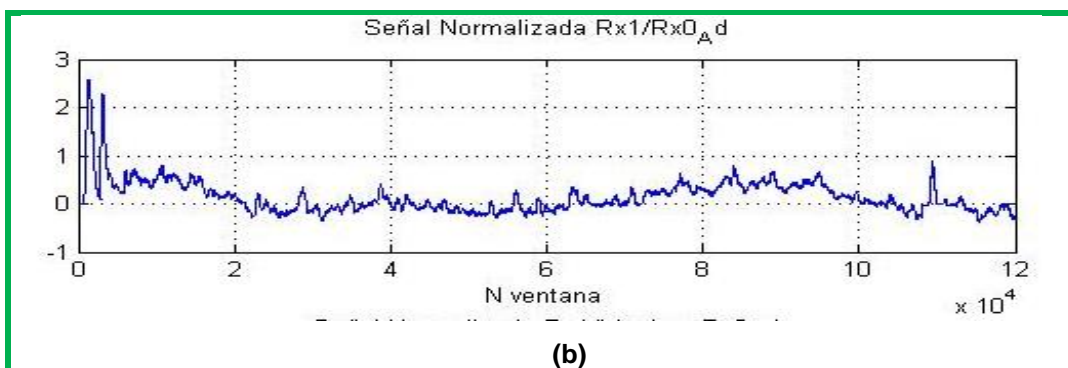


Figura 47. Normalizaciones para el registro sísmico 102 abril. (a) Normalización $p1$ en línea, (b) Normalización $p1$ adaptativa

Las figuras 44, 45, 46, 47 muestran una mejor detección de eventos con una normalización adaptativa para el caso de $p1$. La presencia de picos son menores en las normalizaciones adaptativas presentadas, además de que existe una mejor comparación de detección con las normalizaciones $p1_{max}$ y $p1_{min}$.

Se llega a definir que las detecciones de eventos mediante $p1_{max}$ y $p1_{min}$ son similares para una normalización en línea o adaptativa, y que para el caso de detección de eventos con $p1$ los mejores resultados se obtienen con una normalización adaptativa.

2.5 ANALISIS DE UMBRAL

El procesamiento de detección de eventos a través de las normalizaciones en línea $p1_{max}$ y $p1_{min}$ y las normalizaciones adaptativas $p1_{max_ad}$ y $p1_{min_ad}$, permite una detección en base a la maximización de presencia de eventos y minimización de ausencia de estos.

Con el propósito de definir el inicio y fin de cada zona detectada se plantean procesamientos de definición de umbrales, los mismos que se definen en los puntos a continuación.

2.5.1 Procesador y Umbral CFAR

Al procesador de detección presentado en la figura 12 se añade un procesador CFAR (Constant False Alarm Rate) a las salidas de cada uno de las normalizaciones en línea y adaptativas. Este procesador está basado en algoritmos adaptativos usados en procesadores de señales de radar (Jaramillo, León, Lara, Benitez, & Ruiz, Caracterización de señales sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando estimadores espectrales clásicos y de máxima entropía, 2014).

Se ha adaptado la detección de blancos de los sistemas de radar a la detección de eventos sísmicos en la investigación. La detección consiste en estimar un ruido de fondo alrededor de cada una de las muestras obtenidas de las normalizaciones en línea y adaptativas.

El estudio se realiza muestra por muestra, para esto se calcula la potencia de un conjunto de muestras ubicadas a la derecha e izquierda de la muestra actual en estudio e ignorando las muestras inmediatamente adyacentes.

La potencia calculada del conjunto derecho e izquierdo a la muestra de estudio es promediada y restada de la potencia de la muestra actual en estudio, la ecuación del procesamiento descrito se presenta en la ecuación (16).

(16)

$$C_{(n)} = a(n) - \frac{\sum_{i=n-(k+m)}^{n-m-1} |a(i)|^2 + \sum_{i=n+m+1}^{n+m+k} |a(i)|^2}{2k}$$

Donde m es el número de muestras inmediatamente adyacentes a la muestra de estudio, k el número de muestras ubicadas a la derecha o izquierda de la muestra en estudio, a representa la señal de normalización que puede ser ρ_1 , ρ_{1max} , ρ_{1min} , ρ_{1ad} , ρ_{1max_ad} ó ρ_{1min_ad} , y C es el

resultado del procesamiento CFAR, es así que para cada señal de normalización se tendría un resultado del procesador CFAR como se presenta a continuación:

$C\rho_1$ cuando a es ρ_1
 $C\rho_{1max}$ cuando a es ρ_{1max}
 $C\rho_{1min}$ cuando a es ρ_{1min}
 $C\rho_{1ad}$ cuando a es ρ_{1ad}
 $C\rho_{1admax}$ cuando a es ρ_{1max_ad}
 $C\rho_{1admin}$ cuando a es ρ_{1min_ad}

Este resultado nos permite corroborar las detecciones obtenidas mediante las normalizaciones en línea y adaptativa.

El procesador de detección incluido el procesador CFAR quedaría de la siguiente manera para el caso de la normalización en línea, como se puede apreciar en la figura 48:

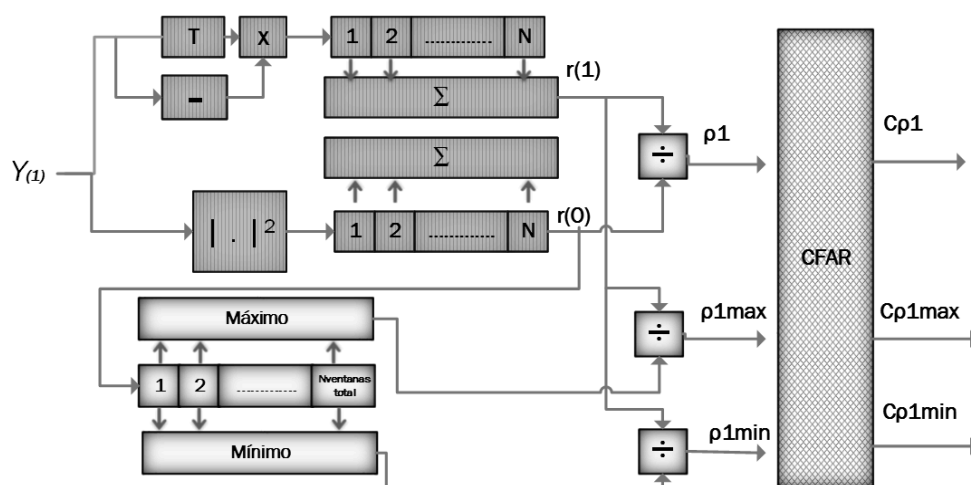
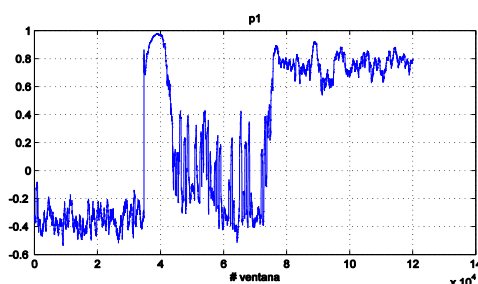


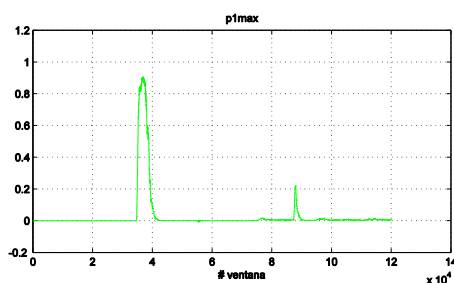
Figura 48. Procesador de detección con procesador CFAR

Para presentar los resultados de detección del procesador CFAR se analiza un registro sísmico del mes de abril, por motivos de ejemplificación se denomina a este registro, registro prueba.

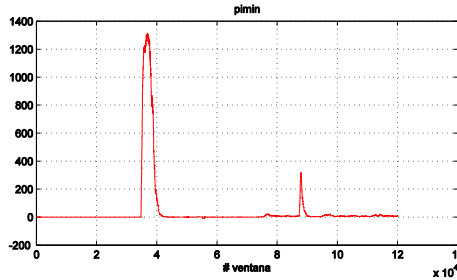
En las figuras 49 y 50 se presentan los resultados de las normalizaciones en línea y el procesador CFAR con el propósito de realizar una comparación de los detectores.



(a)

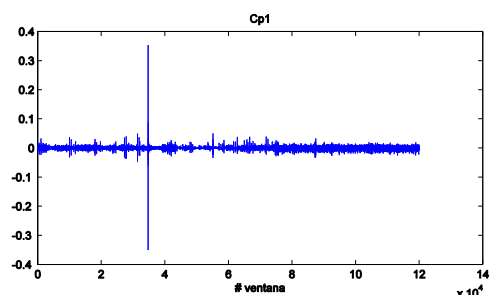


(b)

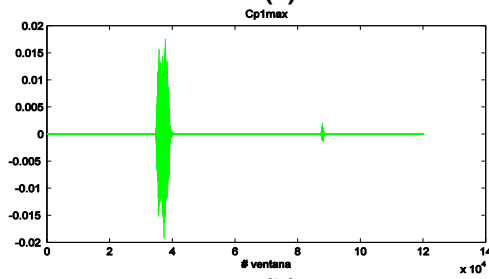


(c)

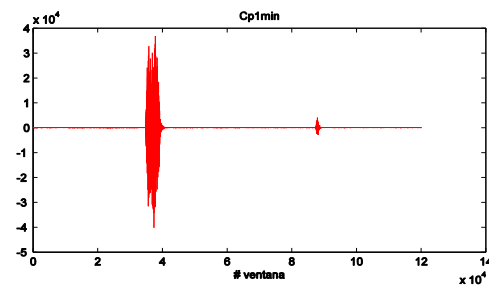
Figura 49. (a) Normalización p_1 , (b) normalización p_{1max} , (c) normalización p_{1min}



(a)



(b)



(c)

Figura 50. (a) Normalización C_{p1} , (b) normalización C_{p1max} , (c) normalización C_{p1min}

Los resultados obtenidos después del procesador CFAR permiten corroborar los resultados de zonas de detección ya que la presencia de señal en los resultados CFAR marca la maximización de eventos y la minimización total de la ausencia de estos. De igual manera las detecciones

de normalizaciones con máximos y mínimos presentan mejores resultados que la normalización p_1 .

En el caso de los resultados del procesador CFAR para las normalizaciones adaptativas es similar, con mejor detección para p_{1max_ad} y p_{1min_ad} que para p_{1_ad} , estos resultados gráficos se pueden observar en las siguientes figuras 51 y 52.

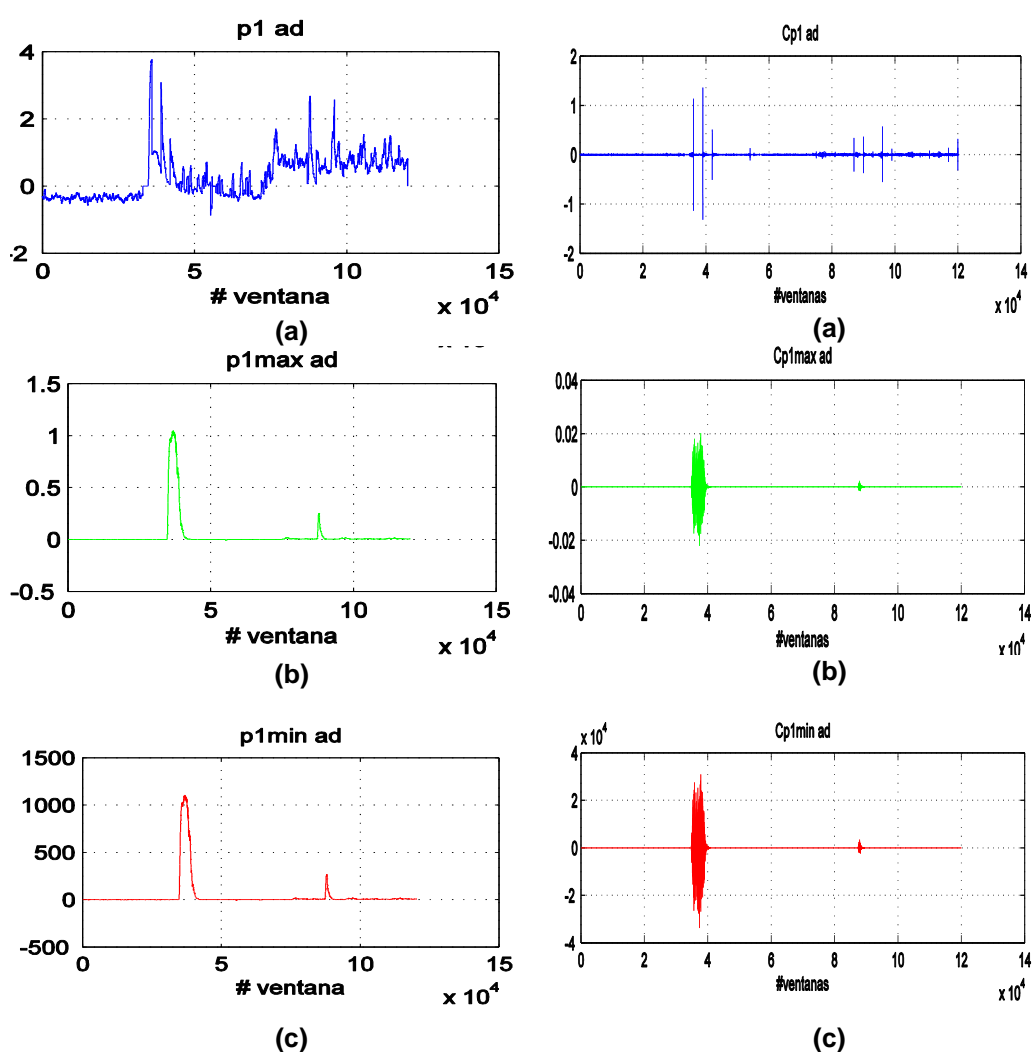


Figura 51. (a) Normalización p_{1_ad} ,
(b) normalización p_{1max_ad} , (c)
normalización p_{1min_ad}

Figura 52. a) Normalización
 $Cp1_ad$, (b) normalización $Cp1max_ad$,
(c) normalización $Cp1min_ad$

Se presenta además del procesador CFAR, una detección de umbral considerando que las muestras de las señales de detección de las normalizaciones en línea y adaptativas, tienen densidades de probabilidad Rayleigh.

La función de densidad de probabilidad está dada por:

$$F_{(xj)} = \frac{xj}{\alpha^2} * \exp\left(\frac{-xj^2}{2*\alpha^2}\right); xj \geq 0 \quad (17)$$

Donde xj es el valor absoluto de la señal de detección a analizar que pueden ser $\rho_1, \rho_{1max}, \rho_{1min}, \rho_{1ad}, \rho_{1max_ad}$ ó ρ_{1min_ad} .

Su varianza $\sigma_{(xj)}^2$ y su esperanza $E[(xj)]$ se expresan mediante las ecuaciones (18) y (19) respectivamente:

$$\sigma_{(xj)}^2 = \left(2 - \frac{\pi}{2}\right) * \alpha^2 \quad (18)$$

$$E[(xj)] = \sqrt{\frac{\pi}{2}} * \alpha \quad (19)$$

Para el cálculo de la variable α , se determina primero la varianza de la señal de detección mediante la ecuación (20).

$$S^2 = \frac{1}{NT_ventanas} * \sum_{j=1}^{NT_ventana} (x_j - \bar{x})^2 \quad (20)$$

Remplazando S^2 en la ecuación (18) y despejando la variable α se tiene:

$$\alpha^2 = S^2 \left(\frac{2}{4 - \pi}\right) \quad (21)$$

Con estas ecuaciones se integra la función de densidad de la ecuación (17) con límites superior e inferior que nos permitan conocer el umbral de la

señal de detección según un valor de integración seleccionado. Se define la integración en la siguiente ecuación:

$$\int_{Th}^{\infty} \frac{x_j}{\alpha^2} * \exp\left(\frac{-x_j^2}{2*\alpha^2}\right) = \text{valor_int} \quad (22)$$

Despejando el umbral se tiene:

$$Th = \sqrt{-2 * \alpha^2 * \ln(\text{valor_int})} \quad (23)$$

Este umbral Th permite determinar el inicio y fin de las zonas de detección de eventos que se obtienen de las señales de detección de normalización en línea o adaptativa. Además con el valor de umbral presentado se puede establecer una detección automática que se estudiará en el punto 2.6

2.5.2 Umbral Universal

Otro método planteado para la determinación de inicio y fin de las zonas detectadas, es el umbral universal definido mediante la ecuación (24)

$$Thu = S * \sqrt{2 * \log(N_{total_ventanas})} \quad (24)$$

Donde S es la desviación estándar de las muestras de las señales de detección de las normalizaciones en línea o adaptativas y $N_{total_ventanas}$ es el número total de muestras de las señales a analizar

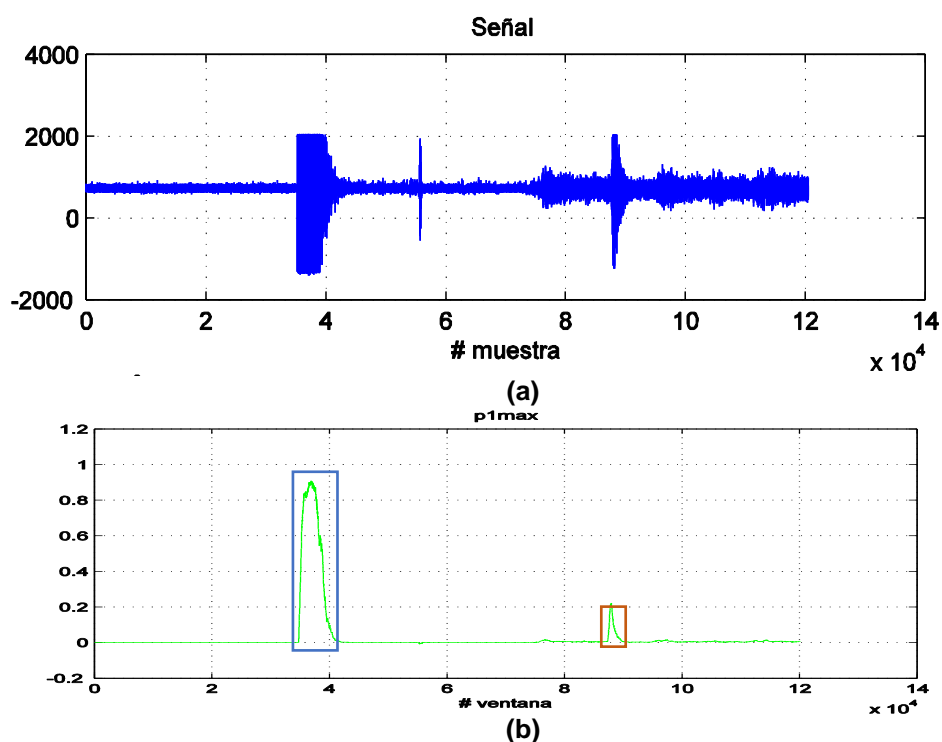
2.6 ANÁLISIS DE ZONAS DE INTERÉS

2.6.1 Identificación de zonas de interés mediante análisis visual

A través del análisis de las señales de normalización en línea, adaptativas y del procesador CFAR se identifican zonas de detección de eventos las mismas que se identifican con la maximización de amplitudes de las señales.

Para ejemplificar estos resultados en esta identificación, se emplearán el registro prueba y los resultados de las normalizaciones en línea ρ_{1max} y $C\rho_{1max}$

Se recalcan las zonas identificadas marcando su inicio y fin. Cada una de las zonas están ubicadas entre un rango de ventanas que a través de ρ_{1max} y $C\rho_{1max}$ pueden ser corroboradas como se ilustra en la figura 53.



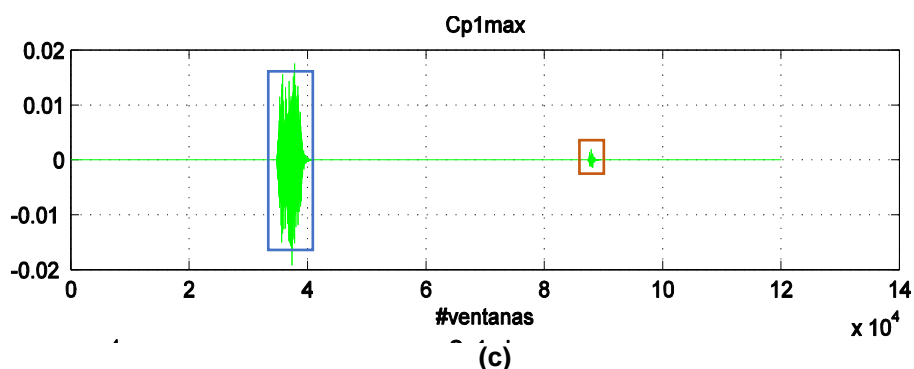


Figura 53. (a) Registro de prueba, (b) Normalización ρ_{1max} , (c) normalización $C\rho_{1max}$

En este ejemplo se han identificado 2 zonas mediante un análisis visual de las gráficas de ρ_{1max} y $C\rho_{1max}$. Sin embargo como se puede apreciar la zona 2 de la derecha (contorno naranja) tiene una amplitud mucho menor que la zona 1 detectada en la izquierda, esta diferencia de amplitud es más visible en el detector $C\rho_{1max}$.

Las zonas detectadas para este registro son:

Tabla 2.

Zonas detectadas del registro de prueba

Zona	Rango de Ventanas
Zona1: ■	[34770 - 40910]
Zona2: ■	[87390 - 89470]

2.6.2 Identificación de zonas de interés mediante análisis de umbral

La identificación de las zonas también se le puede hacer mediante el cálculo de umbral CFAR y universal que se estudiaron en los puntos 2.5.1 y 2.5.2.

Con la definición de los umbrales, las señales ρ_{1max} serán defindas como señales de detección mediante la ecuación (25) para umbral CFAR y (26) para umbral universal.

$$D_umbral_{CFAR} = \begin{cases} 1 & \rho_{1max} \geq Th \\ 0 & \rho_{1max} < Th \end{cases} \quad (25)$$

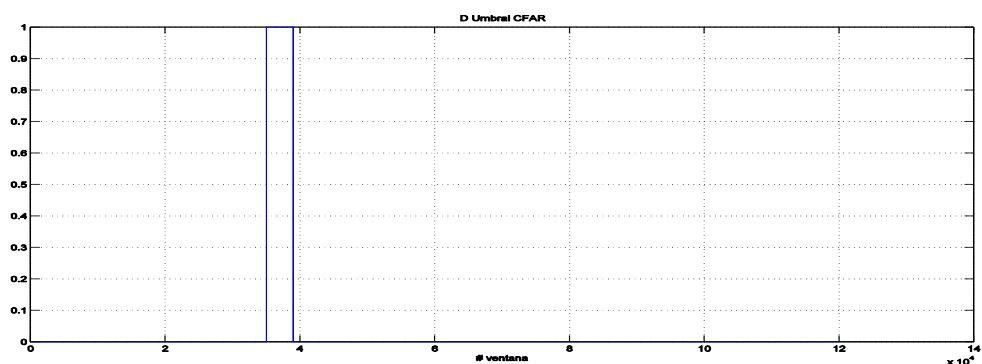
$$D_umbral_U = \begin{cases} 1 & \rho_{1max} \geq Thu \\ 0 & \rho_{1max} < Thu \end{cases} \quad (26)$$

Para la señal sísmica de ejemplo, se obtuvieron los siguientes resultados:

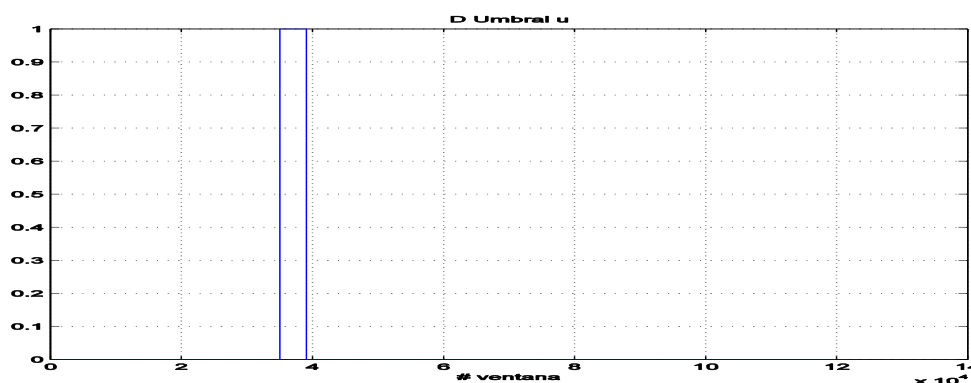
$$Th = 0.3206$$

$$Thu = 0.2984$$

Con los resultados de umbral se definen las señales D_umbral_{CFAR} y D_umbral_U que se presentan a continuación en la figura 54:



(a)



(b)

Figura 54. (a) Señal D_umbral_{CFAR} y (b) Señal D_umbral_U

Bajo los dos umbrales propuestos se obtiene una sola detección, los valores de umbral rechazan la presencia de la zona 2 en el lado derecho que bajo el análisis visual se pudo considerar, sin embargo el software desarrollado brinda la posibilidad de escoger los métodos de análisis de detección para comparación de resultados.

En el ejemplo de prueba los valores de amplitud y el rango de la zona 2 detectada visualmente son mucho menores que los valores de la zona 1, es así que el algoritmo de umbral CFAR no considera la zona 2, esto se puede corroborar con los resultados gráficos del detector $C\rho_{1max}$.

Las señales D_umbral_{CFAR} y D_umbral_U permiten realizar una detección automática de zonas siguiendo el diagrama de flujo expuesto a continuación.

Tabla 3.

Rangos de ubicación de la zona detectada mediante análisis de umbral

Zona	D_umbral _{CFAR} Rango de Ventanas	D_umbral _u Rango de Ventanas
Zona 1: 	[35040 - 39010]	[35010 - 39080]

Analizando los rangos de ubicación se observa que la detección con el umbral CFAR tiene un rango menor que la detección bajo el umbral universal, razón por la cual se escoge en este caso la señal D_umbral_u para el análisis de detección automática de zonas. En el algoritmo de detección automática se escogerá el umbral que menor valor presente con el fin de no perder información de inicio y fin de las zonas detectadas y garantizar resultados de caracterización en la etapa dos de la metodología.

2.6.3 Determinación de intervalos en el tiempo de las zonas de interés

Para determinar el tiempo de duración de cada zona se procede hacer la conversión de número de ventana a número de muestra y luego a su equivalente en el tiempo, sabiendo que cada registro tiene una duración aproximada de 1200 segundos.

Las ecuaciones necesarias para determinar de la duración de las zonas detectadas se presentan a continuación:

$$x = N_{muestras_total_registro} \quad (27)$$

$$N_{muestra_registro} = \frac{x - (N_{ventanas_total} * overlapping)}{(N_{ventana} * overlapping) + x} \quad (28)$$

$$Tiempo_{N_{muestra_registro}} = \frac{(1200 * N_{muestra_registro})}{N_{muestras_total_registro}} \quad (29)$$



Como la detección de zonas de interés se realizó mediante el método de análisis visual y de umbral, se realiza el cálculo de conversión para los dos métodos.

Los datos iniciales para esta conversión son:

- $N_{muestras_total_registro} = 120554$
- $N_{ventanas_total} = 120043$
- $overlapping = 1$
- $x = 120554 - (120043 * 1) = 511$

Tabla 4.

Rangos de ubicación de la zona detectada mediante método de análisis visual y análisis de umbral.

Zona	Rango de Ventanas Método Visual	Rango de Ventanas Método Umbral
Zone1: 	[34770 - 40910]	[35010 - 39080]
Zone2: 	[87390 - 89470]	

Con esto se procede al cálculo de la conversión de los límites de las zonas detectadas. La siguiente tabla 2 presenta los valores obtenidos de los cálculos de conversión para el método de identificación visual.

Tabla 5.

Datos de conversión del método visual

Zona	Limite	# Ventana	$N_{muestra_registro}$	$Tiempo_{N_{muestra_registro}} (s)$
1	Inferior	34770	35281	351.19
	Superior	40910	41421	412.31
2	Inferior	87390	87901	874.97
	Superior	89470	89981	895.67

Para la identificación por el método umbral se tiene:

Tabla 6.

Datos de conversión del método umbral

Zona	Limite	# Ventana	$N_{muestra_registro}$	$Tiempo_{N_{muestra_registro}}$ (s)
1	Inferior	35010	35521	353.58
	Superior	39080	39591	394.1

Con los resultados de conversión se define la duración en segundos de cada una de las zonas detectadas restando el $Tiempo_{N_{muestra_registro}}$ del límite superior menos el límite inferior. Para el registro prueba los resultados de la etapa de detección se exponen en la siguiente tabla 4.

Tabla 7.

Resultados de etapa de detección.

Zona	Rango de Ventanas	Rango de Ventanas	Duración	Duración
	Método Visual	Método Umbral	[segundos] Método Visual	[segundos] Método Umbral
Zone1:	[34770 - 40910]	[35010 - 39080]	61.12	40.52
Zone2:	[87390 - 89470]		20.7	

Comparando los dos resultados se obtiene que para las zonas detectadas mediante método visual su duración es mayor que para las detectadas mediante el método umbral, sin embargo estos resultados pueden variar dependiendo de la variable de integración de la ecuación (22) y del margen de error del umbral de detección automático.

Con la información que define el inicio, fin y duración de cada zona detectada es posible pasar a la siguiente etapa de estudio para un análisis en el dominio de la frecuencia de estas zonas.

CAPÍTULO 3

ETAPA DE CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL

3.1 ESTIMACIÓN ESPECTRAL CLÁSICA

3.1.1 El periodograma

El periodograma es un método para la estimación de densidad espectral de potencia, utiliza la transformada de Fourier basándose en N muestras de un proceso estacionario, este método es conocido como método directo ya que es aplicado sobre el conjunto de datos.

Para generar una estimación espectral del conjunto de muestras que se poseen de un registro sísmico, se utiliza la transformada discreta de Fourier. Así la definición de la DSP, densidad espectral de potencia, mediante el periodograma viene dada por:

$$\tilde{P}_{xx}(f) = \frac{T}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} y[n] \exp(-j2\pi fnT) \right|^2 \quad (30)$$

Donde $y[n]$ es la secuencia de N muestras que posee cada ventana ya sin su media respectiva.

Existen 3 modificaciones de la definición original del periodograma, el método de Daniell, Bartlett, y Welch (Marple, 1987).

3.1.2 Periodograma de Daniell

Con el fin de suavizar las fluctuaciones de los espectros, el método expone promediar con las frecuencias espectrales adyacentes.

El periodograma modificado a una frecuencia f_i se obtiene promediando P puntos a cada lado de la frecuencia f_i , esta modificación se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$\widetilde{P}_D(f_i) = \frac{1}{2P+1} \sum_{n=i-P}^{i+P} \widetilde{P}_{xx}(f_n) \quad (31)$$

3.1.3 Periodograma de Bartlett

Con el mismo propósito de suavizar fluctuaciones Bartlett divide la secuencia de datos de N muestras en P segmentos sin *overlapping* de D muestras cada uno. Los segmentos vendrían dados por muestras que van desde $0 \leq n \leq D - 1$

$$x^{(p)}[n] = x[pD + n] \quad (32)$$

p es el número de segmentos. De esta manera define la DSP para cada segmento con la ecuación siguiente:

$$\widetilde{P}_{xx}^{(p)}(f) = \frac{1}{DT} \left| T \sum_{m=0}^{D-1} x^{(p)}[m] \exp(-j2\pi f m T) \right|^2 \quad (33)$$

Cada periodograma individual de segmento P es promediado para obtener la modificación de periodograma de Bartlett.

$$\widetilde{P}_B^{(p)}(f) = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} \widetilde{P}_{xx}^{(p)}(f) \quad (34)$$

3.1.4 Periodograma de Welch

Welch, usa el eventanado a cada secuencia de N muestras, definiendo ahora:

$$y_w[n] = y[n]w[n] \quad (35)$$

El eventanado tiene como fin reducir los efectos de los lóbulos laterales y reducir el sesgo. Es este método el usado en la investigación para la caracterización espectral clásica con un eventanado de Hamming.

Se determina la densidad espectral de potencia por el método de Welch mediante:

$$\tilde{P}_{xx}(f) = \frac{T}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} y_w[n] \exp(-j2\pi fnT) \right|^2 \quad (36)$$

La frecuencia de muestreo del registro sísmico de estudio es $f_s = 100$ [Hz], para realizar el análisis del periodograma se usa una longitud de la transformada discreta de Fourier de 32, obteniendo así una matriz de valores de la densidad espectral de potencia para frecuencias múltiplos de $\frac{f_s}{2}$.

3.1.5 Representación gráfica de la Densidad Espectral de Potencia

Para presentar los resultados obtenidos bajo la metodología del periodograma de Welch se gráfica la evolución espectral del registro sísmico de ejemplo.

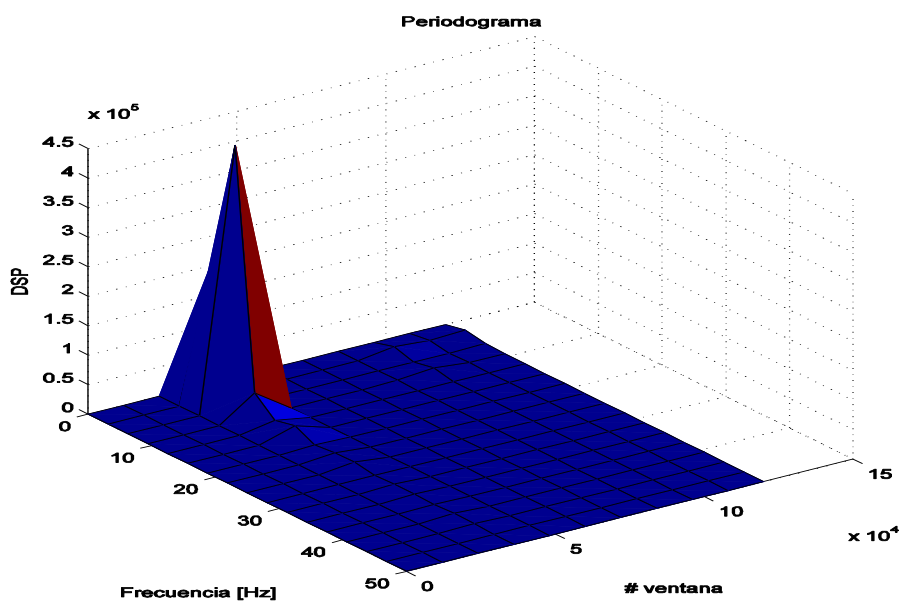


Figura 56. DSP de señal sísmica de ejemplo usando el estimador clásico periodograma

En la figura 56 se visualiza una evolución en el tiempo y frecuencia sobre las características espectrales de la señal sísmica de ejemplo. En la gráfica se consideraron todas las ventanas deslizantes que se crearon en la primera etapa, es decir, se usó la Matriz_SVM y se estimó la densidad espectral de potencia para las muestras de cada ventana en el rango de frecuencias de 0Hz a 50 Hz.

3.2 ESTIMACION ESPECTRAL DE MÁXIMA ENTROPIA

3.2.1 Modelos Paramétricos

Es una técnica también usada para la estimación espectral de una señal considerándola como la respuesta de un sistema lineal con ruido blanco. Con esta consideración se consigue una mejor resolución a la hora de estimar la DSP.

Para una estimación paramétrica de la densidad espectral de potencia se usa un modelo autoregresivo (AR).

Este modelo AR tiende a tener unos picos muy pronunciados y una ventaja desde el punto de vista computacional al tener sus coeficientes AR representados por una ecuación lineal de Yule-Walker.

Este modelo autoregresivo tiene una función de transferencia únicamente con polos como se presenta en la ecuación:

$$H(e^{j\omega}) = \frac{1}{1 + a_1 e^{-j\omega} + \dots + a_M e^{-jM\omega}} \quad (37)$$

$$= \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-jk\omega}}$$

Donde a_k son los parámetros AR y M es el orden del modelo.

3.2.2 Método de Burg

Herramientas de cálculo como el periodograma y el correlograma basados en la transformada de Fourier son técnicas ampliamente usadas en el reconociendo de patrones sísmicos, estas son técnicas que han permitido obtener características importantes del contenido espectral de estas señales. A estas técnicas se suman otras bajo criterios de modelos estocásticos autoregresivos, procesos gaussianos, y diversas representaciones usando la transformada de wavelet, espectrogramas, entre otros procesos (Agudelo Lopez, 2008). Otro método de estudio empleando en las señales sísmicas es el Método de Máxima Entropía (Smyle, G.K.C, & T.J, 1973), (Andersen, 1974), (Burg, 1975), (Ulrych & Bishop, 1975), (Fuenzalida, 1980), mismo que es utilizado en la investigación para la caracterización de los eventos detectados.

La estimación de la densidad de espectral de potencia autoregresiva es señalada por el método de máxima entropía de Burg, tratando de mejorar la localización de los máximos espectrales.

Con la elección del orden del modelo AR se determinan los parámetros a_k y se define la densidad espectral de potencia del modelo autoregresivo y del método de máxima entropía como:

$$S_{MEM}(f) = \frac{1}{|1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-j2\pi f k T}|^2} \quad (288)$$

3.2.3 Selección de Orden del Modelo Autoregresivo

La elección del orden del modelo es muy importante para no obtener un espectro altamente suavizado o con falsos picos que afecten a la resolución, fidelidad de resultados y procesamiento computacional. La elección del modelo se lo hace bajo el criterio de la teoría de información de Akaike (AIC) y de Rissanen con la teoría MDL (minimum-description length).

3.2.2.1. Criterio de Akaike

Akaike usa el criterio de la máxima probabilidad tratando de minimizar la función de la teoría de la información (Akaike, 1974). La ecuación del criterio es la siguiente:

$$AIC|p| = N \ln(\widehat{p}_p) + 2p ; \quad (299)$$

N es el número de muestras por ventana, p es el orden y \widehat{p}_p es el error final de predicción (la varianza estimada).

Utilizando el método de Burg se obtienen los parámetros a_K y el error final de estimación. Con distintas tomas de estos parámetros para varios órdenes del modelo AR se realizan las gráficas para determinar el mejor orden del modelo AR bajo los criterios de AIC y Rissanen.

Bajo el criterio de Akaike se obtienen resultados como los que muestra la figura 57, los análisis se hicieron para cada una de las ventanas deslizantes que se crearon por lo que se hace un promedio de error final de estimación. Este análisis fue hecho para diversos órdenes que permiten determinar la figura 57. En este análisis al usar las ventana deslizantes con un overlapping el costo computacional es dependiente de este parámetro, como se mencionó anteriormente un mayor overlapping implica un menor costo computacional, se hace entonces el estudio para un overlapping igual a 1 y para un overlapping igual a 50, permitiendo determinar que para los dos overlapping analizados el orden para el modelo AR es el mismo, en los dos análisis el orden del modelo según el criterio de Akaike sería 11, como se observa a partir de este orden el valor AIC disminuye débilmente y tomando en cuenta que el costo computacional es importante en el procesamiento de datos un orden 11 permite un mejor desempeño que un orden mayor.

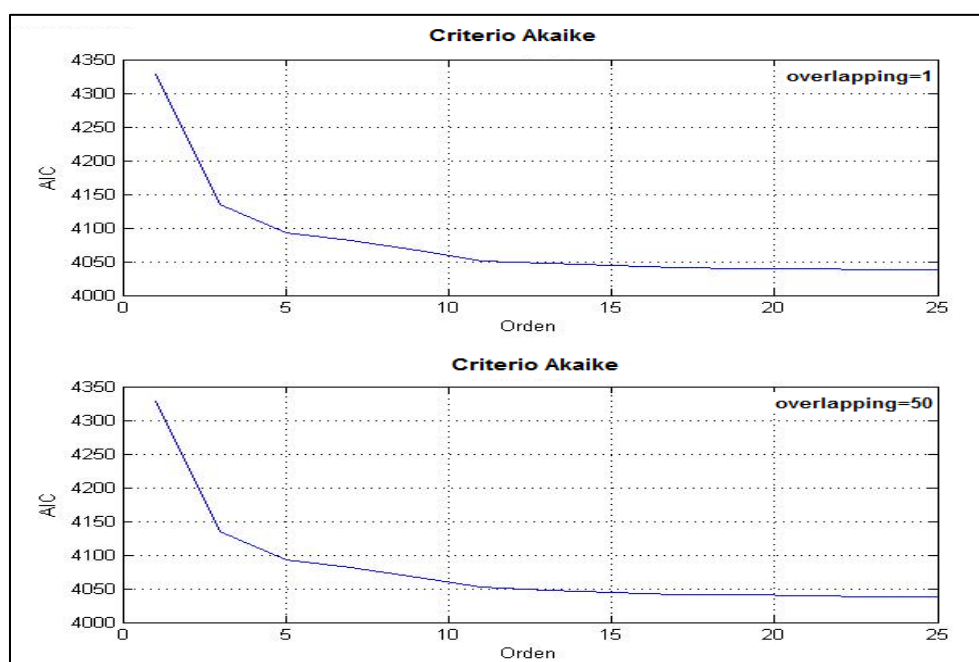


Figura 57. Costo AIC vs Orden con el uso de overlapping igual a 1 o 50 para selección del orden del modelo paramétrico

3.2.2.2. Criterio de Rissanen

Mediante el criterio de Akaike se puede sobreestimar el orden del modelo ya que a mayor orden no se reduce el costo AIC significativamente (Rissanen, 1983). Rissanen desarrolló una variación al criterio AIC definido por:

$$MDL|p| = N \ln(\hat{p}_p) + p \ln(N) ; \quad (40)$$

Donde MDL significa mínima longitud de descripción, la modificación consiste en el crecimiento de $p \ln(N)$ con N más rápido que con p .

En la figura 58 se visualiza según el criterio de Rissanen que el orden del modelo es 11, igual que se definió con el criterio de Akaike, se observa además que el overlapping 1 y 50 no influye a la hora de tomar la decisión sobre el mejor orden.

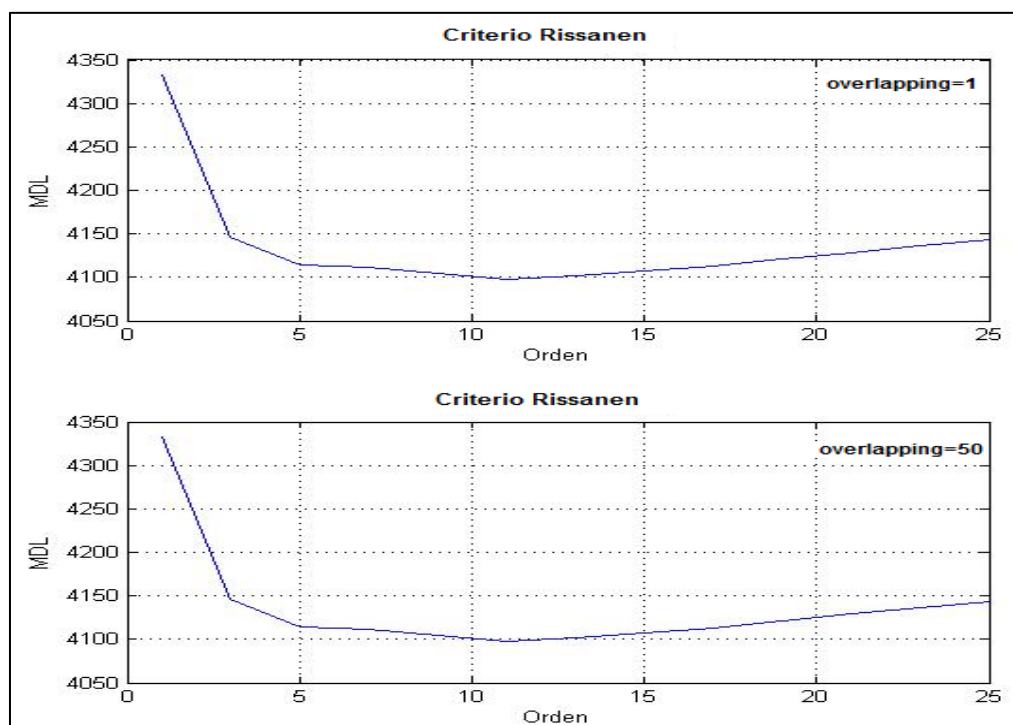


Figura 58. Costo MDL vs Orden con el uso de overlapping igual a 1 o 50 para selección del orden del modelo paramétrico

Se puede analizar además en los dos criterios de elección del orden que desde el orden 7 los valores AIC y MDL van disminuyendo débilmente por lo que un orden 7 también proporciona buenos resultados además de disminuir el costo computacional en la etapa de caracterización espectral. Con estos criterios se define que el orden del modelo para la estimación propuesta puede ir desde 7 a 11.

3.2.4 Representación gráfica de la Densidad Espectral de Potencia

Para presentar los resultados obtenidos bajo la metodología de Máxima Entropía de Burg se gráfica la evolución espectral del registro sísmico de ejemplo.

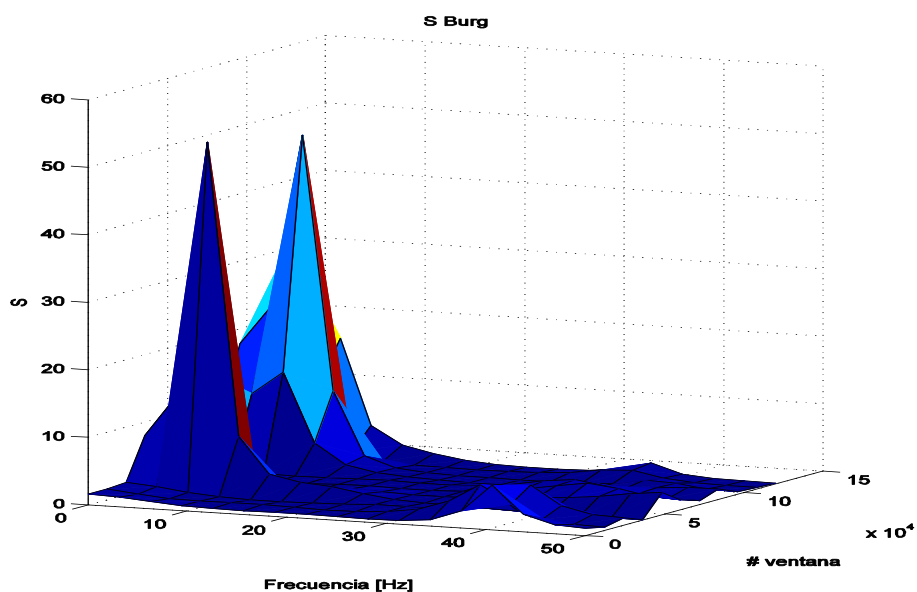


Figura 59. DSP de señal sísmica de ejemplo usando el estimador paramétrico de Máxima Entropía de Burg

En la figura 59 se visualiza una evolución en el tiempo y frecuencia sobre las características espectrales de la señal. El resultado gráfico fue obtenido usando un modelo de orden 7.

De igual manera que la gráfica de DSP mediante el periodograma, se observa que el contenido espectral se concentra en frecuencias menores a los 20 HZ.

3.3 ANÁLISIS DE RESULTADOS DE LA EVOLUCIÓN ESPECTRAL USANDO LOS ESTIMADORES ESPECTRALES CLASICOS Y DE MÁXIMA ENTROPÍA

En la primera etapa se logró distinguir zonas de mayor concentración de energía mediante las normalizaciones en línea, adaptativas y el procesador CFAR. La detección de zonas se las presentó bajo análisis visual y bajo algoritmos de detección automática. Las zonas detectadas son ahora analizadas en el dominio de la frecuencia utilizando los estimadores espectrales presentados. Para este análisis espectral se grafican los

resultados de DSP de los estimadores para cada una de las zonas detectadas en el registro sísmico de prueba.

En la figura 60 se presentan los resultados del método del Periodograma y en la figura 61 los resultados del método de Máxima Entropía de Burg para la zona 1 detectada bajo análisis visual.

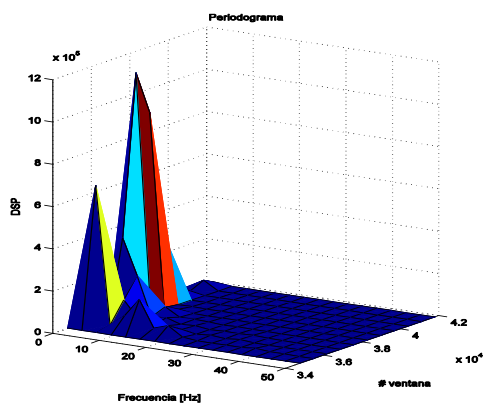


Figura 60. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante análisis visual.

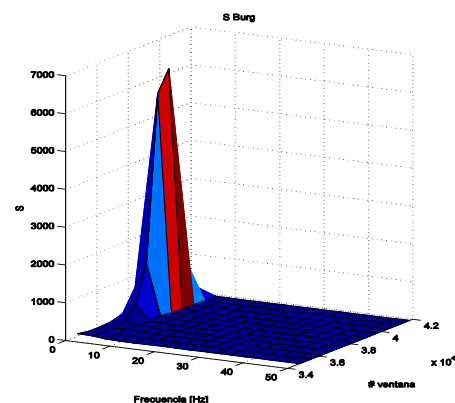


Figura 61. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante análisis visual

En la figura 62 se presentan los resultados del método del Periodograma y en la figura 63 los resultados del método de Máxima Entropía de Burg para la zona 1 detectada bajo detección automática.

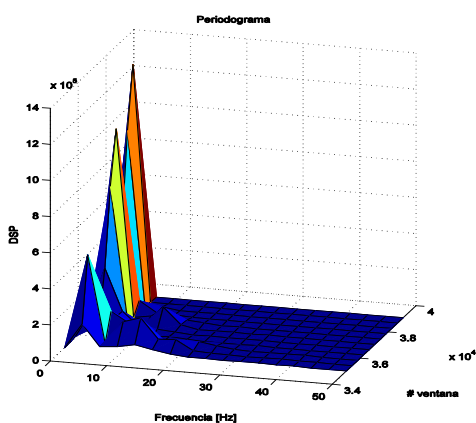


Figura 62. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante detección automática.

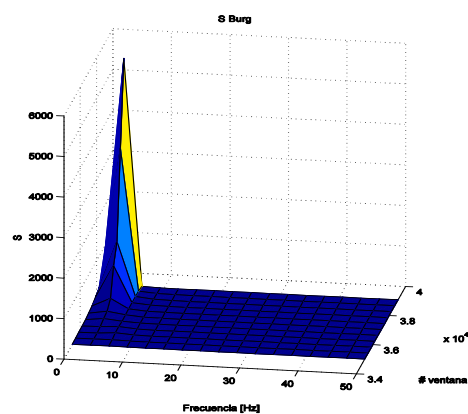


Figura 63. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante detección automática.

Analizando los resultados obtenidos para la zona 1, se determina que los resultados mediante el método de Burg proporcionan resultados similares, es decir un solo punto de concentración de potencia en un rango de frecuencia igual, mientras que para el periodograma el resultado de la detección automática y visual comprometen el resultado con la presencia de varios picos de concentración de potencia diferentes entre detección automática y visual.

De igual manera se presenta la evolución de la zona 2 detectada mediante análisis visual en las figuras 64 y 65.

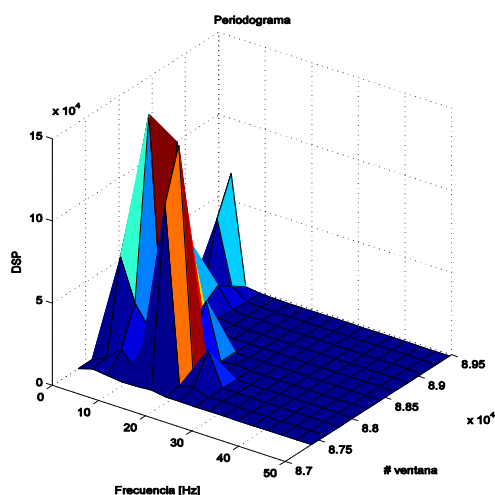


Figura 64. DSP estimada por el método del periodograma de la zona 2 detectada mediante detección análisis visual.

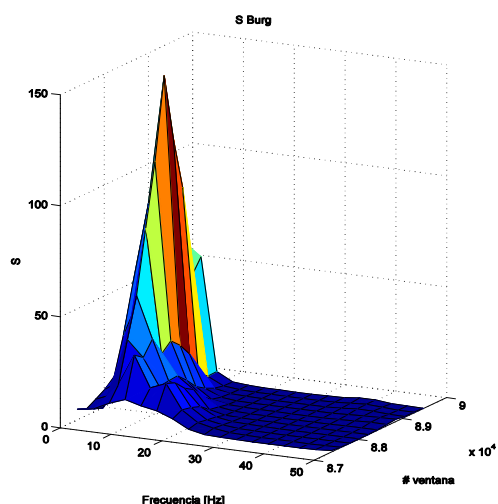


Figura 65. DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 2 detectada mediante análisis visual.

Los resultados obtenidos permiten definir un rango de frecuencias de la concentración de densidad espectral de potencia para las zonas detectadas. Para el caso de la zona 1 se puede observar que la mayor concentración de potencia se centra en 3.125 Hz y que su contenido espectral está en el rango menor a los 10 Hz, para la zona 2 el rango es menor a los 20 Hz con un pico de mayor concentración de potencia en los 6Hz.

Estos resultados se observan bajo los dos métodos sin embargo con el método de máxima entropía obtenemos resultados con menos picos falsos consiguiendo una mejor visualización de la evolución del contenido espectral de cada zona. Para presentar la mejora de resultados con Burg se grafican en un plano 2d las densidades espectrales de potencia de las zonas detectadas bajo los dos métodos, figura 66, 67 y 68.

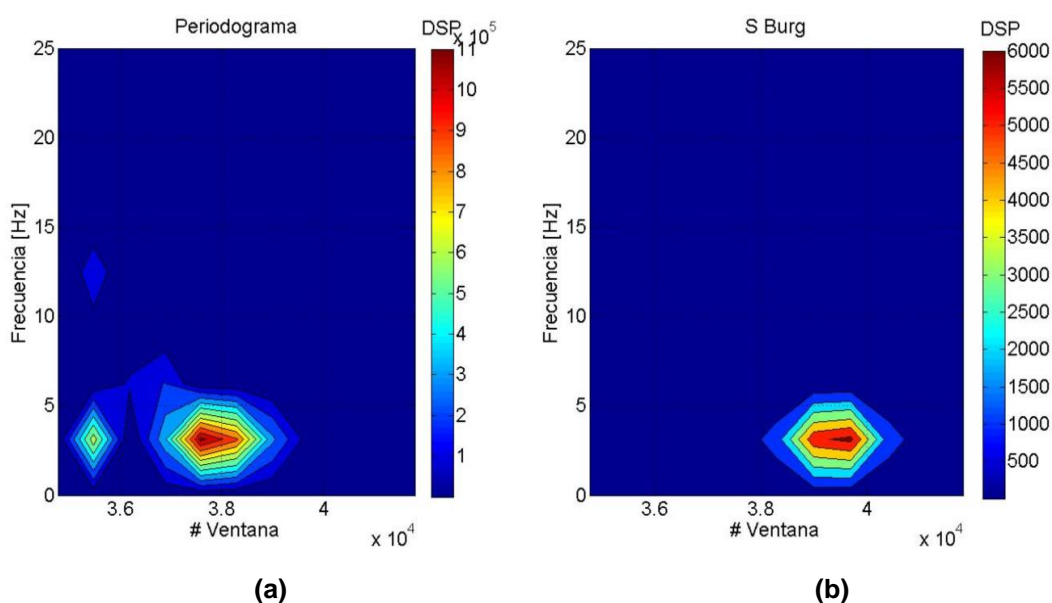


Figura 66. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada mediante detección análisis visual, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada mediante análisis visual

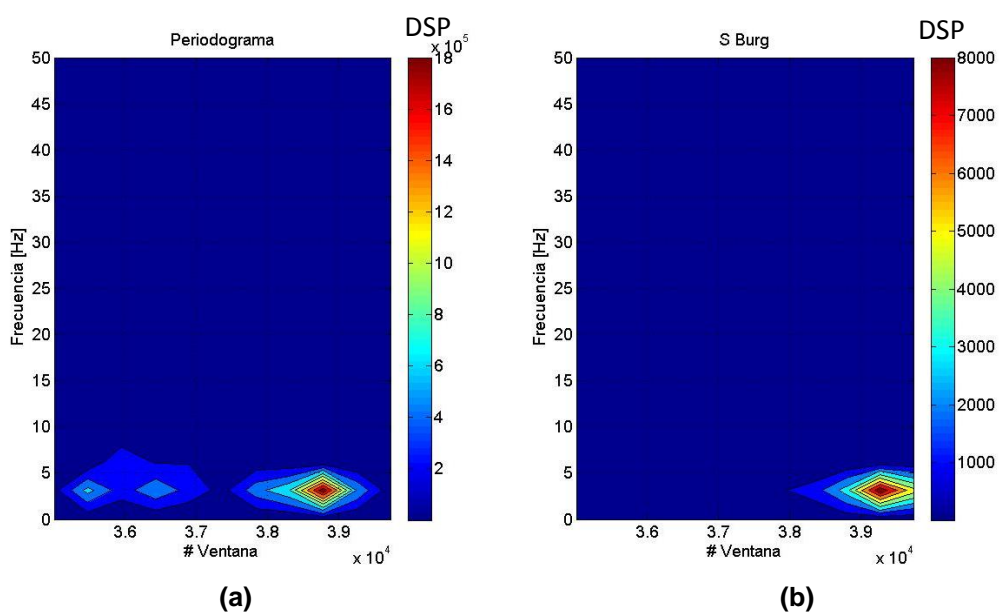


Figura 67. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 1 detectada automáticamente, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 1 detectada automáticamente.

Mediante la presentación plana se tiene otra perspectiva de los resultados donde se puede apreciar que el método de máxima entropía presenta similares resultados de evolución espectral tanto para la detección automática como la visual, sin embargo con el periodograma la evolución es diferente para la detección visual y automática. Esto lleva a corroborar la conclusión de que el método de máxima entropía de Burg proporciona mayor fidelidad en los resultados.

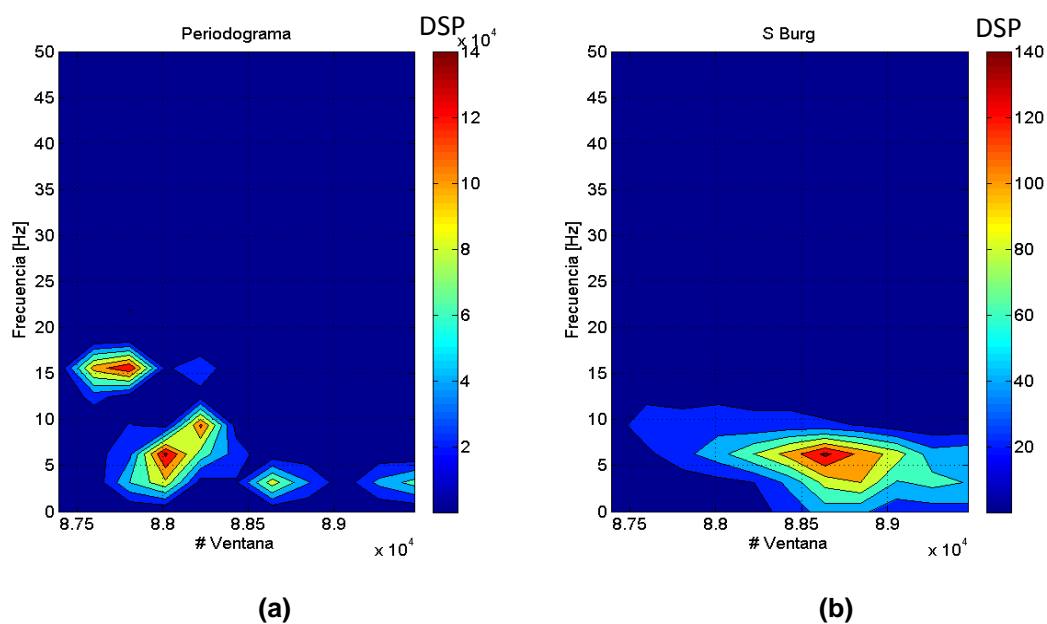


Figura 68. (a) DSP estimada por el método del periodograma de la zona 2 detectada visualmente, (b) DSP estimada por el método de máxima entropía de Burg de la zona 2 detectada visualmente.

El método de Burg también refleja su fidelidad de resultados como se observa en la figura 68 para la zona 2 detectada visualmente. El resultado del periodograma presenta varios rangos de concentración de densidad espectral de potencia que no reflejan una evolución uniforme del contenido espectral que si se refleja con Burg.

Con estos resultados se prosigue a la siguiente etapa de la metodología presentada, el análisis de resultados.

CAPÍTULO 4

ETAPA DE ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LA EVOLUCIÓN DE LAS ZONAS DE INTERÉS EN EL DOMINIO DEL TIEMPO Y FRECUENCIA

En la primera etapa se logró distinguir zonas de mayor concentración de energía mediante las normalizaciones en línea, adaptativas y el procesador CFAR. La detección de zonas se las presentó bajo análisis visual y bajo algoritmos de detección automática.

En la segunda etapa de caracterización espectral se llega a definir la evolución espectral de las zonas detectadas en la primera etapa.

4.1.1 Comparación de resultados obtenidos con resultados proporcionadas por el IGEPN

Para probar los algoritmos propuestos se analizaron un conjunto de datos sísmicos de la red de monitoreo sismológico del Volcán Cotopaxi proporcionados por el IGEPN, los mismos que contienen información sobre el tipo de evento que se ha producido en cada registro, y en que instante de tiempo. Con esta información se graficaron los contenidos espectrales de eventos tipo LP Y VT enunciados por IGEPN, estos se muestran en las figuras 69 y 70.

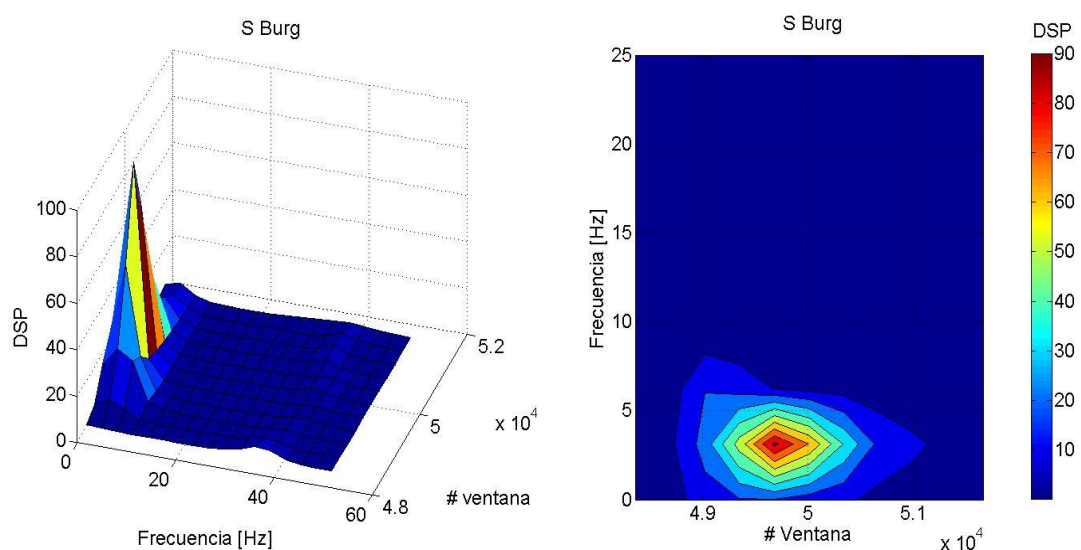


Figura 69. Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo LP utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 10 Hz.

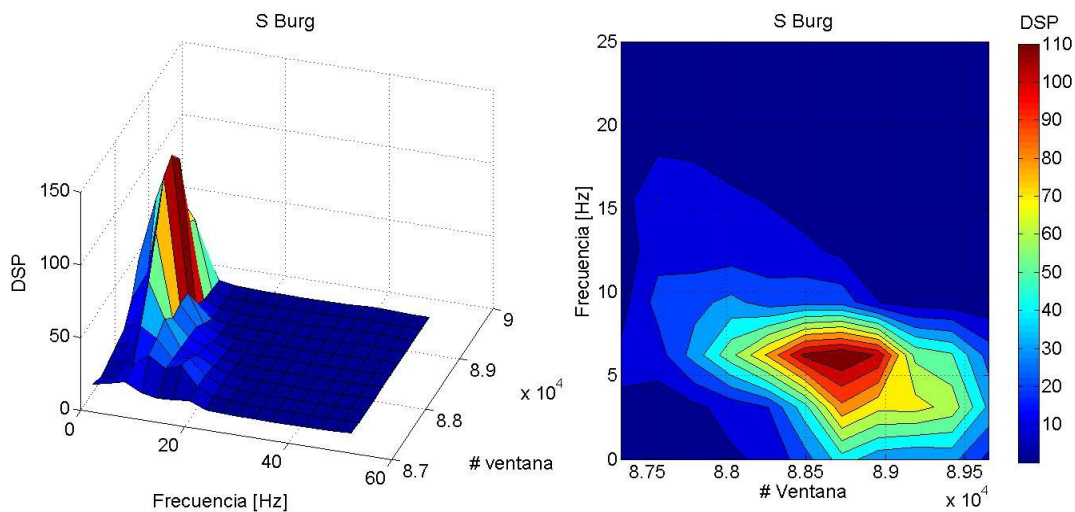


Figura 70. Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo VT utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 20 Hz.

Observando los resultados gráficos según las etiquetas de eventos del IGEPN, se tiene que para comportamientos LP la evolución del contenido

espectral está en un rango menor a los 10 Hz y con una frecuencia de 3.15 Hz de mayor concentración. Para el caso de los VT el contenido espectral evoluciona principalmente en frecuencias menores a 20 Hz con una frecuencia de mayor concentración aproximadamente de 6 HZ.

Con esta información se plantean 3 hipótesis de clasificación para las zonas que pueden ser detectadas en los registros sísmicos.

Hc1 → Volcano Tectónico

Hc2 → Largo Periodo

Hc3 → Rayos u Otros eventos

Comparando las gráficas de evolución del contenido espectral para eventos LP y VT enunciados por el IGEPN, y las de las zonas encontradas en el registro sísmico de ejemplo, se procede a clasificar estas zonas del registro como:

Zona1 → Hc2 → LP

Zona2 → Hc1 → VT

De esta manera las técnicas de clasificación presentadas permiten definir el tipo de eventos sísmicos de las zonas detectadas en la primera etapa.

4.1.2 Extracción de características en el dominio del tiempo

Para poder determinar características de eventos LP y VT en el dominio del tiempo se analizan los resultados de la metodología propuesta en varios registros sísmicos.

La definición de estas características se toma después de emplear las 3 etapas de la metodología, de esta manera los algoritmos de detección de zonas como las normalizaciones en línea, normalizaciones adaptativas, procesador CFAR y longitud de ventanas deslizantes permiten definir parámetros de identificación.

Algunos de los parámetros que se pueden determinar en el dominio de tiempo se presentan en la figura 71, donde por cada detector se pueden obtener 4 características definiendo un total de 48 parámetros.

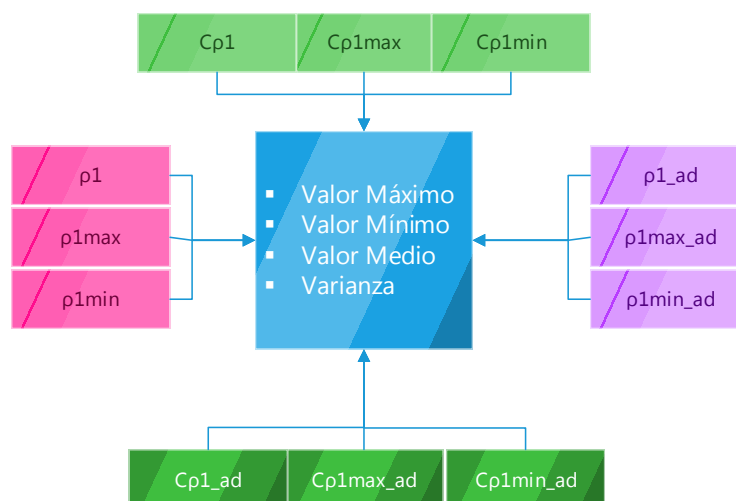


Figura 71. Parámetros de caracterización de la etapa de detección para los 12 detectores presentados.

A estos parámetros se suma la duración de las zonas detectadas, además de que se puede considerar otros parámetros importantes, los involucrados en los algoritmos que permiten definir un óptimo desempeño de la programación ligado a la fidelidad de resultados. De esta manera se presentan en la tabla descrita a continuación procesos en los que es necesario considerar rangos de valores permitidos para ciertos parámetros.

Tabla 8

Parámetros de caracterización de la etapa de detección.

PROCESO	PARÁMETRO	VALOR
Consideración de la señal sismo volcánica como proceso localmente estacionario	N <i>Número de muestras por ventana deslizante</i>	$500 \leq N \leq 1000$
	O <i>Overlapping</i>	$1 \leq O \leq 10$
Procesador CFAR	m <i>Número de muestras inmediatamente adyacentes</i>	$2 \leq m \leq 10$
	k <i>Número de muestras adyacentes a la derecha e izquierda</i>	$10 \leq k \leq 20$
Umbral CFAR	valor_int <i>Valor de integración de la función de densidad considerada como rayleigh</i>	$10^{-1} \leq \text{valor_int} \leq 10^{-3}$

4.1.3 Extracción de características en el dominio de la frecuencia

De igual manera, en el dominio de la frecuencia se definen ciertos parámetros de caracterización mediante la estimación de densidad espectral de potencia clásica y de máxima entropía de Burg. El número de parámetros que se pueden obtener de esta etapa son 10 como se aprecia en la figura expuesta a continuación.

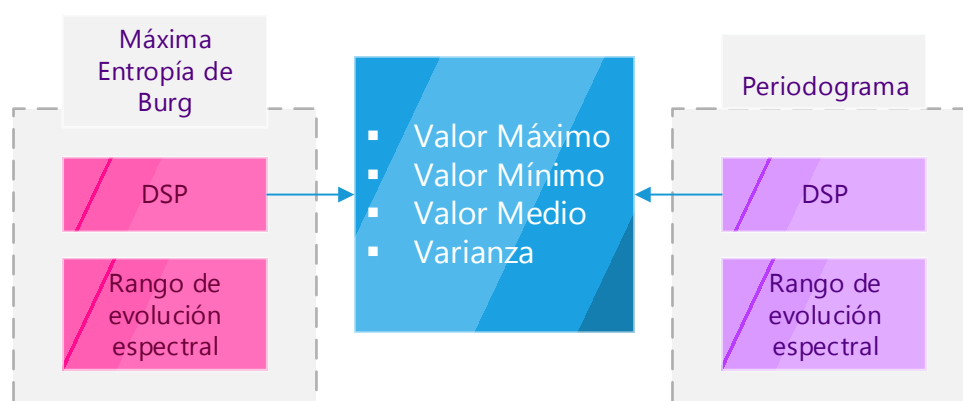


Figura 72. Parámetros de la etapa de caracterización espectral para los 2 estimadores presentados.

Sin embargo se pueden sumar como parámetro a considerar el orden del modelo del estimador paramétrico que puede variar entre 7 y 11.

4.1.4 Relación de resultados obtenidos mediante la metodología propuesta y resultados de etiquetas del IGEPN.

Con la definición de parámetros en las etapas de detección y caracterización espectral es posible desarrollar un algoritmo que recopile estos parámetros y los almacene en una matriz. Mediante esta matriz se puede clasificar a las zonas detectadas como eventos LP, VT o como rayos u otros. Los resultados del software desarrollado se relacionan con etiquetas de clasificación del IGEPN para obtener factores de sensibilidad de detección y clasificación.

La sensibilidad de detección es la probabilidad de detectar zonas que puedan ser eventos del tipo LP o VT.

Para determinar los factores de sensibilidad se analizó un universo de 113 registros sísmicos de varios meses. La sensibilidad de detección se consigue mediante la siguiente tabla.

Tabla 9.

Relación de resultados de detección entre la metodología propuesta y etiquetas del IGEPN.

Resultados de la Metodología Desarrollada	Resultados IGEPN		
	Zonas detectadas	Zonas no detectadas	TOTAL
Zonas detectadas	106 <i>VP</i>	105 <i>FP</i>	211
Zonas no detectadas	7 <i>FN</i>	0 <i>VN</i>	7
TOTAL	113	105	218

Con la relación de resultados presentada en la tabla 6, se procede a calcular la sensibilidad de detección mediante la ecuación (41)

$$\text{Sensibilidad de detección} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (41)$$

Donde VP representa la el número de zonas que han sido detectadas por el IGEPN y por el método propuesto, FN representa el número de zonas que detectó el IGEPN y el método propuesto no.

De esta manera la sensibilidad de detección de eventos es de un 0.938 equivalente a un 93.8%.

De igual manera se presenta la tabla 10 de relaciones para resultados de clasificación de tipo de eventos.

Tabla 10.

Relación de resultados de clasificación entre la metodología propuesta y etiquetas del IGEPN.

Resultados de la Metodología Desarrollada	Resultados IGEPN		
	Eventos LP	Eventos VT	TOTAL
Eventos LP	79 <i>a</i>	2 <i>d</i>	81
Eventos VT	19 <i>b</i>	4 <i>e</i>	23
Rayos, otros	1 <i>c</i>	1 <i>f</i>	2
TOTAL	99	7	106

Se tiene como información adicional del IGEPN que de los 113 registros sísmicos seleccionados 103 detecciones pertenecen al tipo LP y 10 del tipo VT.

Analizando los resultados de la tabla 10, se tiene una sensibilidad de detección de eventos LP del 80.6% y una sensibilidad de detección de eventos VT del 66.6%.

Como se observa en las relaciones, 19 registros que se detectaron como VT con los algoritmos propuestos son considerados por el IGEPN como LP, y 2 que se detectaron como LP el IGEPN los considera como VT. Estos resultados señalan que la metodología propuesta tiene un mejor desempeño en la clasificación de eventos LP que VT.

Otro dato que se puede obtener de la relación de datos es la precisión que para el clasificador es de un 79.80%

Es importante recordar que los datos de sensibilidad y precisión consideran al IGEPN como referencia sin embargo los datos del IGEPN poseen probabilidades de falsas detecciones y clasificaciones.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

En la primera etapa de análisis se procesó a la señal sísmica en el dominio del tiempo en condiciones de estacionariedad local, bajo la metodología de ventanas deslizantes a lo largo del registro sísmico y overlapping variable, permitiendo de esta manera hacer un estudio por intervalos de tiempo. Esto permitió desarrollar un total de 12 detectores de eventos sísmicos. 4 detectores se basaron en normalizaciones en línea y adaptativos de máximos y mínimos (ρ_{1max} , ρ_{1min} , ρ_{1max_ad} y ρ_{1min_ad}), otros 4 se basaron en el proceso CFAR de máximos y mínimos ($C\rho_{1max}$, $C\rho_{1min}$, $C\rho_{1max_ad}$ y $C\rho_{1min_ad}$) y 4 en detectores de normalización en línea, adaptativa y proceso CFAR sin máximos ni mínimos (ρ_1 , ρ_{1_ad} , $C\rho_1$ y $C\rho_{1_ad}$). Los primeros 8 detectores presentaron un mejor desempeño que los últimos 4 detectores. Mediante los 8 procesadores de mejor desempeño se consigue maximizar la presencia de un evento de interés y minimizar la ausencia de este, determinando que la detección propuesta, ampliamente usada en aplicaciones de sistemas de radar, presenta buenos resultados en la detección de eventos sismo-volcánicos con una sensibilidad de detección del 93.8%

El estimador espectral clásico, periodograma, permitió caracterizar la evolución de los eventos sísmicos del tipo LP y VT, se usó la modificación de Welch del periodograma que usa enventanado para reducir los efectos de los lóbulos laterales y reducir el sesgo. El análisis espectral por el método del periodograma proporciona una visualización de la evolución del contenido espectral a lo largo de la frecuencia de muestreo, con esto se definen concentraciones de densidad espectral de potencia en ciertos rangos de frecuencia que permiten clasificar y caracterizar a un evento como LP, VT y rayos u otros.

La estimación de la densidad espectral de potencia bajo el método de máxima entropía, devuelve resultados muy cercanos al análisis por el método del periodograma, sin embargo mediante el estimador paramétrico de máxima entropía de Burg se consigue una mejor resolución. El modelo autoregresivo permite una estimación paramétrica de la densidad espectral de potencia, en la investigación se determinó el orden del modelo bajo los criterios de Akaike y Rissanen, el orden que se definió fue 11 sin embargo este orden puede ser menor como 7 sin afectar la fidelidad de resultados y mejorando la velocidad de procesamiento, esto se logra debido a que el costo Akaike y Rissanen disminuyen lentamente a partir del orden 7.

Los métodos analizados permiten obtener características de evolución de los eventos de interés en el dominio de la frecuencia. Mediante estos métodos se determina que los eventos del tipo LP se desarrollan en frecuencias menores a los 10 Hz. Para el caso de los VT, estos tienen una evolución considerada entre los 0Hz y los 20Hz. Se estudiaron además otros registros que presentaban detecciones de zonas que no involucraban ni LP ni VT, se los ubicó entonces en la hipótesis de rayos u otros, su evolución se centró entre 15Hz y 35Hz. Analizando estas detecciones que no pueden ser

clasificadas como LP o VT se determinó a más de su evolución en la frecuencia su tiempo de duración alrededor de los 17 segundos.

5.2 RECOMENDACIONES

El software desarrollado posee parámetros que pueden ser variables a la necesidad del usuario, como el número de muestras por ventana deslizante, valor de overlapping, muestras adyacentes, saltos de muestras en el procesador CFAR y más parámetros que pueden ser editados con el fin de obtener diferentes resultados, para esto se desarrolló el software de manera que pueda ser automático el desarrollo total de las etapas de análisis y también por etapa para poder realizar un análisis de estas que permita comparar resultados y variar parámetros según las necesidades del estudio. Se recomienda hacer uso del software de manera automática después de la familiarización con los parámetros del software.

En la etapa de detección se aconseja colocar los parámetros del software de esta etapa dentro de los rangos enunciados en la tabla 8. Esto permitirá obtener resultados de mayor fidelidad.

La matriz de características que se puede obtener es también variable de acuerdo a los parámetros necesarios para un estudio. De esta manera se puede adaptar estos resultados a diferentes proyectos de caracterización de eventos sísmicos de origen volcánico que usan etapas de procesamiento de señales, como es el de la Universidad de las fuerzas Armadas, que tiene como finalidad desarrollar un sistema de supervisión y alerta temprana volcánico en tiempo real del volcán Cotopaxi.

En la etapa de caracterización espectral se puede mejorar la velocidad de procesamiento si no se considera el periodograma y el proceso de esta etapa se lo realiza únicamente con el estimador de Burg, debido a que este último presenta una mejor fidelidad de resultados.

Mejorar la tasa de falsa alarma en la detección de eventos es una de las propuestas para futuros trabajos. Se buscará esta mejora mediante el uso un procesador blanqueador (predictor adaptativo) y un procesador basado en la razón de verosimilitud como es el procesador Bayesiano para la detección de un proceso gaussiano, señal sísmica, en la presencia de ruido blanco y ruido colorido gaussiano. Otra propuesta para mejorar la detección de eventos sismo-volcánicos es realizar el procesamiento de señales obtenidas de diferentes geófonos de la misma red, con el fin de realizar una comparación de resultados de detección que permita definir el inicio y fin de la presencia de un evento e incluso una estimación de ubicación física de origen del evento de acuerdo a disposición de la red de geófonos.

En la etapa de caracterización espectral como trabajo futuro, se buscará una representación gráfica de los parámetros a_k del estimador de Burg, según el orden del modelo se definirá ejes y planos del gráfico, una representación gráfica diferente que permita caracterizar a los eventos del tipo LP y VT.

5.3 Bibliografía

- Plan Nacional de Desarrollo, Ecuador. (2013). Plan Nacional para el Buen Vivir 2013-2017, Objetivo 3. *Plan Nacional para el Buen Vivir 2013-2017*, 135.
- Agudelo Lopez, H. H. (2008). Caracterización de señales sísmicas utilizando modelos paramétricos y transformada cepstrum. *Revista Tecnológica*, 21, 49-66.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification, *Automatic Control. IEEE Transactions on*, 19(6), 716-723.
- Alvarez, M., Henao, R., & Duque, E. (2007). Clasificación de eventos sísmicos empleando procesos gaussianos. *Scientia et Technica*, 3, 145-150.
- Andersen, M. (1974). On the calculation of filter coefficients for maximum entropy analysis. *Geophysics*, 39, 69-72.
- British Broadcasting Corporation. (28 de febrero de 2010). *BCC de Londres*. Recuperado el 5 de abril de 2014, de http://www.bbc.co.uk/mundo/america_latina/2010/02/100227_0441_terremoto_chile_historia_sismos_irm.shtml
- Burg, J. (1975). Maximun Entropy Spectral Analysis.
- Egozcue, J., & Canet, J. (1984). Revisión de métodos de análisis espectral. Aplicación al estudio y simulación de un registro sísmico. *Rev. Obras Públicas*, 429-446.
- Fuenzalida, H. (1980). Acerca del análisis espectral por el Método de Máxima Entropía. *Departamento de Geofísica, Universidad de Chile.*, 1(2), 163-188.
- Guerrero, J. F. (2010-2011). Procesado Digital de Bioseñales. *Universidad de Valencia*.
- Haykin, S. (1996). *Adaptive Filter Theory* (Tercera ed.). Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall.
- Ibañez, J., & Carmona, E. (2006). Sismicidad volcánica. Granada, España: Instituto Andaluz de Geofísica, Universidad de Granada, Campus de Cartuja s/n 18071 Granada.
- IGEPN. (2014). *Volcán Cotopaxi*. Recuperado el 10 de Julio de 2014, de Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional: <http://www.igepn.edu.ec/volcan-cotopaxi/geologia.html>
- IGEPN. (2014). *Volcanismo en Ecuador*. Recuperado el 10 de Julio de 2014, de Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional: <http://www.igepn.edu.ec/volcanes/volcanismo-en-ecuador.html>

- Jaramillo, C., León, R., Lara, R., Benítez, D., & Ruiz, M. (2014). A New Structure for sequential Detection and Maximum Entropy Spectral Estimator for Characterization of Volcanic Seismic Signals. *IEEE LatinCom*. ISBN: 978-1-4799-6737-7.
- Jaramillo, C., León, R., Lara, R., Benitez, D., & Ruiz, M. (2014). Caracterización de señales sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando estimadores espectrales clásicos y de máxima entropía. *Repositorio Digital de la Universidad de Cuenca- MATCH'14: Congreso de Reconocimiento de Patrones, Control Inteligente y Comunicaciones*. ISSN:1390-6143, V, 141-153.
- Leon, R., & R., Z. (1993). Detección de Objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía. *JIEE, Escuela Politécnica Nacional*, 14, 269-274.
- Marple, S. (1987). *Digital Spectral Analysis with applications*. Englewood Cliffs, N. J: Prentice Hall.
- Monthes, P. (1998). *Actividad volcánica y pueblos precolombinos en el Ecuador*. Abya Yala.
- Rissanen, H. (1983). A universal prior for integers and estimation by minimum description length. *The Annals of statistics*, 416-431.
- Rosenberg, M. (s.f.). *About.com*. Recuperado el 15 de Abril de 2014, de sitio web de About.com Geography: <http://geography.about.com/cs/earthquakes/a/ringoffire.htm>
- SGR. (Noviembre de 2013). *SGR e IGEPN se unen en rueda de prensa en Latacunga*. Recuperado el 15 de Abril de 2014, de <http://www.gestionderiesgos.gob.ec/sgr-e-inamhi-se-unen-en-rueda-de-prensa-en-latacunga/>
- SGR. (2014). *Planificación Estratégica*. Recuperado el 15 de Abril de 2014, de <http://www.gestionderiesgos.gob.ec/la-secretaria/>
- Smyle, D., G.K.C, C., & T.J, U. (1973). Analysis of Irregularities in the Earth's Rotation, in *Methods in Computational Physics*. Academic Press, Inc., New York, , 13.
- Ulrych, T., & Bishop, T. (1975). Maximum entropy spectral analysis and autoregressive decomposition. *Reviews of Geophysics*, 13(1), 183-200.
- USGS. (2014). *USGS science for changing world*. Recuperado el 12 de julio de 2014, de <http://pubs.usgs.gov/gip/dynamic/understanding.html#anchor19173262>
- Viracucha, E., & De la Bastida, J. (2013). Computer System for Analysis and Seismic Signal Processing Volcanoes in Ecuador, Pyroclastic Flow. *Journal of Geology*, 3, 25-32.

ACTA DE ENTREGA

El proyecto fue entregado al Departamento de Eléctrica y Electrónica y reposa en la Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE, desde:


Sangolquí, *11 de Mayo* del 2015

ELABORADO POR:


Carolina Estefanía Jaramillo Aranha

1719637652

AUTORIDAD


Freddy Acosta Buenaño



DIRECTOR ENCARGADO DE LA CARRERA DE INGENIERÍA EN
ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES