

---

# Caracterización de la respuesta SAR de banda X en áreas quemadas en dos incendios forestales de la zona central de Chile.

---

*Por René Santiago Muñoz Arriagada*

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich como parte de los requerimientos para la obtención del grado de

**MAGÍSTER EN APLICACIONES ESPACIALES DE ALERTA Y RESPUESTA TEMPRANA A EMERGENCIAS**

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA**

Julio, 2017

©IG - CONAE/UNC 2016

©FaMAF - UNC 2016

Director: Mgter. Roberto Castro  
Dpto. de Ingeniería Geográfica. Universidad de Santiago de Chile.

Co-Directora: Mgter. Sofía Lanfri  
Instituto de Altos Estudios Espaciales "Mario Gulich"

Asesor Técnico: Mgter Nicolás Mari  
Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria.



Caracterización de la respuesta SAR de banda X en áreas quemadas en dos incendios de la zona central de Chile por René Santiago Muñoz Arriagada se distribuye bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-CompartirIgual 2.5 Argentina](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/2.5/arg/).



---

*Dedicada a mis amados Loreto y Santi.*

---



ÍNDICE DE FIGURAS. ....	7
ÍNDICE DE CUADROS. ....	10
AGRADECIMIENTOS.....	12
RESUMEN. ....	14
ABSTRACT.....	15
1. MOTIVACIÓN, INTRODUCCIÓN, HIPÓTESIS Y OBJETIVOS. ....	16
1.1 MOTIVACIÓN.....	16
1.2 INTRODUCCIÓN.....	18
1.3 HIPÓTESIS.....	20
1.4 OBJETIVOS.....	20
1.4.1 <b>Objetivo General</b> .....	20
1.4.2 <b>Objetivos específicos</b> .....	20
2. MARCO TEÓRICO.....	21
<b>2.1 Los incendios forestales en Chile.</b> .....	21
<b>2.2 Los incendios forestales en la Zona Central de Chile.</b> .....	21
<b>2.3 El uso de datos ópticos en el monitoreo de áreas quemadas.</b> .....	23
<b>2.4 Propiedades de las microondas en sectores con vegetación.</b> .....	24
<b>2.5 Uso de datos SAR en el monitoreo de áreas quemadas.</b> .....	26
3. ÁREA DE ESTUDIO. ....	28
4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	32
<b>4.1 Base de datos</b> .....	32
<b>4.1.1 Datos satelitales ópticos.</b> .....	32
<b>4.1.2 Datos satelitales SAR.</b> .....	32
<b>4.1.3 Datos Auxiliares</b> .....	33
<b>4.2 Caracterización de la zona de los incendios forestales a partir de datos ópticos.</b> .....	34
<b>4.2.1 Preprocesamiento de las imágenes ópticas.</b> .....	34
<b>4.2.2 Clasificación supervisada de coberturas terrestres mediante datos ópticos.</b> .....	34
<b>4.2.2.1 Generación de índices espectrales e información complementaria</b> .....	35
<b>4.2.2.2 Generación de áreas de entrenamiento y método de asignación</b> .....	36

4.2.2.3 Validación de la clasificación y estimación de índices de fiabilidad.....	38
4.2.3 Estimación de las áreas quemadas a partir de datos ópticos.....	38
4.2.3.1 Generación de índices espectrales.....	39
4.2.3.2 Selección de áreas de entrenamiento y método de asignación.....	40
4.2.3.3 Validación de la clasificación y estimación de índices de fiabilidad.....	40
4.2.4 Análisis de cambios.....	40
4.3 Procesamiento de los datos SAR.....	40
4.3.1 Multilook.....	41
4.3.2 Calibración radiométrica.....	42
4.3.3 Filtro de speckle.....	43
4.3.4 Corrección de terreno.....	44
4.3.5 Corregistro de las imágenes.....	44
4.4. Corregistro de imágenes SAR – Ópticas y generación de stack.....	46
4.5. Caracterización y sensibilidad estadística de la respuesta radar en áreas quemadas.....	46
4.5.1. Distancias estocásticas.....	47
4.6 Estimación del Número Equivalente de Looks (ENL).....	48
5. RESULTADOS.....	49
5.1 Separabilidad de clases propuestas para las clasificaciones de coberturas terrestres.....	49
5.2 Coberturas de suelo para el sector del incendio forestal El Carrizo.....	51
5.3 Áreas Quemadas Incendio Forestal El Carrizo.....	52
5.4 Coberturas de suelo para el sector del incendio forestal Batuco.....	55
5.5 Áreas Quemadas Incendio Forestal Batuco.....	56
5.5 Exactitud de las clasificaciones.....	59
5.5.1. Exactitud de las clasificaciones sector Carrizo.....	59
5.6. Análisis estadístico.....	62
5.6.1 Análisis estadístico sector El Carrizo.....	62
5.6.1.1 Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda X para áreas quemadas y no quemadas – Sector El Carrizo.....	62
5.6.1.2 Distribución estadística de los datos.....	65
5.6.1.2.1 Test de Kolmogorov-Smirnov.....	65
5.6.2.1.2 Aproximación gráfica.....	67
5.6.1.3 Distancias estocásticas.....	70
5.6.2 Análisis estadístico sector Batuco.....	73
5.6.2.1 Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda x para áreas quemadas y no quemadas – Sector Batuco.....	73

5.6.2.2 Distribución estadística de los datos. ....	76
5.6.2.2.1 Test de Kolmogorov-Smirnov. ....	76
5.6.2.3 Distancias estocásticas. ....	82
6. DISCUSIÓN.....	85
7. CONCLUSIONES. ....	91
REFERENCIAS.....	93
<b>ANEXO I</b> .....	102
<b>ANEXO II</b> .....	107

<b>Figura Nº 1:</b> Muestra el área de estudio general, denominada zona central de Chile.....	29
<b>Figura Nº 2:</b> Muestra el área de estudio con los sectores de los incendios forestales analizados. Las imágenes a la derecha de la figura, se muestran en una combinación de bandas 7:5:2 o SWIR: NIR: BLUE. ....	30
<b>Figura Nº 3:</b> Fotografías del incendio forestal el carrizo.....	31
<b>Figura Nº 4:</b> Fotografías del incendio forestal Batuco. ....	31
<b>Figura Nº 5:</b> Diagrama de flujo con los pasos metodológicos utilizados en la clasificación de coberturas terrestres usando datos ópticos en una condición previa al incendio. ....	34
<b>Figura Nº 6:</b> Diagrama de flujo con los pasos metodológicos utilizados en la estimación de áreas quemadas usando datos ópticos. ....	39
<b>Figura Nº 7:</b> Diagrama ilustrativo para el procesamiento de las imágenes SAR. ....	41
<b>Figura Nº 8:</b> Selección de puntos de control a partir de interpretación visual (imagen a imagen). De color rojo aparecen los puntos de control generados en este ejemplo para la imagen carrizo 1 (maestra) y carrizo 3 (esclava). ....	45
<b>Figura Nº 9:</b> Imagen clasificada, sector del incendio forestal El Carrizo.....	52
<b>Figura Nº 10:</b> A la izquierda se muestra la imagen Landsat 8 posterior al incendio forestal El Carrizo y a la derecha en rojo la estimación de la superficie quemada.....	53
<b>Figura Nº 11:</b> Histograma de valores de exposición derivados del modelo de elevación digital ASTER GDEM, para las áreas quemadas (AQ) estimadas en el sector del incendio forestal Batuco. ....	53
<b>Figura Nº 12:</b> Coberturas vegetacionales afectadas en el incendios forestal El Carrizo. ....	54
<b>Figura Nº 13:</b> Imagen clasificada, sector del incendio forestal Batuco. ....	56
<b>Figura Nº 14:</b> A la izquierda se muestra la imagen Landsat 8 posterior al incendio forestal Batuco y a la derecha en rojo la estimación de la superficie quemada.....	57
<b>Figura Nº 15:</b> Histograma de valores de exposición derivados del modelo de elevación digital ASTER GDEM, para las áreas quemadas (AQ) estimadas en el sector del incendio forestal Batuco. ....	57
<b>Figura Nº 16:</b> Coberturas vegetacionales afectadas en el incendio forestal Batuco. ....	58
<b>Figura Nº 17:</b> Boxplot de coeficiente retrodispersión sigma 0 (dB) según parámetros de adquisición y de acuerdo a las clases generales en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal El Carrizo.....	63
<b>Figura Nº 18:</b> Boxplot de ángulos de incidencia local para cada imagen (ver cuadro Nº 2) analizada y de acuerdo a las clases en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal El Carrizo.....	64



<b>Figura Nº 19:</b> p-valores obtenidos a partir del test de Kolmogorov-Smirnov para distribuciones Normal, Gamma, Exponencial y Weibull, aplicado sobre los datos del sector El Carrizo.....	66
<b>Figura Nº 20:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 28.8° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.....	68
<b>Figura Nº 21:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 47° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.....	69
<b>Figura Nº 22:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 37.9° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.....	70
<b>Figura Nº 23:</b> Distancia de Bhattacharyya para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada) y clase (BNDAlta = Bosque nativo esclerófilo de densidad alta; BNDMedia = Bosque nativo esclerófilo de densidades medias y bajas; MatArbDAlta = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta; MatArbDMedia = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas) para el sector del incendio forestal El Carrizo. ....	71
<b>Figura Nº 24:</b> Distancia de Hellinger para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada) y clase (BNDAlta = Bosque nativo esclerófilo de densidad alta; BNDMedia = Bosque nativo esclerófilo de densidades medias y bajas; MatArbDAlta = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas) para el sector del incendio forestal El Carrizo. ....	72
<b>Figura Nº 25:</b> Boxplot de coeficiente retrodispersión sigma 0 (dB) según parámetros de adquisición y de acuerdo a las clases generales en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal Batuco.....	74
<b>Figura Nº 26:</b> Boxplot de ángulos de incidencia local para cada imagen (ver cuadro Nº 2) analizada y de acuerdo a las clases en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal Batuco. ....	75
<b>Figura Nº 27:</b> p-valores obtenidos a partir del test de Kolmogorov-Smirnov para distribuciones Normal, Gamma, Exponencial y Weibull, aplicado sobre los datos del sector Batuco.....	77
<b>Figura Nº 28:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 18.86° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.....	79
<b>Figura Nº 29:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 39.6° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco. ....	80
<b>Figura Nº 30:</b> Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 39.6° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.....	81
<b>Figura Nº 31:</b> Distancia de Hellinger para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada), polarización y clase ( <b>MatArbDAlta</b> = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades altas; <b>MatArbDMedia</b> = Matorrales y arbustos esclerófilos de	

densidades medias y bajas; **Rad0a3** = *Pinus radiata*: Plantaciones nuevas (0 a 3 años); **Rad4a11** = *Pinus radiata*: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años); Rad12a17 = *Pinus radiata*: Plantaciones adultas (12 a 17 años); **Radmas17** = *Pinus radiata*: Plantaciones mayores (más de 17 años) ) para el sector del incendio forestal Batuco. .... 83

**Figura Nº 32:** Distancia de Bhattacharyya para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada), polarización y clase (**MatArbDAlta** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades altas; **MatArbDMedia** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas; **Rad0a3** = *Pinus radiata*: Plantaciones nuevas (0 a 3 años); **Rad4a11** = *Pinus radiata*: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años); Rad12a17 = *Pinus radiata*: Plantaciones adultas (12 a 17 años); **Radmas17** = *Pinus radiata*: Plantaciones mayores (más de 17 años) ) para el sector del incendio forestal Batuco. .... 84

**Figura Nº 33:** Diferencia de medianas (área quemada - área no quemada) para cada una de las configuraciones de adquisición y clases, en los dos sectores estudiados. .... 88

<b>Cuadro Nº 1:</b> Imágenes Landsat 8 utilizadas. ....	32
<b>Cuadro Nº 2:</b> Imágenes COSMO SkyMed (CSK) adquiridas post incendios. ....	33
<b>Cuadro Nº 3:</b> Datos climáticos correspondientes a las fechas de adquisición de los datos SAR utilizados (Pp = Precipitación acumulada, $\Delta Pp$ = Precipitación acumulada entre fechas de adquisición de las imágenes, Ta =Temperatura del aire promedio, HR = Humedad Relativa, Dv = Dirección del Viento, Vv = Velocidad del viento). ....	33
<b>Cuadro Nº 4:</b> Combinaciones de miradas en el rango y en el acimut utilizadas en el proceso de multilook según cada imagen. ....	42
<b>Cuadro Nº 5:</b> Calidad de los puntos de control de acuerdo al RMS para el corregistro de las imágenes SAR. ....	45
<b>Cuadro Nº 6:</b> Clases utilizadas para cada sector analizado. ....	49
<b>Cuadro Nº 7:</b> Índice de JM para cada par de clases usadas en la clasificación del sector El Carrizo. En la parte inferior a la diagonal del cuadro y con números rojos se muestran los índices obtenidos, utilizando las bandas originales (Coastal, Blue, Green, Red, NIR, SWIR1, SWIR2) y en la parte superior se muestran los índices obtenidos usando las bandas originales más las bandas auxiliares (NDVI, Texture Mean NIR, Slope, Aspect). ....	50
<b>Cuadro Nº 8:</b> Índice de JM para cada par de clases usadas en la clasificación del sector Batuco. En la parte inferior a la diagonal del cuadro y con números rojos se muestran los índices obtenidos, utilizando las bandas originales (Coastal, Blue, Green, Red, NIR, S WIR1, SWIR2) y en la parte superior se muestran los índices obtenidos usando las bandas originales más las bandas auxiliares (NDVI, Texture Mean NIR, Slope, Aspect). ....	50
<b>Cuadro Nº 9:</b> Superficies y porcentajes según cobertura de suelo para el sector del incendio forestal El Carrizo a partir de la clasificación de la imagen Landsat 8 previa al evento. ....	51
<b>Cuadro Nº 10:</b> Superficies y porcentajes de áreas quemadas en el incendio forestal El Carrizo. ....	54
<b>Cuadro Nº 11:</b> Superficies y porcentajes según cobertura de suelo para el sector del incendio forestal Batuco a partir de la clasificación de la imagen Landsat 8 previa al evento. ....	55
<b>Cuadro Nº 12:</b> Superficies y porcentajes de áreas quemadas en el incendio forestal Batuco... ..	59
<b>Cuadro Nº 13:</b> indicadores de precisión para la clasificación de coberturas terrestres correspondiente al sector del incendio forestal El Carrizo. ....	59
<b>Cuadro Nº 14:</b> indicadores de exactitud para la clasificación de áreas quemadas correspondiente al sector del incendio forestal El Carrizo. ....	60
<b>Cuadro Nº 15:</b> indicadores de exactitud para la clasificación de coberturas terrestres correspondiente al sector del incendio forestal Batuco. ....	61
<b>Cuadro Nº 16:</b> indicadores de exactitud para la clasificación de áreas quemadas correspondiente al sector del incendio forestal Batuco. ....	61
<b>Cuadro Nº 17:</b> Mediana de los valores de sigma 0 (dB) para cada una de las configuraciones de adquisición y clases, en los dos sectores estudiados. (NQ = Condición No Quemada, Q = Condición Quemada).....	87

**Cuadro N° 18:** Valores obtenidos desde las áreas homogéneas (A, B, C, D y E) para el cálculo de la incerteza radiométrica. ( $\mu$  = media y  $\sigma$ = desviación estándar). Los valores de los errores obtenidos desde Laur et al. (2004). ..... 107

Primero que todo quiero agradecer a programa de estudios AEARTE, por permitirme el privilegio de vivir esta experiencia. A CONAE, el Instituto Gulich y la Universidad Nacional de Córdoba, por todas los beneficios otorgados y la buena disposición.

Desde el punto de vista académico, creo que la forma en que esta Maestría está planteada, no solo permite aprender de la forma tradicional, es decir, el profesor que va a la sala y hace su clase para que el alumno aprenda, sino que también permite que los alumnos puedan construir su propio conocimiento, que se planteen y discutan los diversos puntos de vista basados en las diversas formaciones profesionales de todos los compañeros, Las distintas realidades de acuerdo a las nacionalidades y procedencias de cada integrante del grupo. Otra diferencia que me gustaría resaltar, es la cercanía de los profesores, quienes se ganaron el respeto en base a sus conocimientos y su calidad como personas.

El grupo con el que viví esta inolvidable experiencia, se convirtió en mi familia muy rápido y una bien unida, a tal nivel que solo nos faltaba ir al baño juntos para estar el 100% de las horas de la semana con el grupo. Pero no solo por lo anterior digo que nos convertimos en una familia, sino que además este grupo siempre se apoyó en todo, nunca fue egoísta con los conocimientos, ni tampoco se sintió un ambiente de competencia, es así como muy seguido podíamos ver fuera del horario de clases a Claudia, José o Vero y quien tuviese más experiencia o conocimientos en una materia, parados frente a la pizarra, con un plumón tratando de ayudar a los demás y en esta tarea creo que todos tuvieron su momento. Este grupo estuvo compuesto por 13 personajes, cada uno con sus locuras, pero como se dice en Argentina, un loco lindo. Agradezco a cada uno de ellos su amistad y compañerismo. Cada uno sabe el cariño que siento hacia ellos. Diana, Sory, José. Andrea, Claudia, Mily, Pepe, Gustavo, Pablo, Vero, Noe y Charo muchas gracias por todo. Gracias a Fabio y Nico, por su importante amistad.

No quiero dejar de agradecer a Sofía, por toda su ayuda durante estos dos años, a Marcelo, Camilo, Mario, Ximena, Carolina, Gabriel, Estefanía y todos los profesores quienes con mucha dedicación y compromiso nos entregaron su conocimiento. También a todos quienes trabajan en el instituto Gulich, a Marta, Gaston, Vanina y todos quienes hacían posible este programa de estudios. A Héctor, Paula, Leo y Fernando, por permitirme convivir con ellos durante 6 meses en su laboratorio, por los conocimientos entregados y todas las atenciones.

A Roberto Sofía y Nico, por aceptar trabajar conmigo en este proyecto de tesis, por su paciencia, compromiso y todos sus aportes.

Tampoco quiero dejar de agradecer a Antonio y Carmencita, por su importante amistad, por toda su buena onda, sus atenciones y todos esos inolvidables momentos que compartimos. A Alicia, Manuel y su familia, por su amistad, su paciencia y su hospitalidad. A Carmen de Puerto Madryn por todos esos momentos compartidos.

A Sergio Opazo Q.E.P.D. un gran amigo, quien me impulso y me dio la oportunidad de perseguir esta meta de seguir formándome como profesional.

Gracias a mis viejos, hermanos y sobrinos, por su incondicional apoyo siempre, por empujarme y levantarme durante nada menos que toda la vida.

Gracias a Lore, mi amor, mi fiel compañera que me ha apoyado incondicionalmente en todos mis desafíos, mi musa inspiradora y la madre de mi hijo Santiago quien espero que algún día lea esto.

“Hijo, eres mi alma y mi felicidad. Que la fuerza del rock te acompañe siempre”.

En Chile ocurren en promedio 4.282 incendios forestales al año, los cuales afectan 48.511 ha. La mayor concentración del daño y la ocurrencia tiene lugar en la zona mediterránea del país o también conocida como zona central. El uso imágenes radar de apertura sintética en el monitoreo de áreas quemadas posee importantes potencialidades, principalmente por su independencia de las condiciones atmosféricas, sin embargo, son escasos los estudios que permitan entender el comportamiento del coeficiente de retrodispersión ante el efecto del fuego.

El presente estudio tiene por objetivo caracterizar la respuesta radar de banda X en áreas quemadas de dos incendios forestales de la zona central de Chile. Uno caracterizado por vegetación nativa del tipo esclerófilo y el otro por plantaciones forestales de *Pinus radiata D.Don*. Para el análisis de la situación previa, la estimación de la superficie quemada y el análisis de cambio entre la situación previa y posterior a los incendios forestales, se utilizaron imágenes ópticas obtenidas por el satélite Landsat 8, mientras que para el análisis de la respuesta radar en banda X, se utilizaron imágenes COSMO SkyMed modo PingPong (Stripmap), con diferentes configuraciones de adquisición.

Para la caracterización de la sensibilidad de la banda X ante el efecto del fuego, se utilizaron técnicas de estadística descriptiva y inferencial, se analizaron las distribuciones estadísticas de áreas quemadas y no quemadas de una misma cobertura, además se calcularon índices de distancias estocásticas con el objetivo de visualizar las polarizaciones y ángulos de incidencia más sensibles al efecto del fuego.

Los resultados indican comportamientos opuestos en los dos incendios analizados. En el incendio de vegetación nativa esclerófila las bandas cruzadas VH y HV mostraron mayor utilidad en el monitoreo de áreas quemadas, mientras que en el sector con plantaciones forestales de *Pinus radiata D.Don*, fueron las bandas co-polarizadas HH, VV las que presentaron mayor sensibilidad al efecto del fuego. El efecto del ángulo de incidencia no presentó tendencias tan claras como en el caso de las diferentes polarizaciones, sin embargo, en términos generales, mayores ángulos de incidencia se mostraron más sensibles al efecto del fuego.

**Palabras claves:** Zona Central de Chile, Áreas quemadas, Radar de Apertura Sintética, Banda X, COSMO SkyMed, Landsat 8.

In Chile occur on average 4.282 wildfires per year, which affected 48.511 ha. The greatest concentration of damage and occurrence takes place in the Mediterranean area of the country or also known as Central Zone. Using Synthetic Aperture Radar images in burned areas monitoring has significant potential in, primarily due to independence from weather conditions, however, there are few studies to understand the behavior of backscatter coefficient due the effect of fire.

The aim of this study is characterize the X-band radar response in burned areas of two wildfires in Central Zone of Chile. One characterized by native sclerophyllous vegetation and the other by forestry plantations of *Pinus radiata D.Don*. For the analysis of the previous situation, burned area estimation and change analysis between previous and after wildfire situation, optical images from Landsat 8 satellite were used, while for the analysis of the X-band radar response, COSMO SkyMed images PingPong (Stripmap) mode, whit different configurations acquisition were used.

To characterize the sensitivity of the X-band to the effect of fire, techniques of descriptive and inferential statistics were used. Statistical distribution of burned and unburnt areas of the same coverage were analyzed, moreover stochastic distances index were calculated in order to display the sensitivity of different polarizations and incidence angles to the effect of fire.

The results indicate opposite behaviors in the two wildfires analized. In the fire of native sclerophyll vegetation, cross polarizations (VH and HV) showed most useful in burned areas monitoring, while in forest plantations of *Pinus radiata D.Don* sector, were co-polarized bands HH, VV which presented increased sensitivity to the effect of fire. The effect of the incidence angle presented nor as clear as in the case of different polarizations trends, however, in general, larger incidence angles are more sensitive to the effect of fire.

**Keywords:** Central Zone of Chile, Burned areas, Synthetic Aperture Radar, X-band, COSMO SkyMed, Landsat 8.



---

## 1. MOTIVACIÓN, INTRODUCCIÓN, HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.

---

### 1.1 MOTIVACIÓN

El presente proyecto de tesis denominado “Caracterización de la respuesta SAR de banda X en áreas quemadas en dos incendios de la zonas central de Chile” se realizó en el marco de la maestría en Aplicaciones Espaciales de Alerta y Respuesta Temprana a Emergencias (AEARTE), iniciativa de la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) en conjunto con la Universidad Nacional de Córdoba (UNC) y que tiene lugar en el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich, ubicado en el Centro Espacial Teófilo Tabanera, Córdoba, Argentina.

Uno de los intereses centrales de la iniciativa AEARTE es la formación de profesionales con conocimiento de metodologías y aplicaciones satelitales en desastres naturales y emergencias, además cabe mencionar que el instituto Gulich a través de la CONAE participa directamente de dos sistemas de respuesta a emergencias y desastres. A nivel internacional es participé de la Carta Internacional del Espacio y Desastres Mayores ([www.disastercharter.org](http://www.disastercharter.org)), donde participan más de 20 agencias espaciales de diversos países y cuyo objetivo es dar respuesta temprana a grandes desastres y catástrofes que ocurran en cualquier parte del planeta a partir de datos satelitales. El segundo es el Sistema Federal de Emergencias (SIFEM), que intenta dar respuesta a las emergencias que se desarrollen al interior de Argentina a través de información capturada por sensores remotos.

Según las estadísticas de la Carta Internacional sobre el Espacio y las Grandes Catástrofes, para el periodo 2000 – 2010, de las 292 activaciones de la Carta, 19 correspondieron a incendios forestales, siendo el cuarto tipo de peligro natural más recurrente, después de las inundaciones, los terremotos y las tormentas de viento. La determinación o cuantificación de las áreas quemadas de un incendio forestal de magnitud en desarrollo es un insumo clave para los organismos de emergencias competentes y es uno de los principales productos que puede aportar la teledetección en la fase de respuesta de un evento de este tipo.

El uso de tecnología SAR en la detección y cuantificación de áreas quemadas ha tenido especial interés en la comunidad científica internacional, sobre todo por su potencial operativo en desastres de este tipo, ya que debido a sus características permite el monitoreo de un incendio forestal ya sea de día o de noche e incluso ante cualquier condición meteorológica, sin embargo, aún existe mucha incertidumbre sobre su real aporte en el monitoreo de áreas quemadas, debido a los escasos estudios de esta temática sobre todo en el ámbito sudamericano. Saber cuáles son los parámetros de adquisición óptimos para la detección de áreas quemadas con SAR en función del área de estudio, las características de la respuesta radar en cicatrices de incendios forestales de vegetación mediterránea de clima templado y el conocimiento de metodologías de procesamiento de imágenes SAR tendientes a la detección y cuantificación de áreas quemadas, son tareas que han sido poco abordadas en el cono sur.

El desarrollo de estudios de investigación utilizando datos SAR cobra mayor relevancia en la actualidad, debido a la importancia que han ganado los sistemas SAR en el monitoreo de desastres a nivel mundial, lo que ha impulsado la puesta en órbita de importantes recursos como la constelación COSMO SkyMed y el próximo sistema Italo-Argentino de Satélites Para Beneficio de la Sociedad, Gestión de Emergencias y Desarrollo Económico (SIASGE) que sumará dos Satélites Argentinos de Observación Con Microondas (SAOCOM) a la constelación italiana COSMO SkyMed.

## 1.2 INTRODUCCIÓN

En la conferencia mundial sobre reducción de desastres, desarrollada en Kobe, Japón, en enero del 2005 fue adoptado el marco de acción de Hyogo (HFA, por sus siglas en ingles), que busca como resultado “la reducción sustancial de la pérdidas por desastres, en cuanto a vidas y en bienes económicos, sociales y ambientales en las comunidades y países”, poniendo énfasis en conceptos como la reducción del riesgo de desastres (DRR, por sus siglas en ingles) y manejo del riesgo de desastres (DRM, por sus siglas en ingles). El desarrollo de políticas y estrategias para fomentar la implementación de sistemas DDR y DRM es un desafío que muchos países han adoptado. El conocimiento generado por estos sistemas puede ser sistemáticamente integrado en políticas y planes para el desarrollo sustentable.

DRM incluye la sumatoria total de todas las actividades, programas y medidas que se pueden tomar antes, durante y después del desastre, con el objetivo de evitar su ocurrencia, reducir los impactos o recuperar las perdidas. El ciclo del manejo de desastres usualmente incluye cuatro fases que son la respuesta, preparación, recuperación y mitigación.

La teledetección puede jugar un rol importante en cada una de las fases definidas en el ciclo de manejo del riesgo de desastres, ya que ofrece información precisa, frecuente y en algunos casos casi instantánea cuando ocurre algún desastre. Muchos desastres pueden afectar extensas áreas y no existe otra herramienta que proporcione una cobertura espacial suficiente. Los usos de la teledetección en esta área son múltiples y van desde el diseño de modelos de riesgo y análisis de vulnerabilidad, hasta la alerta temprana y la evaluación de los daños, aplicados a diversas problemáticas tales como, por: inundaciones, erupciones volcánicas, incendios forestales y terremotos.

La teledetección permite obtener información de la superficie terrestre en diferentes longitudes de onda, muchos estudios han demostrado su utilidad en la detección de áreas quemadas (Quintano et al., 2011), no obstante, la caracterización de superficies quemadas se realiza comúnmente mediante técnicas que emplean el dominio óptico y térmico del espectro (Gimeno et al., 2004), sin embargo, su uso operacional puede verse limitado, debido a que los sensores ópticos son fuertemente dependientes de las condiciones atmosféricas (V. Liesenberg & Gloaguen, 2013). Por su parte los Radars de Apertura Sintética (SAR por sus siglas en ingles), utilizan longitudes de onda contenidas en el dominio de las microondas por lo que son independientes de las condiciones atmosféricas. Adicionalmente transportan su propia fuente de iluminación, por lo tanto pueden operar de día y de noche. La intensidad medida por los SAR normalmente es convertida a una unidad física denominada coeficiente de retrodispersión, el cual está influenciado por la geometría, el suelo, el tipo de vegetación, la orientación, la humedad, la rugosidad del terreno y su topografía, por otro lado, la capacidad para detectar áreas quemadas con SAR, depende de la definición de los parámetros óptimos del sistema, incluyendo, la frecuencia, polarización y ángulo de incidencia (Kasischke et al., 1997).

El coeficiente de retrodispersión es sensible a la estructura de la vegetación y la biomasa (Polychronaki et al., 2013), característica clave para la detección de áreas quemadas, debido a que la remoción de hojas y ramas debido a un fuego, afecta directamente el comportamiento de dicha señal (E. Bernhard et al., 2011). La exposición de la superficie del suelo debido a la pérdida de biomasa a causa de un incendio forestal, puede incrementar los valores en el coeficiente de retrodispersión (Menges et al., 2004), sin embargo, esto depende del área que se esté estudiando.

No existe una literatura muy profusa en torno al uso de datos SAR en el monitoreo de áreas quemadas, sin embargo, algunos autores han estudiado la utilidad de diversos sensores SAR en la detección de áreas quemadas (Huang et al., 2004, Mari et al., 2012, Gimeno et al., 2004, Bourgeau-Chavez et al., 2002), así como la sensibilidad de distintas configuraciones de adquisición, frecuencias y polarizaciones a la severidad de dichas áreas quemadas (Tanase et al., 2010b). También podemos encontrar literatura asociada a las características polarimétricas de áreas quemadas (Tanase et al., 2013), usando varios tipos de descomposiciones de los blancos. La caracterización de la respuesta del coeficiente de retrodispersión ante los disturbios generados por el fuego a partir de estadística descriptiva e inferencial para las distintas bandas y polarizaciones es uno de los recursos más utilizados en investigaciones de este tipo (Tanase et al., 2011, Menges et al., 2004).

El modelado estadístico de las imágenes SAR es uno de los problemas básicos de la interpretación de imágenes SAR. Este envuelve muchos campos como el reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes, análisis de la señal, teoría de probabilidad y análisis de las características electromagnéticas de la retrodispersión de los blancos (Oliver, 1998). Generalmente, el ruido speckle de una imagen SAR multilook en intensidad se asume que obedece a una distribución gamma (Gui Gao et al., 2013). El entendimiento del modelo estadístico subyacente en datos SAR provenientes de áreas quemadas, es clave a la hora de caracterizar los datos, entender el comportamiento de estos y desarrollar algoritmos más efectivos de interpretación de las imágenes en torno a la temática del monitoreo de áreas quemadas.

De acuerdo a lo anterior, podemos decir que los datos obtenidos a partir de sistemas SAR, poseen ventajas con respecto a los datos ópticos a la hora del monitoreo de un incendio forestal en desarrollo. La generación de productos automáticos de detección y clasificación de cicatrices de incendios, puede jugar un rol importante en la gestión de desastres ante un incendio de magnitud, proporcionando información valiosa desde el punto de vista operativo, no obstante, el escaso conocimiento del comportamiento de la respuesta SAR en áreas quemadas de diversas coberturas genera la necesidad de caracterizar dicha respuesta en primera instancia. El presente trabajo pretende explorar las potencialidades de los datos SAR en el mapeo de áreas quemadas en situaciones de emergencia, a partir de una caracterización estadística de la respuesta SAR de banda x con diferentes configuraciones de adquisición y en distintas coberturas afectadas en dos incendios forestales de la zona central de Chile.

### 1.3 HIPÓTESIS

El actual desarrollo de datos SAR permite obtener datos de zonas quemadas por incendios forestales. Un adecuado procesamiento y análisis permite demostrar que imágenes SAR de banda x son sensibles a los efectos del fuego en diversas coberturas afectadas.

### 1.4 OBJETIVOS

#### 1.4.1 **Objetivo General**

Caracterizar la respuesta SAR en banda x en áreas quemadas en dos incendios de la zona central de Chile a partir de técnicas estadísticas.

#### 1.4.2 **Objetivos específicos**

- i) Cartografiar la vegetación previa a los incendios forestales a partir de datos satelitales ópticos.
- ii) Estimar el área quemada de los incendios usando datos ópticos y generar un análisis de cambio que permita identificar las coberturas afectadas por los incendios forestales.
- iii) Analizar y caracterizar la respuesta SAR con diferentes parámetros de adquisición mediante técnicas estadísticas.
- iv) Evaluar la sensibilidad del cambio generado por el efecto del fuego a través de técnicas estadísticas.

A continuación se presenta un marco teórico que permitirá entender primero que todo el contexto de los incendios forestales en Chile y en la zona central, posteriormente entrega antecedentes acerca del uso de datos ópticos para la cartografía de áreas quemadas y finalmente el marco teórico para el comportamiento de la respuesta radar en áreas con vegetación y la cartografía de áreas quemadas con SAR.

### 2.1 Los incendios forestales en Chile.

En Chile, de acuerdo a la ley 20.283 sobre recuperación del bosque nativo y fomento forestal, se define como incendio forestal, toda destrucción de la vegetación, por intermedio del fuego y cuando éste se propaga libremente y sin control en terrenos denominados forestales (MINAGRI 2008), sin embargo, históricamente y para los registros nacionales de la ocurrencia y daño del departamento de Manejo del Fuego, de la Corporación Nacional Forestal, se ha entendido como incendio forestal, todo fuego, que cualquiera sea su origen, se propaga sin control en terrenos rurales a través de vegetación leñosa, arbustiva o herbácea, ya sea viva o muerta (CONAF 2015).

Las estadísticas señalan que en Chile, para el periodo 1964 – 2015, ocurrieron en promedio 4.282 incendios forestales al año y que estos afectaron una superficie promedio de 48.511 ha./año. En este mismo periodo, el 68.6% de los incendios forestales afectó a vegetación nativa, con proporciones similares entre los tipos arbolado, matorral y pastizal (12.2, 14.6 y 12.8 % respectivamente), mientras que el 21.8% lo hizo en plantaciones forestales, principalmente de *Pinus radiata D.DON* (15%) (CONAF 2016).

Los daños socio económicos a nivel país por causa de los incendios forestales son difíciles de cuantificar, sin embargo, se habla de que en un periodo de 30 años, las pérdidas directas llegan al orden de los USD 100 millones, sumado a unos US 660 millones asociados al costo del gobierno de Chile en la implementación de un sistema de protección contra incendios forestales (Gobierno de Chile 2011).

### 2.2 Los incendios forestales en la Zona Central de Chile.

Según las estadísticas de CONAF, para el periodo 1964 – 2015, las regiones de Valparaíso, Metropolitana, Del Libertador Bernardo O'Higgins, Del Maule y Del Bio Bio concentraron el 75.3 % y el 68.3 % del total nacional en cuanto a ocurrencia y daño de incendios forestales respectivamente. En este sentido, la zona central de Chile es reconocida por su alta ocurrencia de incendios forestales, con una estacionalidad estival marcada, situación que se repite en otros países con latitudes mediterráneas como el caso de Portugal (Castillo et al., 2013). Dicha ocurrencia también está relacionada directamente con la concentración de grandes poblaciones humanas en la zona (Castillo et al., 2014) y todo lo que ello conlleva, es decir, redes camineras, actividades recreativas y productivas en zonas rurales, presencia de grandes urbes, destacando en este sector las ciudades de Valparaíso, Santiago, Rancagua, Talca y Concepción. Esta relación ocurrencia-densidad poblacional, se puede explicar con las estadísticas de causalidad de los incendios, las que señalan que para el periodo 2003 - 2015 en Chile el 99.7% de ellos son generados por acciones antrópicas (CONAF 2015).

Un estudio realizado por Castillo et al (2012) analiza grandes incendios forestales ocurridos durante el periodo 1977-2011 en la zona central y menciona que las regiones que presentan mayores daños por incendios de grandes magnitudes son Valparaíso y Del Libertador Bernardo O'Higgins, con 25496 ha. en 1984 y 25389 ha. en 1999 respectivamente. También los autores señalan que en este análisis se identifica una tendencia cíclica de 15 años para grandes incendios, sin embargo, mencionan que esto debe ser estudiado con una data histórica más extensa. La ocurrencia y magnitud de los incendios forestales en la zona central también ha sido asociada con fenómenos climáticos como el niño, caracterizado por un aumento de las precipitaciones durante las estaciones de invierno y primavera. El efecto de este fenómeno climático, se ve traducido en un alto crecimiento de la vegetación y por lo tanto una acumulación de combustible vegetal, lo que favorecería la propagación del fuego. Este fenómeno del niño en algunos años se ve acompañado de la niña, con características opuestas, es decir, en años niña la vegetación se encontraría en condiciones de menor humedad. Esta situación donde se combinaron estos dos fenómenos en años sucesivos tuvo lugar en los años 1988 y 1998, años donde se registró una alza en las áreas quemadas de la zona central de Chile (González et al., 2011). Otro fenómeno climático relacionado con la ocurrencia de incendios en la zona central es el viento Puelche, también conocido como viento Foehn en otros países, caracterizado por una baja humedad del aire y fuertes ráfagas de viento, generando un aumento de las probabilidades de ignición y condiciones altamente favorables para la propagación del fuego (Inzunza 2009). Sumado a lo anterior estudios mencionan que el cambio climático también es un agente que incide directamente en la ocurrencia y la superficie de áreas quemadas a causa de los incendios forestales, es así como en esta zona se proyecta para finales del siglo una disminución de las precipitaciones y un aumento de las temperaturas de hasta 5° C (Garreaud 2011; González et al., 2011).

El fuego ha sido un agente modelador importante en los ecosistemas de la zona central, la cual puede considerarse como una zona sensible al fuego, debido a que los regímenes de incendios de origen natural, no han sido lo suficientemente frecuentes como para generar presiones evolutivas, ya que como se mencionaba anteriormente, los incendios forestales en esta zona se encuentran relacionados con la actividad humana en un 99.7%, a diferencia de otras zonas de clima mediterráneo como el sur de California (E.E.U.U), donde los ecosistemas pueden ser considerados como dependientes del fuego, ya que han desarrollado respuestas adaptativas a este tipo de disturbio, gracias a existencia de fuegos causados por tormentas eléctricas estivales (Myers 2006; Montenegro et al., 2004; Fernández et al., 2010).

Los efectos del fuego sobre la vegetación nativa de esta zona pueden ser drásticos y según Fernández et al. (2010), no existen evidencias de que el fuego tenga efectos positivos sobre éstas comunidades vegetales y que por lo tanto la respuesta y los efectos del fuego serán dependientes de la composición de las formaciones vegetales.

En general en algunos sectores de la zona central hoy encontramos matorrales esclerófilos en lugares donde antes del fuego existía bosque nativo (Quintanilla 2000), también existen estudios que afirman que el fuego favorece la introducción de especies pioneras, herbáceas e invasoras exóticas (García et al., 2010), lo que se puede traducir en una pérdida de biodiversidad. Quintanilla & Castro (1998) evaluaron el efecto del fuego en la región de Valparaíso y observaron que a pesar de que la vegetación tiende a recuperarse, esta no logra recuperar su condición original, además observaron que el proceso de rebrote se registró a partir del día 27 posterior al incendio. También Quintanilla y Castro (1998) identifican efectos sobre las propiedades físicas del suelo, tales como la pérdida de humedad, la remoción de la hojarasca y la disminución de la capa humus. Araya & Avila (1981) analizaron el efecto del fuego en matorrales de la costa en la región de Valparaíso y determinaron que las 9 especies evaluadas en el área de estudio demostraron capacidad de recuperación en distintos grados,

alcanzando niveles de rebrotes superiores al 50% en la mayoría de los casos, durante el primer periodo de crecimiento vegetativo post fuego. En cuanto al estrato herbáceo, en esta zona las especies con desarrollo epigeo pueden sufrir un daño más drástico con respecto a las especies geófitas y terófitas, las que poseen una mayor probabilidad de sobrevivencia y de ser pioneras en el periodo post incendio (Fernández et al., 2010). Ávila (1981) observó un aumento en la biomasa herbácea en áreas quemadas con respecto a sitios control, a su vez Sabadin et al. (2015) con su estudio concluyen que el efecto del fuego favorecería la regeneración de geófitas, a partir de una mayor biomasa aérea y subterránea.

La zona central de Chile también se encuentra caracterizada por una alta presencia de plantaciones forestales, principalmente de pino insigne (*Pinus radiata D.Don*). Cabe mencionar que no existe una literatura muy profusa del efecto del fuego sobre este tipo de plantaciones en Chile, sin embargo, al igual que para la vegetación nativa la recurrencia de incendios forestales y las superficies quemadas son particularmente altas en esta zona. Según CONAF (2016), para el periodo 1985 -2015, se quemaron 284924 ha. de plantaciones de esta especie, de las cuales el 47.3% correspondió a rodales con 11 a 17 años de edad, mientras que plantaciones con rangos etarios de 0 a 10 y 18 o más años ocuparon el resto del porcentaje (27.6 y 27.1% respectivamente). Según Peña et al. (2008), los incendios de vegetación nativa presentan una menor propagación del fuego que en plantaciones forestales y mencionan algunos factores que podrían influir en este comportamiento, tales como: gran extensión de superficies plantadas, continuidad espacial de las plantaciones, rápido crecimiento, alta biomasa y carga de combustible muerto, Follaje inflamable, ubicación en la interfaz urbano rural, entre otras. Peña et al. (2008) también mencionan que a pesar de que la humedad de las acículas de los pinos fluctúa entre los 90 y 130% en verano, estas poseen altos contenidos de elementos inflamables, lo que también favorecería la propagación del fuego. Uno de los efectos de los incendios forestales en plantaciones de Pino Insigne, es la generación de capas repelentes al agua en los suelos, efecto dependiente de factores como la edad de las plantaciones quemadas, así como de la profundidad y tipo de suelo (García-Chevesich et al., 2010)

### **2.3 El uso de datos ópticos en el monitoreo de áreas quemadas.**

Cuando nos referimos datos ópticos, hablamos de aquellos obtenidos por sensores que utilizan longitudes de onda directamente dependientes del sol, comprendidas por las regiones espectrales del visible, infrarrojo cercano y infrarrojo medio (0.4 a 2.5  $\mu\text{m}$ ) (Chuvieco 2006). El uso de datos ópticos en el monitoreo de áreas quemadas ha sido profusamente abordado a nivel mundial, inclusive en la actualidad es posible encontrar una serie de productos a escala global derivados de datos ópticos de moderada resolución espacial tales como GFED (Global Fire Emission Database) y MCD45A1 (MODIS Global Burned Area Products) (Giglio et al., 2013; Roy et al., 2008).

Los efectos de los incendios forestales sobre la vegetación, tales como el residuo de material carbonizado y el daño evidente en la vegetación, son señales sensibles espectralmente, las cuales permiten la estimación de la superficie quemada mediante técnicas de procesamiento de imágenes, sin embargo, existen otros fenómenos en el paisaje que pueden generar errores en dicha estimación, tales como otros procesos de cambio de cobertura de suelo y presencia de sombras (Pereira et al., 1997)

La respuesta espectral de un área con vegetación quemada con respecto a un área control, sufre una fuerte reducción de la reflectancia en las regiones del visible y del infrarrojo cercano (0.4 a 1.3  $\mu\text{m}$ ), debido a la carbonización y eliminación de la vegetación, mientras que existe un aumento de los valores en la región del infrarrojo medio (1.3 a 2.5  $\mu\text{m}$ ), asociado a



una mayor exposición del suelo y a la pérdida de contenido de agua que produce la eliminación de la vegetación, la cual es causante de la absorción en este rango espectral (Pereira et al., 1997; Lentile et al., 2006; Pleniou et al., 2013). La carbonización del material, de acuerdo al nivel de combustión de la vegetación, puede resultar en la generación de ceniza negra y blanca, la primera se caracteriza por una baja reflectividad, no presenta regiones de absorción notables en su firma espectral y exhibe un máximo en los 2.35  $\mu\text{m}$  aproximadamente, mientras que la ceniza blanca posee valores significativamente más altos que la negra, a lo largo de toda la región óptica (Smith et al., 2005).

Existen varias técnicas para la determinación de áreas quemadas utilizando datos satelitales, desde la simple interpretación visual de la imagen, la que utilizando una adecuada combinación de bandas y transformaciones de color como IHS (Intensity, Hue and Saturation), puede llegar a ser muy precisa (Koutsias et al., 2000; Chuvieco & Congalton, 1988; Oliva & Verdú, 2008), hasta la aplicación de algoritmos automáticos o semi-automáticos. Pereira en 1997 reconoce 7 categorías de técnicas para el mapeo de áreas quemadas: análisis visual, intervalos de densidad con una banda, umbrales multitemporales de índices de vegetación, análisis de componentes principales, modelos de regresión, clasificación supervisada y no supervisada y análisis de mixturas espectrales.

Una de las técnicas más utilizadas en el mapeo de áreas quemadas, ya sea desde un enfoque unitemporal o multitemporal es el uso de índices espectrales (Oliva & Verdú, 2008). Dentro de los más utilizados podemos encontrar dos grupos, el primero compuesto por aquellos que utilizan las bandas del rojo e infrarrojo cercano, de gran importancia debido a que la mayoría de los satélites posee dichas bandas espectrales (Chuvieco et al., 2002), donde podemos encontrar el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Tucker, 1979), SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) (Huete, 1988), BAI (Burned Area Index) (Martin, 1998), entre otros. El segundo grupo se encuentra compuesto por índices que incorporan en su cálculo, el uso de la región espectral del infrarrojo medio, tales como el NBR (Normalized Burnt Ratio) (Key & Benson, 2005) y el BAIM (Burn Area Index MODIS) (Martin et al., 2005). Los índices NDVI y NBR han sido extensamente utilizados en el monitoreo de áreas quemadas, en la determinación de la severidad del incendio y en el caso del NDVI en el monitoreo de la regeneración de la vegetación post fuego (Lentile et al., 2006). Varios autores han destacado la sensibilidad del NBR a los cambios espectrales producidos por el fuego con severidades moderadas y extremas y su ajuste con estimaciones de severidad medidas en campo como el CBI (Composite Burn Index) (Escuin et al., 2008; De Santis & Chuvieco, 2009). De Santis & Chuvieco en 2007 también observan una alta correlación entre el NDVI y los valores de CBI.

#### **2.4 Propiedades de las microondas en sectores con vegetación.**

Cuando hablamos de la región de las microondas nos referimos aquellas energías con longitudes de onda que van desde los 0.75 hasta los 100 cm, característica que permite que esta región del espectro sea prácticamente transparente a los efectos atmosféricos. El estudio remoto con esta región del espectro, en la actualidad se realiza principalmente con sensores activos, cuya principal característica es que transportan su propia fuente de energía (Chuvieco, 2006), lo cual permite que puedan capturar datos de forma diurna y nocturna, no obstante, los radiómetros de microondas (sensores pasivos) también han sido extensamente utilizados.

Los pulsos que son emitidos desde un sistema radar, viajan por la atmósfera para luego interactuar con la superficie terrestre, esta energía puede ser dispersada, transmitida o absorbida, en diferentes proporciones de acuerdo al tipo de superficie. La porción de energía que es dispersada hacia el sensor es conocida como coeficiente de retrodispersión. Ésta

magnitud física puede ser definida como la razón entre la energía recibida por el sensor y la energía que habría recibido si la misma hubiese sido dispersada de forma isotrópica.

La respuesta del coeficiente de retrodispersión en la vegetación, primero que todo es dependiente de los parámetros de adquisición de la imagen, tales como la polarización, el ángulo de incidencia, la longitud de onda utilizada y las características topográficas del área bajo estudio (Kasischke et al., 1999). En cuanto a las longitudes de ondas más utilizadas encontramos las bandas X (2.4 – 3.7 cm), C (3.75 – 7.50) y L (15 -30 cm) (Lusch, 1999). Según Kasischke et al. (1999) la convención estándar en cuanto a frecuencia y longitud de onda para estas bandas es de 1.25 GHz y 24 cm para la banda L, 5.3 GHz y 5.6 cm para la banda C y 10 GHz y 3.0 cm para la banda X. Las polarizaciones, referidas al control que puede ejercer los radares sobre la orientación de la energía electromagnética transmitida y recibida, pueden tener 4 configuraciones posibles: HH, HV, VH y VV (Lusch, 1999), donde HV se refiere a un sistema que transmite la energía de forma horizontal y la recibe de forma vertical. Según Waring et al. (1995) diferentes polarizaciones incrementan la información del blanco, esto debido a que se obtendrán diferentes valores de coeficiente de retrodispersión para un blanco determinado en cada una de las polarizaciones utilizadas.

Desde el punto de vista de la teledetección existen factores o variables consideradas importantes a la hora de entender la propagación electromagnética a través de la vegetación, tales como: Tipo de vegetación y fase fenológica, forma y tamaño de los elementos de la planta, orientación de los elementos de la planta, contenido volumétrico de humedad de los elementos de la planta, densidad del volumen de la vegetación, contenido de agua en la vegetación por unidad de volumen, número de plantas por unidad de área, altura promedio de la vegetación, peso de la vegetación húmeda y humedad gravimétrica de la vegetación (Chukhlantsev, 2006; McDonald et al., 2000; Waring et al., 1995).

Desde el punto de vista de la física, cuando un haz de energía de microondas es emitido e interactúa con un blanco, ésta puede ser reflejada y transmitida. La magnitud de la constante dieléctrica de los elementos gobierna la cantidad de energía reflejada, mientras que la rugosidad y orientación del terreno gobierna la dirección de la reflexión y por lo tanto la cantidad de energía retrodispersada hacia el sensor. La magnitud de la retrodispersión radar es dependiente de la frecuencia o longitud de onda debido a las diferencias en la constante dieléctrica del agua en función dichos parámetros y a la relación entre la longitud de onda y el tamaño de los elementos de la planta o profundidad de penetración (Henderson, 1998), es así como bandas de menores frecuencias como la L pueden tener mayor penetración en masas vegetales (Chuvieco 2006).

La constante dieléctrica compleja relativa puede ser expresada como:

$$\varepsilon = \varepsilon' + i\varepsilon'' \quad (1)$$

La componente real ( $\varepsilon'$ ) es la permisividad y la parte imaginaria  $\varepsilon''$  está relacionada con la conductividad ( $\sigma$ ) a través de la siguiente expresión:

$$\varepsilon'' = \left( \frac{\sigma}{2\pi f} \right) \varepsilon_0 \quad (2)$$

Dónde:

$f$  = Frecuencia

$\varepsilon_0$  = Constante dieléctrica en un espacio libre

La constante dieléctrica de la vegetación seca tiene valores bajos que van desde 1.5 a 2 para  $\epsilon'$  y menores a 0.1 para  $\epsilon''$ , sin embargo, la constante dieléctrica de agua libre sin vegetación está en rango de 60 a 80 para  $\epsilon'$  y 20 a 50 para  $\epsilon''$ , esto para toda la región espectral comprendida entre las bandas X y P. Es por lo anterior que la constante dieléctrica de la vegetación, es fuertemente dependiente del contenido de humedad. En relación a lo anterior cabe mencionar que la fenología de la vegetación gobierna el contenido de agua de las plantas y así el valor de la constante dieléctrica. Ulaby & El-Rayes (1987) demostraron que la magnitud de la constante dieléctrica de la vegetación es directamente proporcional con el contenido de humedad gravimétrica del suelo (%).

Debido a que los radares son sistemas coherentes, la respuesta radar de cada pixel de un área con vegetación será la de un vector sumatoria de los campos electromagnéticos dispersados por los elementos de las plantas y los dispersados por el suelo que hay debajo. La contribución individual de cada dispersor está determinada por su dimensión en función de la longitud de onda y por el coeficiente de reflexión de cada dispersor. Cuando el tamaño del dispersor es aproximadamente la longitud de onda, entonces la forma de este se convierte en un factor importante en la determinación de la retrodispersión, en caso contrario la forma no es importante.

La respuesta radar de altas frecuencias como la banda X, son dominadas por retrodispersión de volumen, proveniente principalmente de las copas en el caso de los árboles, mientras que frecuencias más bajas como la banda L, son dominadas o tienen una contribución significativa de la retrodispersión del suelo (Waring et al., 1995) y de las ramas gruesas y troncos de los árboles.

La polarización vertical interactúa más con la estructura de la vegetación y puede marcar diferencias sutiles entre dos tipos de cultivos, mientras que la polarización horizontal puede penetrar cierto tipo de vegetación y estar más influenciada por la rugosidad y humedad del suelo subyacente (Waring et al., 1995).

El efecto del ángulo de incidencia en la respuesta radar es difícil de estudiar debido al rango de variación a lo largo del ancho de barrido en cualquier modo de adquisición. Existen algunos estudios que comparan el comportamiento de coberturas vegetales bajo diferentes ángulos de incidencia (French et al., 1999; Gimeno et al., 2004a; Tanase et al., 2010b). En general para ángulos de incidencia bajos (menores a 30°) se han encontrado mayores utilidades en la estimación de la humedad del suelo, debido a la disminución del efecto de rugosidad y la atenuación de la vegetación. Por el contrario, ángulos de incidencia altos (mayores a 40°), aumentan el paso de la energía a través de estructura de la vegetación, maximizando la respuesta de esta última.

## **2.5 Uso de datos SAR en el monitoreo de áreas quemadas.**

El estudio de áreas quemadas utilizando radares de apertura sintética, no ha sido muy abundante y se ha concentrado principalmente en bosques tropicales y boreales (Huang & Siegert, 2006; Tanase et al., 2010a; Bourgeau-Chavez et al., 2002; Kasischke et al., 1994; French et al., 1999; Siegert & Ruecker, 2000), no obstante, también existen algunas aproximaciones en áreas mediterráneas (Mari et al., 2012; Tanase et al., 2014; Stroppiana et al., 2015; Tanase et al., 2010b; Tanase et al., 2010c).

El fuego genera cambios que pueden modificar la respuesta en el coeficiente de retrodispersión, entre ellos encontramos la remoción de hojas y otras partes de los árboles como ramas e incluso el tronco, así como también un incremento de la exposición del suelo

debido a lo anterior. La remoción de hojas genera una disminución del coeficiente de retrodispersión desde el dosel, mientras que el aumento de la exposición del suelo influirá en la respuesta en función del contenido de humedad y la rugosidad (Tanase et al., 2010b).

Según Tanase et al. (2010b) el efecto del fuego sobre el coeficiente de retrodispersión puede causar efectos ambiguos. Para bosques boreales, usando datos ERS-1 (C-VV) Kasischke et al. (1994) encontraron diferencias de hasta +10 dB. debido a la variación de la humedad del suelo. Tanase et al. (2010a), utilizando datos ALOS PALSAR de banda L, en condiciones secas, encontraron una reducción en los valores del coeficiente de retrodispersión con el aumento de la severidad del incendio para polarizaciones HH y HV, debido a la disminución de la retrodispersión de volumen, también observaron una tendencia opuesta para polarización HH en condiciones húmedas, debido a la alta humedad del suelo. Tanase et al. (2010a) también concluye que la polarización HV (3-6 dB.) fue más sensible al cambio no quemado – quemado con respecto a HH (2-3 dB). Bourgeau-Chavez et al. (1994) relacionaron el coeficiente de retrodispersión obtenido a partir de datos ERS-1 de banda C con polarización VV, con tres variables medidas en campo para áreas quemadas en bosques boreales y determinaron que la rugosidad del terreno y la severidad del incendio fueron los factores con mayor influencia sobre los valores del coeficiente de retrodispersión. French et al. (1999) también en biomas boreales, utilizando imágenes ERS-2 (C-VV) y Radarsat-1 (C-HH) con diferentes ángulos de incidencia, concluyeron que la banda C en ausencia de vegetación, es sensible a la variación de humedad y rugosidad del suelo, siendo esta última el factor que más tuvo influencia en el coeficiente de retrodispersión en todos los ángulos de incidencia evaluados, también encontraron mayores valores de coeficiente retrodispersión en áreas quemadas para ángulos de incidencia bajos y viceversa, en comparación con áreas no quemadas.

Gimeno et al. (2004a) evaluó el efecto de distintos ángulos de incidencia con imágenes RADARSAT (C-HH) en ecosistemas mediterráneos y determinaron que ángulos de incidencia menor, son más útiles para la discriminación de áreas quemadas en sectores con pendientes pronunciadas. Además, dichos autores coinciden con estudios en zonas boreales en cuanto a la influencia de la humedad del suelo sobre el coeficiente de retrodispersión. Gimeno et al., (2004b) utilizaron series temporales de imágenes ERS-2 (C-VV) en ambientes mediterráneos y encontraron diferencias de hasta +8 dB. en sectores afectados por el fuego. Tanase et al. (2010b) evaluaron los efectos del ángulo de incidencia en las bandas X, C y L y la relación del coeficiente de retrodispersión con la severidad del incendio, y determinaron que el coeficiente de retrodispersión para polarizaciones HH y VV incrementó en relación a la severidad del incendio, en las bandas X y C, mientras que disminuyó en la banda L. Los autores también concluyen que con polarizaciones cruzadas el coeficiente de retrodispersión disminuye de acuerdo a la severidad del incendios en todas las bandas que evaluaron (X, C y L). Estudios específicos con banda X han mostrado altos valores de coeficiente de retrodispersión en sectores con alta severidad de incendio y pendientes orientadas hacia el sensor para polarización HH, mientras que con HV, valores altos fueron encontrados en sectores con baja severidad de incendio y pendientes no orientadas hacia el sensor (Tanase et al., 2010c). Los mismos autores también encontraron una tendencia de disminución en los valores de coeficiente de retrodispersión, con el aumento del ángulo de incidencia local para polarización HH, mientras que con polarización HV se observó una tendencia a aumentar los valores.

La Zona Central de Chile, es una de las 5 regiones naturales del país. Esta comprende las regiones de Valparaíso, Metropolitana, O'Higgins, Maule y el sector norte de la región del Biobío, abarcando desde los 32° a los 37° de latitud sur aproximadamente (Figura N° 1).

El clima de esta zona corresponde al Mediterráneo, caracterizado principalmente por cuatro estaciones marcadas, con inviernos fríos y húmedos y veranos cálidos y secos (Figueroa et al., 2009), lo que presupone la existencia de sequía estival. Dentro de ésta extensa área se encuentran variaciones climáticas latitudinales que determinan la región mediterránea semiárida, subhúmeda y húmeda, además otras variantes relacionadas con la variación longitudinal definidas como: regiones litorales con influencias oceánicas, interior en ubicación intermedia y de montaña con influencias continentales.

El relieve del área de estudio, al igual que en la mayoría del territorio chileno continental, se encuentra conformado por cuatro unidades bien definidas, de oeste a este estas son las planicies litorales, la Cordillera de la Costa, la depresión intermedia y la Cordillera de los Andes. En la Zona Central, la Cordillera de la Costa está caracterizada por un descenso de las alturas a medida que avanza hacia el sur, por otro lado la Cordillera de los Andes presenta alturas que bordean los 5000 m.s.n.m. Ambas Cordilleras tienen una importante influencia en el clima de la Zona Central, afectando directamente la distribución de las precipitaciones, debido principalmente a la generación de lluvias orográficas por el choque de nubes asociadas a sistemas frontales provenientes desde el Pacífico contra las laderas de barlovento.

Existen estudios (Schulz et al., 2011; Armesto et al., 1978) que abordan la influencia entre las características topográficas y la estructura y composición de la vegetación, específicamente la orientación de las laderas, es así como en la Zona Central de Chile podemos encontrar que las laderas de exposición sur reciben menor radiación solar que aquellas de orientación norte. El tipo de vegetación que las caracteriza sugiere una mayor disponibilidad de agua, debido a la cantidad de biomasa y de especies caducifolias, mientras que las laderas de exposición norte presentan condiciones de mayores temperaturas y menor disponibilidad de agua, propiciando el desarrollo de especies vegetales xerófitas.

Chile Central es una de las 5 regiones mediterráneas del planeta y es conocido como uno de los 25 "Hotspots" de biodiversidad a nivel mundial, riqueza característica de los ecosistemas mediterráneos, que no solo son importantes por su nivel de biodiversidad, sino también por el alto grado de endemismo. Dicha biodiversidad puede ser explicada a partir de varios factores ecológicos y de evolución (Figueroa et al., 2011).

Esta región concentra más de la mitad de la población total de Chile (Instituto Nacional de Estadística, 2012) y posee una actividad agrícola importante para el país, por lo que la Zona Central de Chile ha tenido que lidiar con una creciente población y su consecuente aumento de la necesidad de espacio. Esta zona ha experimentado fuertes cambios en su paisaje debido a las actividades asociadas al sector agrícola y ganadero, las cuales se han visto intensificadas en las últimas tres décadas, dando lugar a una reducción continua de los bosques, a zonas de arbustos y a transformaciones altamente dinámicas entre matorrales y tipos de coberturas terrestres inducidas por el hombre (Schulz et al., 2010), originándose así un paisaje

caracterizado por una vegetación esclerófila degradada y altamente fragmentada y una creciente expansión de terrenos de uso agrícola y de plantaciones forestales con especies exóticas.

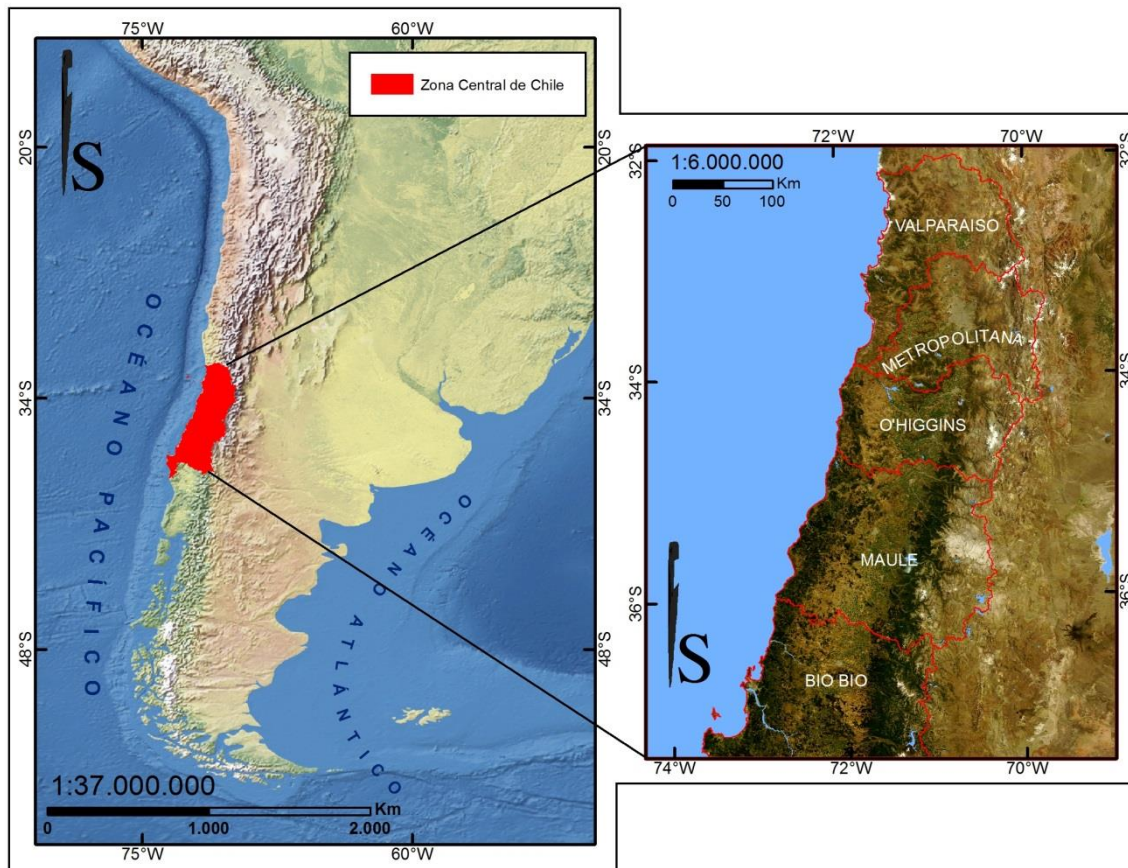


Figura Nº 1: Muestra el área de estudio general, denominada zona central de Chile.

Se estima que las temperaturas y las precipitaciones presentarán cambios importantes en ésta zona. Algunos estudios han dado cuenta de un incremento significativo en la recurrencia de sequías y disminución de las precipitaciones durante el último siglo (Gonzales et al., 2011). Dichas transformaciones climáticas nos hablan de un escenario propicio para otro de los factores importantes en la dinámica del paisaje que presenta la Zona Central de Chile. Hablamos de los incendios forestales, que según estadísticas de la Corporación Nacional Forestal (CONAF), en esta Zona registraron 147.776 eventos que afectaron 1.301.614 Ha. durante el periodo 1976 – 2013.

De acuerdo a los objetivos, el presente estudio se focalizó sobre dos incendios forestales ocurridos durante el mes de enero del 2014, el primero ubicado en el norte de la zona central, específicamente en región Metropolitana denominado “Incendio Forestal El Carrizo” y el segundo en la región sur, sobre el sector costero de la región del Maule, denominado “Incendio Forestal Batuco” (Figura Nº 2).



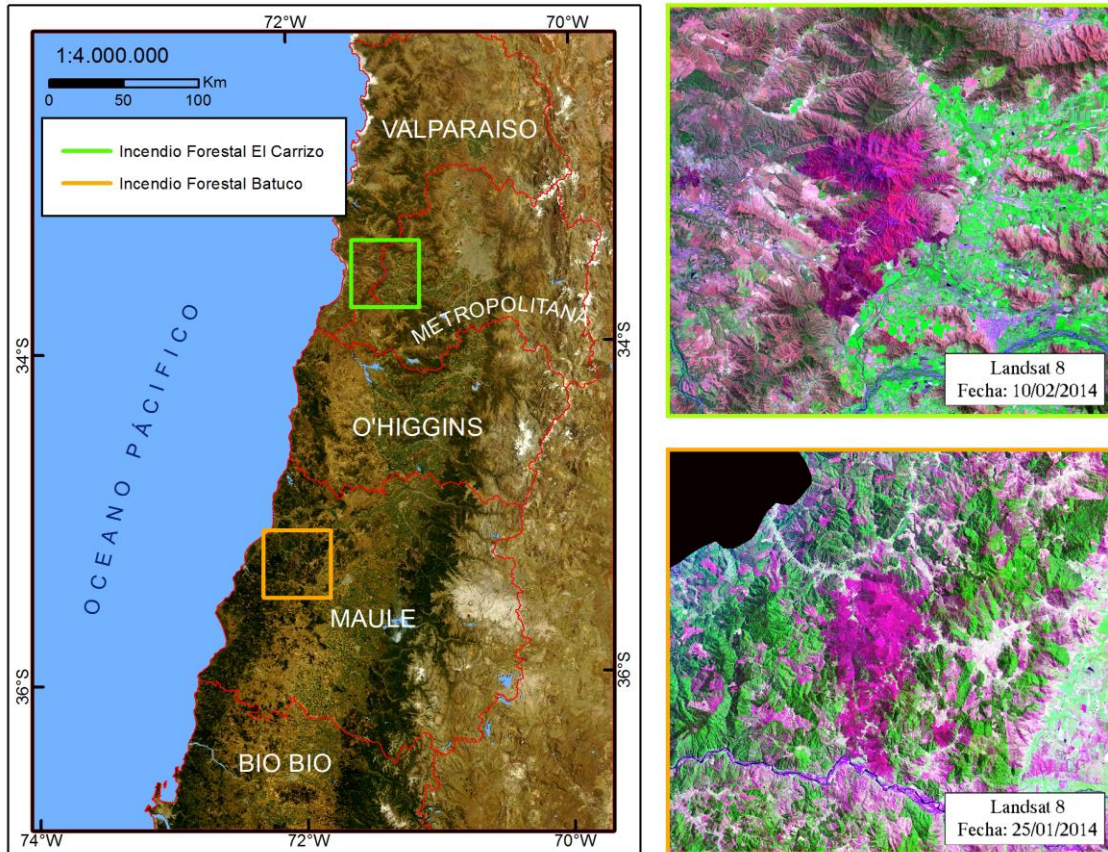


Figura Nº 2: Muestra el área de estudio con los sectores de los incendios forestales analizados. Las imágenes a la derecha de la figura, se muestran en una combinación de bandas RGB (canal Red: Banda SWIR-2, canal Green: Banda NIR, canal Blue: Banda Blue).

El primero (El Carrizo), se inició el 03 de enero del 2014 a las 13:45 hrs. y se declaró extinguido el 20 de enero a las 19:30 hrs. Dicho incendio comprende una superficie quemada de 14805 ha. (CONAF) correspondiente mayoritariamente a vegetación nativa. El segundo incendio se inició el 04 de enero del 2014 y fue extinguido en 31 de enero, afectando 14050 ha. (CONAF) que corresponden mayoritariamente a plantaciones forestales de la especie *Pinus radiata D. Don*.



Figura N° 3: Fotografías del incendio forestal el carrizo.



Figura N° 4: Fotografías del incendio forestal Batuco.



#### 4.1 Base de datos

##### 4.1.1 Datos satelitales ópticos.

Con el objetivo de caracterizar los sectores de los incendios forestales El Carrizo y Batuco, se utilizaron imágenes Landsat 8 (Cuadro N° 1) ortorectificadas (nivel 1T) disponibles en la plataforma web del Servicio de Geología de los Estados Unidos (USGS, <http://earthexplorer.usgs.gov/>). Se descargaron 2 imágenes para cada sector, considerando la situación previa y posterior a dichos incendios forestales.

Cuadro N° 1: Imágenes Landsat 8 utilizadas.

Nº	Sector	Situación	Satélite	Sensor	Fecha (d/m/a)	Tamaño de pixel (m)
1	El Carrizo	Previa			29/11/2013	
2	El Carrizo	Posterior	Landsat 8	OLI	10/02/2014	30 (Mult.),
3	Batuco	Previa			22/11/2013	15(Pan.)
4	Batuco	Posterior			25/01/2014	

##### 4.1.2 Datos satelitales SAR.

Se utilizaron 6 imágenes COSMO SkyMed provistas por CONAE en el marco de la Maestría de Aplicaciones Espaciales en Alerta y Respuesta Temprana a Emergencias (AEARTE). De las 6 imágenes 3 corresponden al sector del incendio forestal El Carrizo y 3 al incendio Batuco. Todas las imágenes corresponden a modo de adquisición PingPong (Stripmap), las que poseen polarización dual elegible entre HH, HV, VH y VV, tienen una resolución espacial nominal de 15m. y un ancho de barrido  $\geq 30$  km.

Todas las imágenes fueron solicitadas con un nivel de procesamiento 1A, "Sige Look Complex" (SLC), el cual posee un algoritmo de focalización ya aplicado y posee una corrección radiométrica interna. El producto contiene los datos de fase, cuadratura e intensidad para cada polarización. El uso de imágenes SCL de debió principalmente a su disponibilidad y capacidad de procesamiento, ya que inicialmente este estudio planteaba diferentes caminos de procesamiento para extraer la información, no obstante, finalmente se optó por la metodología expuesta en el presente trabajo y no se probaron otras alternativas.

Las imágenes fueron programadas y adquiridas en fechas posteriores a los incendios bajo análisis, no obstante, se consideraron diferentes configuraciones de adquisición (Cuadro N° 2). Se trataron de homogenizar ciertos parámetros de adquisición como la dirección de la órbita (ascendente o descendente) y el lado de mirada (izquierda o derecha), con el objetivo de solo variar las polarizaciones (VV, VH y HH, HV) y el ángulo de incidencia, en rangos marcadamente definidos, entre altos (60°), medios (40°) y bajos (20°), sin embargo, la urgencia en la adquisición de los datos hizo flexibilizar este último parámetro, debido a que mientras más estrictos sean nuestras especificaciones, la captura de escena podría demorar más

tiempo. Esto último es un elemento crítico a la hora de considerar el uso de este tipo de datos en actividades de respuesta temprana a emergencias.

Cuadro Nº 2: Imágenes COSMO SkyMed (CSK) adquiridas post incendios.

Nº	Sensor	Modo	Sector	Fecha	Orbita	Ángulo de incidencia cercano	Polarización	Resolución en el rango	Resolución en el acimut	Formato	Lado de mirada (Antena)
1	CSK	PingPong	El Carrizo	15/02/2014	Ascendente	28,83	VV, VH	4,09	2,32	HDF5	Derecha
2			El Carrizo	17/02/2014		47,04	VV, VH	6,27	2,26		
3			El Carrizo	22/02/2014		37,93	HH, HV	5,15	2,11		
4			Batuco	15/02/2014		18,86	HH, HV	2,75	2,30		
5			Batuco	13/03/2014		39,64	HH, HV	5,32	2,28		
6			Batuco	26/04/2014		39,64	VV, VH	5,32	2,28		

#### 4.1.3 Datos Auxiliares

Para la corrección de terreno de los datos SAR y para derivar información de exposición y pendiente de las laderas, se usó el modelo de elevación digital (DEM) ASTER GDEM V2 de 30 metros de resolución espacial, disponible en el sitio web <http://gdem.ersdac.jspacesystems.or.jp/>.

Se usaron datos vectoriales con información de uso de suelo, correspondientes al Catastro de Bosque Nativo de la Corporación Nacional Forestal (CONAF, 2009) para el sector del incendios forestal El Carrizo y datos vectoriales con información de los rodales afectados y edades de plantación, proporcionado por la empresa Forestal Arauco S.A. para el sector del incendio forestal Batuco. Ambos datos se utilizaron como información auxiliar en las clasificaciones digitales de coberturas de suelo a partir de imágenes Landsat 8.

Cuadro Nº 3: Datos climáticos correspondientes a las fechas de adquisición de los datos SAR utilizados (Pp = Precipitación acumulada,  $\Delta Pp$  = Precipitación acumulada entre fechas de adquisición de las imágenes, Ta = Temperatura del aire promedio, HR = Humedad Relativa, Dv = Dirección del Viento, Vv = Velocidad del viento).

Nº	Estación	Fecha	Pp (mm)	$\Delta Pp$ (mm)	Ta (°C)	HR (%)	Dv (Moda)	Vv (Km/h)
1	33,89°S ; 71,45°W	15/02/2014	0	-	15,7	69,0	Oeste	2,2
2		17/02/2014	0	0	16,6	80,2	Noroeste	2,5
3		22/02/2014	0	0	17	58,2	Noroeste	2,2
4	35,71°S ; 72,11°W	15/02/2014	0	-	17,8	64,0	Oeste	5,0
5		13/03/2014	0	0,2	18,2	57,1	Oeste	5,0
6		26/04/2014	0	18,8	12,2	76,2	Noreste	3,2

Con el objetivo de considerar posibles efectos debido a variables climáticas en los valores de las imágenes se revisaron datos climáticos en los días de las capturas de las imágenes SAR utilizadas en el presente trabajo (Cuadro Nº 3). Dichos datos se encuentran disponibles a través del sitio web de la red agrometeorológica del Instituto de Investigaciones Agropecuarias (INIA) de Chile <http://agromet.inia.cl/> y corresponden estaciones climáticas instaladas en las coordenadas 33,89°S y 71,45°W y en los 35,71°S y 72,11°W.

## 4.2 Caracterización de la zona de los incendios forestales a partir de datos ópticos.

### 4.2.1 Preprocesamiento de las imágenes ópticas.

Las imágenes Landsat 8 fueron calibradas de niveles digitales (ND) a reflectancia a tope de la atmosfera a través del software ENVI 4.8, usando un módulo de calibración específico que utiliza los valores contenidos en el metadato de cada imagen, para obtener los coeficientes necesarios para el calibrado de las imágenes. Cabe señalar que no se aplicó una corrección atmosférica debido a que en el presente estudio se utilizó una imagen previa al incendio con el objetivo de identificar las coberturas terrestres en dicha situación. Luego se usó una imagen post incendio para estimar el área quemada. En relación a lo anterior se realizó un análisis de cambio, pero no se compararon las reflectancias de las distintas fechas.

### 4.2.2 Clasificación supervisada de coberturas terrestres mediante datos ópticos.

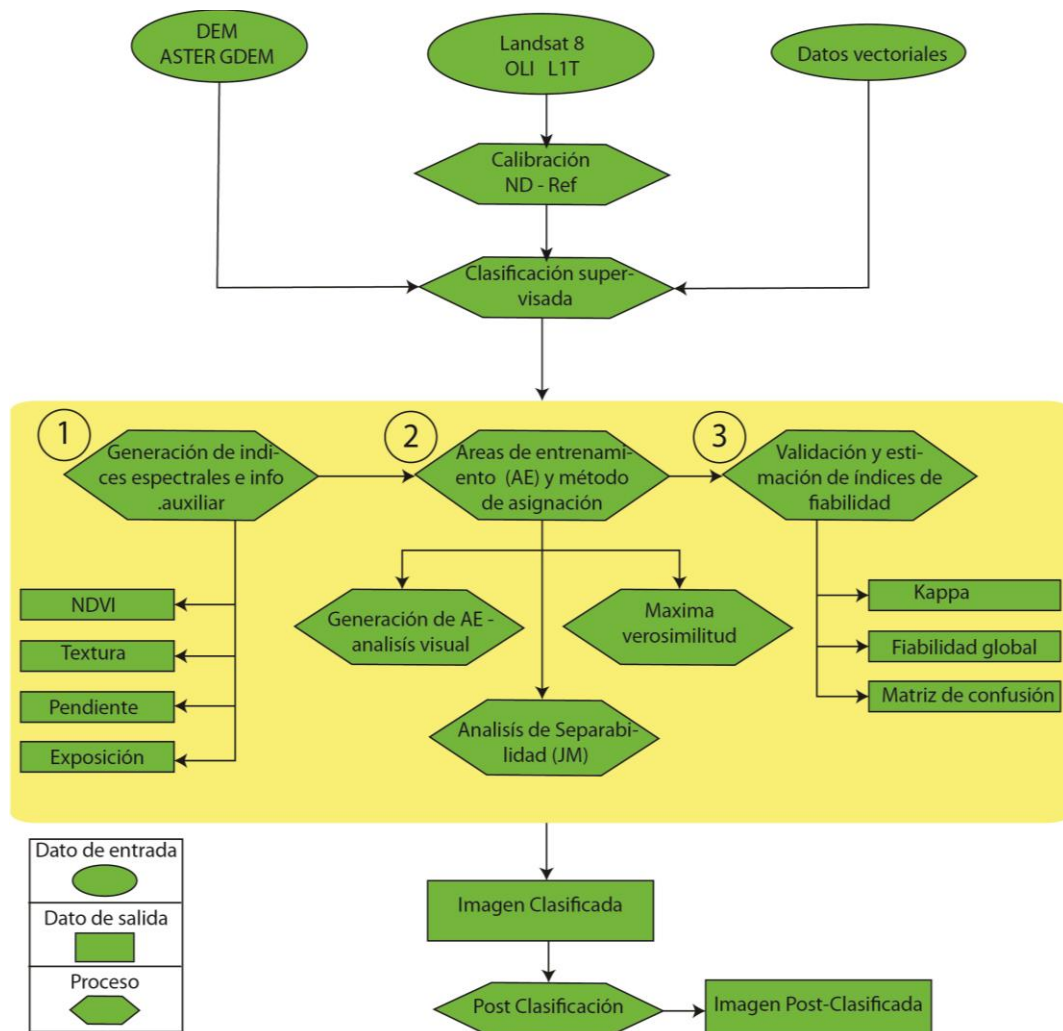


Figura Nº 5: Diagrama de flujo con los pasos metodológicos utilizados en la clasificación de coberturas terrestres usando datos ópticos en una condición previa al incendio.

La cartografía de las coberturas terrestres y uso de suelo (Land Cover and Land Use, LCLU) es un elemento intrínseco de la mayoría de los análisis en teledetección (Aplin et al., 2004). La extracción de cartografía temática a partir de datos satelitales se basa normalmente sobre una clasificación de la imagen, proceso casi imposible de realizar manualmente para grandes cantidades de datos, como normalmente ocurre en teledetección, debido a esto, se hace necesario automatizar un proceso denominado como reconocimiento de patrones. El problema del reconocimiento de patrones consiste en asignar clases a observaciones. Esto puede ser realizado de dos maneras: (i) con ayuda de muestras o prototipos, conocida como clasificación supervisada y (ii) tomando en cuenta solo las relaciones entre las propiedades de los objetos, o también llamada clasificación no supervisada (Amancio et al., 2014).

Con el objetivo de caracterizar los territorios afectados por los incendios forestales bajo análisis en una etapa previa a los eventos, se realizó una clasificación supervisada sobre las imágenes Landsat 8 correspondientes a dicha etapa, utilizando el software ENVI 4.8. Este proceso de clasificación se dividió en 3 etapas (figura N° 5)

#### 4.2.2.1 Generación de índices espectrales e información complementaria

El resultado de una clasificación depende directamente del tipo de datos utilizados y de la calidad que estos posean. Dicha calidad tiene relación por una parte con las características espaciales (escala) de la imagen y con la capacidad espectral que tienen los datos satelitales para diferenciar ciertos rasgos de interés en una clasificación LCLU.

Existen técnicas que permiten aumentar la capacidad de discriminación digital de los datos, como la generación de índices espectrales que utilizan la información espectral contenida en dos o más bandas de la misma imagen, resaltando las diferencias de cubiertas con comportamientos reflectivos significativamente distintos (Chuvieco 2006). Uno de los índices espectrales más utilizados es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) que utiliza el contraste que existe en la respuesta espectral de la vegetación sana entre el espectro visible y el infrarrojo cercano. Esto debido a una baja reflectividad particularmente en la banda roja, debido a la absorción de energía por la clorofila y a un incremento de los valores en el infrarrojo cercano (NIR), relacionado con la fuerte respuesta reflectiva de las hojas en este rango, debido a la estructura celular de parénquima esponjoso (Zhou et al., 2009).

El NDVI está dado por la siguiente expresión:

$$(1) \quad NDVI = \frac{L_{NIR} - L_{RED}}{L_{NIR} + L_{RED}}$$

Dónde:

$L_{NIR}$  = Reflectancia en la banda NIR.

$L_{RED}$  = Reflectancia en la banda RED.

Otra forma de aumentar la capacidad de discriminación digital de una imagen es incluir información contextual o de vecindad. En este sentido cobran interés las técnicas de análisis de texturas, mediante las cuales se describe la distribución de niveles de gris relativa al vecindario de cada pixel calculando variables estadísticas que describan propiedades como la variabilidad, el contraste, valor medio, entre otros.

Una de las formas de calcular texturas es a partir de la generación de una matriz de co-ocurrencia a través del método desarrollado por Haralick (1973) que describe cuan frecuente es un nivel de gris de acuerdo a una relación espacial determinada con otro nivel de gris de la imagen en cuestión al interior de una matriz móvil. Este método no utiliza los valores originales de la imagen, sino que transforma los valores al espacio de la matriz de co-ocurrencia donde solo se utilizan los valores de los vecinos en alguna de las direcciones definidas (0°, 45°, 90°, 135°)(R. Harlick et al., 1973; P. Blanco et al., 2009).

La fórmula para el cálculo de la característica textural utilizada (media) es la siguiente:

(2)

$$T.Medida = \sum_{i,j=0}^{N-1} i(P_{i,j})$$

Dónde:

i = Numero de filas

j = Numero de columnas

P = Valor de probabilidad de la matriz de co-ocurrencia

El uso de datos obtenidos a partir de sensores de distintas características, también se presenta como una alternativa para mejorar la capacidad de discriminación digital de distintas clases. Los DEMs permiten incorporar información que puede ser importante a la hora de discriminar cubiertas vegetales, que por definición presentan tendencias a establecerse en sitios con ciertas características topográficas. En este sentido la pendiente del terreno y la exposición u orientación de las laderas surgen como los rasgos más utilizados.

EL NDVI y las bandas de textura se generaron a partir de las expresiones descritas anteriormente. Las bandas de pendiente y exposición fueron calculadas a través del módulo "Topographic Modeling" usando los datos del DEM "ASTER GDEM V2". Para el caso de cálculo de la exposición el software toma como convención, que los cero grados representan el norte y los ángulos incrementan en el sentido de las agujas del reloj.

#### 4.2.2.2 Generación de áreas de entrenamiento y método de asignación

Existen dos pasos generales en todas las clasificaciones supervisadas que apliquemos a una imagen determinada. Estas corresponden a la selección de áreas de entrenamiento y a la aplicación de algún algoritmo de asignación de los pixeles a una clase de acuerdo a las estadísticas de entrenamiento.

Un importante supuesto en toda clasificación supervisada es que las áreas de entrenamiento representan las clases informacionales de interés. La calidad de los pixeles de entrenamiento seleccionados influirá directamente en el funcionamiento del método de asignación y así en la precisión de la clasificación. Idealmente los datos de entrenamiento deberían corresponder a levantamientos de información en terreno, sin embargo, el alto tiempo y costo necesario para su colección hacen que sea común y razonable derivar las zonas de entrenamiento directamente desde la imagen a clasificar, tarea que se puede acompañar mediante la revisión de información auxiliar accesible, como coberturas vectoriales del sector (hidrografía, uso de suelo, topografía, etc.), cartografías analógicas y DEMs.

Antes de seleccionar un método de asignación, conviene revisar la calidad de las áreas de entrenamiento y la viabilidad que existe para separar las categorías definidas de acuerdo a la leyenda establecida. Para esto existen técnicas gráficas y numéricas que nos permiten evaluar la separabilidad entre clases. Una medida frecuentemente utilizada es la distancia de Jeffreys-Matusita (JM), que calcula la separabilidad estadística entre las distribuciones de dos muestras (Dutra et al., 1999), permitiéndonos no solo saber la separabilidad entre las clases, sino que también seleccionar el mejor conjunto de bandas a utilizar. Dicho índice está dado por la siguiente expresión:

(3)

$$JM_{ij} = 2(1 - e^{-B_{ij}})$$

Dónde:

$JM_{ij}$  = Distancia de Jeffreys-Matusita para las bandas i y j.

B = Distancia estadística de Bhattacharyya (ver formula N° 12, en sección 4.5.1)

Los valores del índice JM van en un rango de 0 a 2 indicándonos cuán bien se separan estadísticamente las regiones analizadas. Por lo general se considera que dos áreas que presenten valores menores a 1, presentan una baja separabilidad y no sería conveniente considerarlas como clases distintas a partir del set de bandas analizadas.

Existen varias técnicas de asignación de un pixel a una clase determinada de acuerdo a estadísticas de entrenamiento, una de las más utilizadas en teledetección de datos provenientes de sensores ópticos es el método de máxima verosimilitud (Miao et al., 2011, Yonezawa 2007). Este clasificador asume que los datos siguen una distribución normal, de esta manera se puede describir una clase a partir de una función de probabilidad y así poder determinar la probabilidad de que un pixel pertenezca a esta clase. La función que utiliza esta dada por:

(4)

$$g_i(x) = 1np(\omega_i) - \frac{1}{2} * 1n \left[ \sum_i \right] - \frac{1}{2} * (x - m_i)^T \sum_i^{-1} (x - m_i)$$

Dónde:

i = Clase.

x = Numero de bandas.

$p(\omega_i)$  = Probabilidad de que clase  $\omega_i$  ocurra en la imagen.

$|\Sigma_j|$  = Determinante de la matriz de covarianza en los datos de la clase  $\omega_i$ .

$\Sigma_j^{-1}$  = Matriz inversa.

$m_i$  = Vector promedio.

En este trabajo, las áreas de entrenamiento se obtuvieron mediante análisis visual de las imágenes apoyado de información vectorial del catastro de bosque nativo de CONAF y de la empresa Forestal Arauco S.A y basándose en la leyenda propuesta para los modelos de combustibles de CONAF. Se utilizó la estrategia de digitalización de polígonos y se generaron aproximadamente 30 muestras para cada clase, no obstante, el 30% de dichos polígonos no se utilizaron en esta etapa, con el objetivo de validar posteriormente. La capacidad de distinguir entre las distintas clases se evaluó mediante el índice de Jeffreys-Matusita. El método de asignación utilizado fue en de máxima verosimilitud con umbrales variables para cada clase.

#### 4.2.2.3 Validación de la clasificación y estimación de índices de fiabilidad.

La fase final del proceso de clasificación de los datos ópticos corresponde a la validación de la imagen obtenida luego de aplicar el algoritmo de asignación y tiene como objetivo comprobar la validez y precisión del método y el producto generado.

En general la evaluación de la exactitud de la clasificación es medida a través del grado de correspondencia entre la etiqueta categórica predicha de los píxeles en la imagen clasificada y datos observados o de referencia para cada clase (Foody, 2005). Para el cálculo de dicha exactitud se tabularon los datos a través de una matriz de confusión de la cual se derivaron el índice de fiabilidad global y el coeficiente de Kappa, además de los errores de omisión y comisión y las precisiones del productor y del usuario. Se utilizaron como verdad de terreno o conjunto de referencia polígonos digitalizados visualmente durante la etapa de entrenamiento, correspondientes al 30% de total generado.

La fiabilidad global fue calculada a partir de la sumatoria de los píxeles correctamente clasificados (diagonal de la matriz de confusión), dividido por el número total de píxeles, mientras que el índice de Kappa fue calculado a partir de la siguiente expresión:

(5)

$$k = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}$$

Dónde:

N = Número total de píxeles en clases de los datos de referencia.

r = Número de columnas en la matriz de confusión (número de clases).

$x_{ii}$  = Valor de la columna i y la fila i.

$x_{+i}$  = Total para la fila i

$x_{i+}$  = Total para la columna i

#### 4.2.3 Estimación de las áreas quemadas a partir de datos ópticos.

Para la estimación de las áreas quemadas de los incendios bajo estudio, se usaron las imágenes Landsat 8 posteriores a los siniestros. Al igual que en el procedimiento anterior, se realizó una clasificación supervisada mediante el software ENVI 4.8. Este proceso se dividió en 3 etapas (figura N° 6).

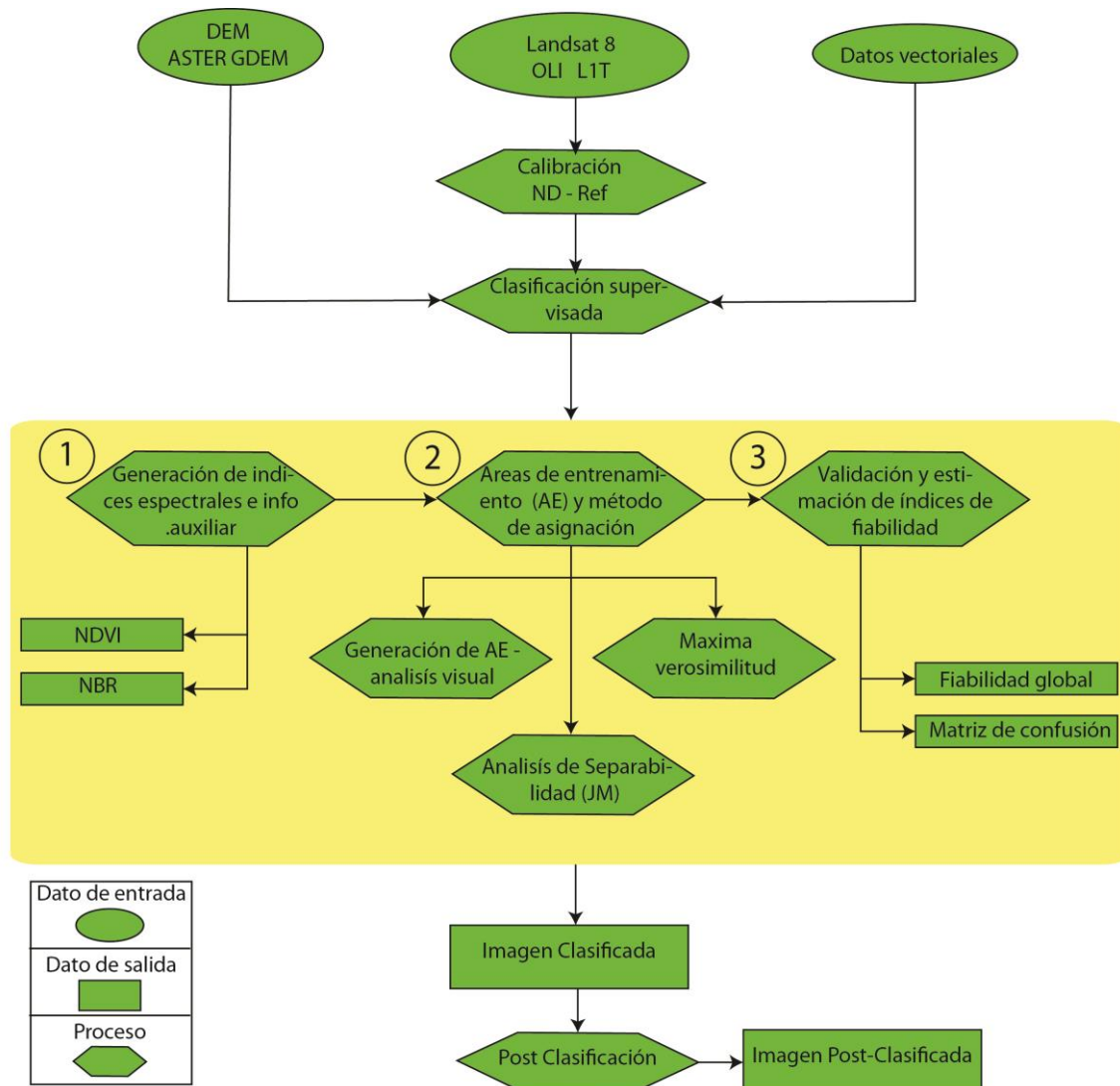


Figura N° 6: Diagrama de flujo con los pasos metodológicos utilizados en la estimación de áreas quemadas usando datos ópticos.

#### 4.2.3.1 Generación de índices espectrales.

Con el objetivo de resaltar rasgos que permitieran discriminar entre áreas quemadas y no quemadas, se calcularon los índices NDVI y el índice de áreas quemadas (NBR).

El NDVI fue calculado de la misma forma descrita en la sección 4.2.2.1.

El NBR es un índice que relaciona mediante una resta normalizada la información espectral contenida en la banda del infrarrojo cercano (NIR) y del infrarrojo medio (SWIR), a través de la siguiente expresión:

(6)

$$NBR = \frac{L_{NIR} - L_{SWIR}}{L_{NIR} + L_{SWIR}}$$

Dónde:

$L_{NIR}$ = Reflectancia en la banda NIR.

$L_{SWIR}$ = Reflectancia en la banda SWIR.



Al igual que el NDVI, los valores del NBR varían entre -1 y 1, sin embargo, en este último los valores declinan a medida que aumenta la severidad con la que se quemó un área determinada (Escuin et al., 2008).

#### **4.2.3.2 Selección de áreas de entrenamiento y método de asignación.**

Las áreas de entrenamiento, se obtuvieron mediante análisis visual de las imágenes y se utilizó como leyenda solamente las clases: área quemada y no quemada. Cabe destacar que visualmente se distinguían con relativa facilidad estas dos áreas. Se utilizó el método de asignación de máxima probabilidad, con un umbral de 0.9, es decir, no se admitieron como clase quemada todos aquellos píxeles que no tenían al menos un 90% de probabilidad de pertenecer a dicha clase, de acuerdo a las áreas de entrenamiento colectadas.

#### **4.2.3.3 Validación de la clasificación y estimación de índices de fiabilidad.**

Para la validación del producto resultante se empleó el mismo procedimiento descrito en la sección 4.2.2.2.

#### **4.2.4 Análisis de cambios.**

La última etapa del uso de datos ópticos corresponde a cuantificar las coberturas que se han modificado entre las dos fechas a partir de los productos obtenidos de acuerdo a las metodologías descritas en las secciones anteriores. Para cumplir con este objetivo se generó una máscara de todas las áreas no quemadas determinadas a través de la imagen posterior al incendio, la cual se aplicó sobre la clasificación de coberturas terrestres obtenida a partir de la imagen previa al evento, obteniendo de esta manera una nueva imagen correspondiente a las coberturas terrestres que fueron afectadas por el siniestro.

### **4.3 Procesamiento de los datos SAR**

Las imágenes SAR se procesaron a través del software libre NEST ESA SAR Tollbox, el cual provee de una suite de herramientas para la lectura, procesamiento, análisis y visualización de los datos SAR. Dicho software fue desarrollado por la Agencia Espacial Europea (ESA) bajo una licencia GPL (General Public Licence)(Engdahl et al., 2012).

El procedimiento seguido para el procesamiento de las imágenes SAR que se ilustra en la figura Nº 7, consiste en la aplicación de multilook, calibración, filtro de speckle y corrección de terreno, posteriormente se realizó un corregistro de las imágenes procesada, para éste último proceso se utilizó el software ENVI 4.8.

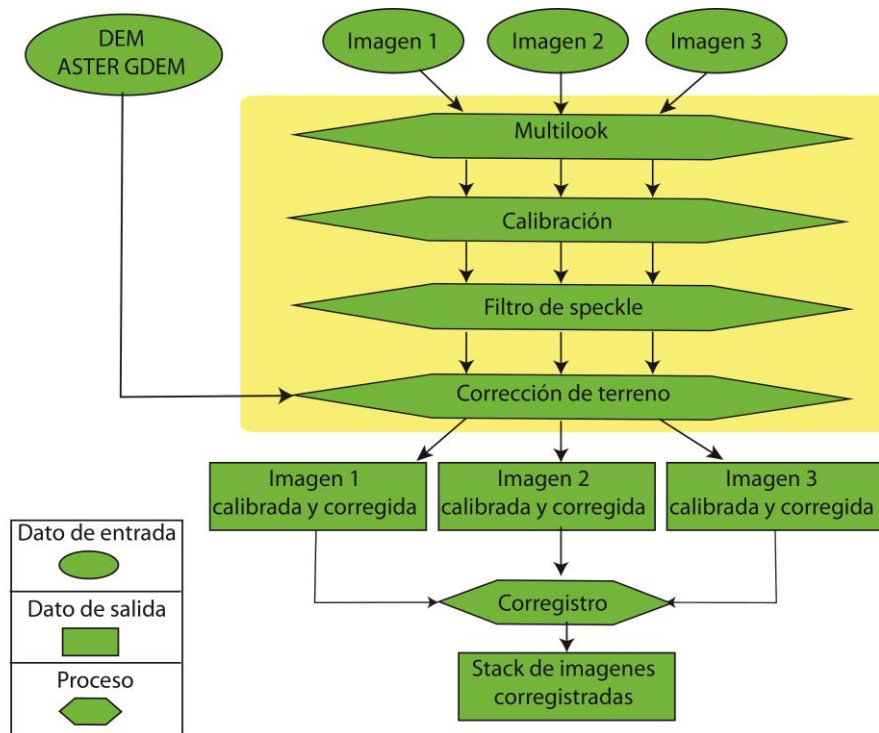


Figura Nº 7: Diagrama ilustrativo para el procesamiento de las imágenes SAR.

#### 4.3.1 Multilook.

El proceso de multilook consiste en la adición incoherente de imágenes (miradas) independientes de una misma escena. Estas miradas pueden ser obtenidas a partir de una partición del ancho del haz de la señal emitida (en el acimut y/o rango) y ser procesadas cada una de forma independiente. La imagen final es generada a partir de la adición de cada mirada de forma incoherente. La aplicación de este proceso tendrá un efecto en la resolución espacial y radiométrica de la imagen de forma proporcional, por lo que dicha compensación debe ser considerada al momento de elegir la cantidad de miradas que aplicaremos en el proceso.

En el proceso de multilook la resolución espacial es degradada a medida que aumentamos el número de miradas independientes, mientras que la desviación estándar en el ruido speckle sobre una imagen de intensidad con distribución gamma, disminuye con la raíz cuadrada del número de miradas independientes utilizadas en el proceso (Moreira 1991).

Otra finalidad de la aplicación del proceso de multilook, ya sea en el rango o en el acimut (o una combinación de ambas) es obtener, una imagen donde el tamaño de los lados de cada pixel se aproximen a un cuadrado (Small et al., 2008).

En el presente estudio se aplicó el proceso de multilook a través del software NEST. Se usó el método "GR (Ground Range) square pixel", el que ejecuta multilooking en el dominio del espacio de las imágenes, mediante promediado aplicando una pequeña ventana móvil, definida por el número de miradas en el rango y en el acimut, el resultado del proceso entrega una imagen con píxeles cuadrados. El número de miradas en el rango y acimut, utilizadas se determinó de acuerdo a cada imagen procesada (cuadro Nº 4).

Cuadro N° 4: Combinaciones de miradas en el rango y en el acimut utilizadas en el proceso de multilook según cada imagen.

Nº	Sensor	Modo	Sector	Fecha	Miradas en el rango.	Miradas en el acimut.	Tamaño de pixel cuadrado (m)
1	CSK	PingPong	El Carrizo	15/02/2014	1	3	7.55
2			El Carrizo	17/02/2014	1	4	8.74
3			El Carrizo	22/02/2014	1	4	8.32
4			Batuco	15/02/2014	1	3	7.38
5			Batuco	13/03/2014	1	4	8.66
6			Batuco	26/04/2014	1	4	8.66

#### 4.3.2 Calibración radiométrica.

El proceso de calibración corresponde a la transformación de los niveles digitales de los pixeles de la imagen (ND) a valores con un sentido físico, que en el caso de las imágenes SAR es denominado coeficiente de retro-dispersión ( $\sigma^\circ$ ). Dicho coeficiente está asociado a la potencia recibida por el sensor en una combinación de polarizaciones determinadas. Es un valor real positivo y posee un rango dinámico de valores generalmente grande, por lo que frecuentemente es representado en decibeles (DB).

En la calibración, los datos de potencia guardados como ND son convertidos a  $\sigma^\circ$  y corregidos por rango debido a la variación del ángulo de incidencia del haz incidentes varía gradualmente desde el rango cercano hasta el rango lejano, lo que produce una variación en los valores de potencia captados por el sensor debido a este fenómeno (Lanfri 2011).

Se aplicó una calibración radiométrica a todas las imágenes SAR bajo estudio y se obtuvieron imágenes con valores expresados en  $\sigma^\circ$  y también en  $\sigma^\circ$  en dB.

La ecuación para obtener la calibración absoluta para las imágenes CSK nivel L1A está dada por la siguiente expresión:

(7)

$$\sigma^\circ = \frac{1}{K} \sin(\alpha_{REF}) R_{REF}^{2j} \frac{1}{F_R^2} P_i^2$$

Dónde:

$R_{REF}$  : Distancia de referencia en el rango oblicuo.

$j$  : Exponente de referencia en el rango oblicuo.

$\alpha_{REF}$  : Angulo de incidencia de referencia.

$F_R$  : Factor de re escalamiento.

$K$  : Constante de calibración.

$P_i$  : Valores de la imagen en amplitud.

Nota: Los valores son obtenidos a través del metadatos inherente a cada imagen.

Cabe destacar que debido a que en los productos COSMO SkyMed SCS\_B (L 1A), DGM\_B, GEC\_B y GTC\_B, todos los factores que varían pixel a pixel ya han sido corregidos, los DN (número digitales) están relacionados al coeficiente de retrodispersión a través de un número constante. Es por esto, que en caso específico de COSMO SkyMed, el orden en la aplicación de los procesos multilook y calibración, genera resultados equivalentes (Multilook-Calibración = Calibración-Multilook).

Para la obtención de las imágenes calibradas y con valores normalizados en decibeles se utilizó la siguiente fórmula de conversión:

(8)

$$\sigma^{\circ}_{DB} = 10 \log_{10}(\sigma^{\circ})$$

#### 4.3.3 Filtro de speckle.

Debido a que el proceso de multilook descrito en la sección 4.3.1 se realizó principalmente con el objetivo de obtener píxeles cuadrados, es necesario aplicar algún filtro adaptativo que nos permita reducir el ruido speckle.

El ruido speckle es un fenómeno común en todos los sistemas de generación de imágenes de tipo coherente (Gagnon et al 1997). Este ruido se produce por una interferencia aleatoria constructiva o destructiva de las microondas emitidas por el sensor, generando un píxeles brillantes y oscuros (Meenakshi et al., 2011). El speckle es un elemento inherente de las imágenes SAR que en la mayoría de los casos puede ser indeseable y limitar las capacidades de estas, reduciendo la habilidad de distinguir bordes, dificultando el proceso de segmentación, reduciendo la capacidad de reconocimiento y clasificación de blancos, entre otros efectos negativos.

Existen diversas técnicas que permiten reducir el ruido speckle, una de ellas, tal como se mencionó en la sección 4.3.1 es el multilook, no obstante, existen otros métodos que permiten preservar la resolución espacial y reducir el ruido de manera de conservar los bordes y los detalles de la imagen original, estos son conocidos como filtros adaptativos.

En este estudio se aplicó el filtro adaptativo de Lee con una ventana de 3x3 a cada una de las imágenes utilizadas. Dicho proceso se puede explicar de la siguiente manera:

En general la aplicación de un filtro adaptativo de speckle corresponde a pasar una ventana móvil (kernel) de un tamaño determinado (siempre números impares) por cada pixel de la imagen, aplicando cálculos matemáticos que usan los valores de los píxeles que se encuentran en el kernel y reemplazando el pixel central por el valor calculado. Esta ventana móvil se debe desplazar un pixel en cada tiempo, hasta cubrir de la totalidad de la imagen.

El filtro de Lee está basado en el supuesto de que la media y la varianza del píxel considerado son iguales a la media y la varianza local de los píxeles de la ventana móvil definida, que en este caso es de 3x3 píxeles. El cálculo de este filtro está definido por la siguiente fórmula (Lee, 1981):

(9)

$$ND_S = \bar{V} + K(ND_e - \bar{V})$$

Dónde:

$ND_S$ : Nivel Digital de salida.

$ND_e$ : Nivel Digital de entrada.

$\bar{V}$ : Media de los niveles digitales de los píxeles de la ventana móvil.

$$K = \frac{Var(x)}{(\bar{V})^2 \sigma^2 + Var(x)}$$

Siendo:

$$Var(x) = \frac{Var(V) + (\bar{V})^2}{\sigma^2 + 1} - (\bar{V})^2$$

Dónde:

$Var(V)$ : Varianza de la ventana móvil.

$\sigma^2$ : Varianza imagen de referencia (sin speckle).

#### 4.3.4 Corrección de terreno.

Las imágenes SAR poseen distorsiones geométricas y radiométricas sobre sectores con pendientes pronunciadas, estas son inherentes a los procesos de formación de las imágenes en sistemas de este tipo (Curlander et al., 1991). Distorsiones como sobreposición, escorzo y sombras son frecuentes en imágenes SAR capturadas sobre terrenos con topografía abrupta. Para corregir estos efectos adversos se aplicó sobre las imágenes el algoritmo "Range Doppler Terrain Correction". Para este proceso se utilizó el modelo de elevación digital (DEM) ASTER GDEM, debido principalmente a su resolución espacial. El método de remuestreo aplicado al DEM corresponde al vecino más cercano, mientras que para la imagen SAR se usó el método de convolución bicúbica.

#### 4.3.5 Corregistro de las imágenes.

El corregistro es una tarea fundamental en el procesamiento de imágenes satelitales (Brown 1992), el cual permite alinear dos o más imágenes que han sido capturadas en diferentes fechas, a partir de distintos sensores o con distintas geometrías de adquisición. Existe un extenso desarrollo en torno a este proceso y en una amplia gama de aplicaciones. En SAR y sobre todo en estudios interferométricos, el corregistro de imágenes es una tarea crítica, para la cual existen variadas técnicas, la mayoría basadas en la identificación de puntos de control correspondientes a una misma ubicación geográfica en ambas imágenes (Palmann et al., 2008), tarea que puede ser muy difícil de ejecutar con algoritmos automáticos. El corregistro de imágenes SAR con diferentes ángulos de incidencia, como en el caso de este estudio, es una tarea difícil (Wessel et al., 2007) y podría ser por si solo el desarrollo de un trabajo de tesis.

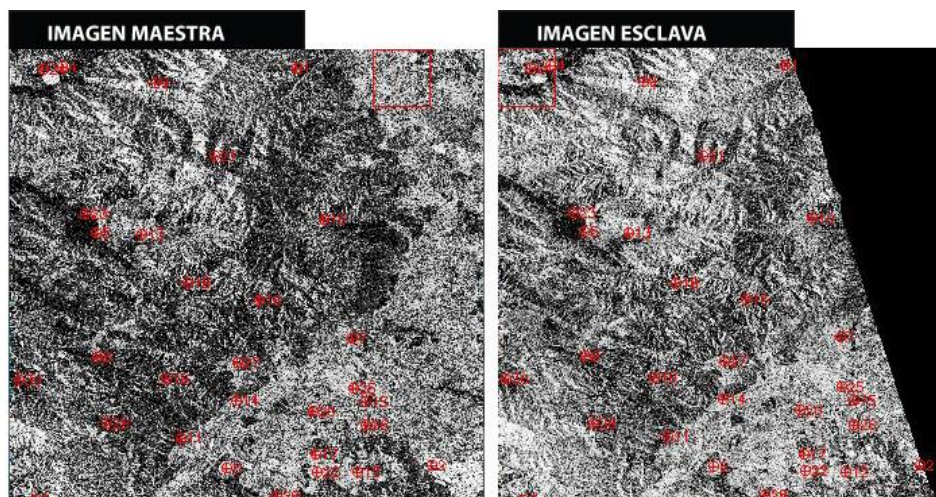


Figura N° 8: Selección de puntos de control a partir de interpretación visual (imagen a imagen). De color rojo aparecen los puntos de control generados en este ejemplo para la imagen carrizo 1 (maestra) y carrizo 3 (esclava).

En el presente estudio se probaron diferentes algoritmos de corrección automática como el de los programas Nest y ENVI, donde se obtuvieron resultados de muy baja calidad, por lo que se optó finalmente por aplicar un método búsqueda de puntos de control de forma manual a partir de interpretación visual usando el software ENVI 4.8. Se seleccionó una imagen como maestra y las demás (esclavas) se transformaron en base a ella, no obstante, se realizó el proceso de forma separada para cada par de imágenes, es decir, maestra – esclava 1, maestra – esclava 2, y así sucesivamente (figura N° 8). Para cada par de imágenes se encontraron 30 puntos de control distribuidos heterogéneamente y usando un orden lógico, es decir, los 4 primeros puntos se ubicaron en sectores próximos a las esquinas de las imágenes, mientras que los finales se situaron en el centro de la imagen.

La calidad de los puntos de control fue evaluada a partir del error RMS (root mean square). Para la transformación geométrica de las imágenes esclavas se utilizó una función polinómica de grados dos y el método de remuestreo aplicado correspondió al vecino más cercano.

Cuadro N° 5: calidad de los puntos de control de acuerdo al RMS para el corrección de las imágenes SAR.

<b>Imagen maestra</b>	<b>Imágenes esclavas</b>	<b>Puntos de control</b>	<b>RMS (píxeles)</b>
Carrizo 1	Carrizo 2	30	0,66
	Carrizo 3	30	0,81
Batuco 4	Batuco 5	30	0.98
	Batuco 6	30	0.98

Por último se generó un stack, es decir, se creó un nuevo archivo que contiene todas las imágenes SAR corregidas.

#### **4.4. Corregistro de imágenes SAR – Ópticas y generación de stack.**

Para el corregistro de las imágenes SAR y las imágenes ópticas se utilizó el mismo procedimiento descrito en la sección 4.3.5, no obstante, en este caso la imagen maestra correspondió a la banda pancromática de Landsat 8 de cada sector, mientras que la imagen esclava fue el stack que contenía todas las imágenes SAR ya corregistradas. Para realizar el proceso de generación de los puntos de control y su posterior corregistro, fue necesario redimensionar el tamaño de los píxeles del stack con las imágenes SAR hacia 15 m. El valor RMS obtenido para los 30 puntos de control correspondientes fue de 0.83 y 0.75 para el sector El Carrizo y Batuco respectivamente.

Finalmente se generó un nuevo stack con todas las imágenes corregistradas para cada sector (Carrizo y Batuco).

#### **4.5. Caracterización y sensibilidad estadística de la respuesta radar en áreas quemadas.**

Para analizar y caracterizar la sensibilidad de la respuesta radar de banda x bajo distintos parámetros de adquisición, se utilizaron herramientas de estadística descriptiva e inferencial a través del software gratuito R estadística v 2.15.3, disponible en el sitio WEB <http://www.r-project.org/>.

Para este análisis se consideraron solo las clases afectadas por los incendios en cuestión, y que ocuparon las mayores superficies de acuerdo al análisis de cambios descrito en el punto 4.2.4. Para cada una de las clases seleccionadas se generaron cinco regiones de interés (ROI) tanto en áreas quemadas y no quemadas de sectores adyacentes al perímetro del incendio establecido a partir del método aplicado en el punto 4.2.3, con el objetivo de describir el comportamiento de dichas clases en ambas situaciones. Éstas ROI fueron generadas a través del software ENVI 4.8, exportadas como tablas e importadas desde el software R estadística mediante un código escrito para éste propósito (ANEXO I). Cada ROI generada posee un tamaño de 500 píxeles aproximadamente.

Para analizar el comportamiento y la tendencia del coeficiente de retrodispersión de las ROI, se generaron gráficos boxplot a través del paquete “ggplot2”. Cabe mencionar en este punto, que estos análisis se realizaron para datos en intensidad sigma 0 y datos normalizados sigma 0 en decibeles (dB).

Con el objetivo de caracterizar el comportamiento de cada una de las clases y en los distintos escenarios en cuanto a los parámetros de adquisición se realizaron aproximaciones gráficas de la distribución estadística subyacente en cada conjunto de datos (ROI) a partir de la estimación de los parámetros mediante la función “fitdistr” del paquete MAAS. Posteriormente se aplicó el test de contraste de hipótesis de Kolmogorov-Smirnov utilizando como hipótesis nula ( $H_0$ ) que la distribución generadora de dichos conjuntos de datos, es una función gamma con parámetros (shape, rate). El mismo procedimiento se repitió para las funciones normal, weibull y exponencial. El estadístico que utiliza el test de Kolmogorov-Smirnov está dado por la siguiente expresión (Conover 1971):

(10)

$$D = \sup_{1 \leq i \leq n} |\hat{F}_n(x_i) - F_0(x_i)|$$

Dónde:

$X_i$ : I-ésimo valor observado en la muestra.

$\hat{F}_n(x_i)$ : Es un estimador de la probabilidad de observar valores menores o iguales que  $x_i$  (Frecuencia acumulada empírica)

$F_0(x_i)$ : Es la probabilidad de observar valores menores o iguales que  $x_i$  cuando  $H_0$  es cierta (Frecuencia acumulada teórica)

Se generó una imagen con valores del ángulo de incidencia local, para cada una de las escenas bajo análisis, con el objetivo de controlar el efecto de la topografía en los valores del coeficiente de retrodispersión, por lo que cada ROI también fue caracterizado de acuerdo a este parámetro.

#### 4.5.1. Distancias estocásticas.

Los datos SAR pueden ser descritos a partir de un modelo multiplicativo con el objetivo de lidiar con el ruido speckle presente en las imágenes de iluminación coherente, el cual puede reducir la capacidad de interpretación automática sobre este tipo de datos (Cassetti et al., 2013). Dicho modelo propone que la intensidad observada en cada píxel de una imagen SAR es el resultado de observar una variable aleatoria  $Z: \Omega \rightarrow \mathbb{R}_+$ , a su vez resultante del producto entre una variable aleatoria independiente  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}_+$  que modela el coeficiente de retrodispersión del terreno, y una variable aleatoria independiente  $Y: \Omega \rightarrow \mathbb{R}_+$  que define el ruido speckle de la imagen (Goodman 1976). La distribución asociada a la variable aleatoria  $Z$  depende de las distribuciones relacionadas a las variables  $X$  e  $Y$ , es decir, coeficiente de retrodispersión y speckle respectivamente.

Para imágenes en formato intensidad (multilook), Torres et al. (2012) modeló la heterogeneidad usando una distribución Gamma, permitiendo variar localmente el número de looks (uno de los parámetros de la distribución Gamma). Dicha distribución está dada por el producto de la constante  $X \sim \lambda$  y una variable aleatoria gamma  $Y \sim \Gamma(L, L)$ , y se denota como  $Z \sim \Gamma(L, L/\lambda)$  con densidad:

(11)

$$f_Z(z; L; \lambda) = \frac{L^L}{\lambda^L \Gamma(L)} z^{L-1} \exp\left\{-\frac{Lz}{\lambda}\right\}$$

Donde  $\Gamma$  es la función Gamma,  $z > 0$ ,  $\lambda > 0$  y  $L > 0$  es el número equivalente de looks.

Dos muestras o regiones a comparar pueden ser modeladas según las variables aleatorias  $Z_1$  y  $Z_2$  con densidades  $f_{Z_1}(z, \theta_1)$  y  $f_{Z_2}(z, \theta_2)$  respectivamente, y parámetros  $\theta_1 = (L_1, L_1/\lambda_1)$  y  $\theta_2 = (L_2, L_2/\lambda_2)$ .

Los estimadores de máxima verosimilitud fundados en muestras  $Z_1, \dots, Z_n$ , para variables aleatorias son, la media de la muestra  $\hat{\lambda} = n^{-1} \sum_{i=1}^n Z_i$  y la solución para la ecuación no lineal  $\ln \hat{L} - \psi^0(\hat{L}) - \ln n^{-1} \sum_{i=1}^n Z_i + n^{-1} \sum_{i=1}^n \ln Z_i = 0$ , donde  $\psi$  representa la función digamma (Lanfri et al., 2013). Luego se pueden derivar test estadísticos basados en distancias estocásticas para la hipótesis nula  $H_0: \theta_1 = \theta_2$  (Nascimento 2010). Lanfri et al. (2013) expone diversos test estadísticos específicos para variables aleatorias Gamma, considerando diferente



número de looks entre muestras, a continuación se exponen las expresiones para los test de Bhattacharyya ( $S_B$ ) y de Hellinger ( $S_H$ ).

(12)

$$S_B = \frac{8mn}{m+n} \log\left(\frac{(\hat{\lambda}_1 + \hat{\lambda}_2)^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{2}}}{2^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{2}} (\hat{\lambda}_1 + \hat{\lambda}_2)^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{4}}}\right)$$

$$S_H = \frac{8mn}{m+n} \left(1 - \frac{2^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{2}} (\hat{\lambda}_1 + \hat{\lambda}_2)^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{4}}}{(\hat{\lambda}_1 + \hat{\lambda}_2)^{\frac{\hat{L}_1 + \hat{L}_2}{2}}}\right)$$

Cuando  $\theta_1 = \theta_2$  el test estadístico es asintóticamente  $\chi^2_M$ , donde  $\chi^2$  es la distribución chi-cuadrado y  $M$  es la dimensión de  $\theta_i$  (Salicrú et al., 1994).

Las distancias estocásticas permiten comparar dos distribuciones de probabilidad. En el presente trabajo se usaron las distancias estocásticas de Hellinger ( $S_B$ ) y Bhattacharyya ( $S_H$ ) con el propósito de evaluar las disimilitudes estadísticas entre regiones quemadas y no quemadas de acuerdo a cada clase y cada configuración de los parámetros de adquisición. Los valores que pueden tomar estas distancias son más pequeños cuando se aplica a muestras de rugosidades similares y más grandes en caso contrario.

#### 4.6 Estimación del Número Equivalente de Looks (ENL)

En los sistemas de iluminación coherente se genera el ya antes mencionado ruido speckle, el cual aumenta la incerteza radiométrica de este tipo de imágenes. El ENL permite cuantificar el ruido speckle a partir de la siguiente ecuación:

(x)

$$ENL = \left(\frac{\mu}{\sigma}\right)^2$$

Donde  $\mu$  es la media y  $\sigma$  corresponde a la desviación estándar, sobre un área homogénea.

Para estimar el ENL de la imágenes (con filtro de Lee), utilizadas en el presente estudio, se seleccionaron 5 áreas homogéneas en cada una de las imágenes con aproximadamente 800 píxeles cada una de ellas y se promediaron sus respectivos ENL (Anexo II).

### 5.1 Separabilidad de las clases propuestas para las clasificaciones de coberturas terrestres.

De acuerdo a la leyenda de los modelos de combustibles de CONAF, las clases analizadas para cada sector fueron las siguientes (Cuadro N° 6):

Cuadro N° 6: Clases utilizadas para cada sector analizado.

<b>Sector Incendio Forestal El Carrizo.</b>
(A) Bosques Esclerófilos de densidad alta del norte y centro.
(B) Bosques Esclerófilos de densidad media y baja del norte y centro.
(C) Cultivos de cereales bajos y similares.
(D) Cultivos de frutales arbóreos y viñedos.
(E) Sectores urbanos y construcciones de albañilería.
(F) Suelo desnudo y sectores sin vegetación.
(G) Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta del norte y centro.
(H) Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad media y baja del norte y centro.
(I) Pastizales y herbazales mesomórficos del norte y centro.
(J) Cuerpos de agua.
<b>Sector Incendio Forestal Batuco.</b>
(A) Bosques Caducifolios de densidad alta del centro y centro sur.
(B) Bosques Caducifolios de densidad media y baja del centro y centro sur.
(C) Cuerpos de agua.
(D) Cultivos de cereales bajos y similares.
(E) Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta del centro y centro sur.
(F) Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad media y baja del centro y centro sur.
(G) <i>Pinus radiata D.Don</i> : Plantaciones nuevas (0 a 3 años).
(H) <i>Pinus radiata D.Don</i> : Plantaciones adultas (12 a 17 años).
(I) <i>Pinus radiata D.Don</i> : Plantaciones jóvenes (4 a 11 años).
(J) <i>Pinus radiata D.Don</i> : Plantaciones mayores (más de 17 años).
(K) Suelo desnudo y otros sectores sin vegetación.
(L) Desechos de cosechas a tala rasa de coníferas.
(M) Cultivos de frutales arbóreos.

La tabulación de los índices de JM obtenidos para cada par de clases en ambas clasificaciones y utilizando distintos grupos de bandas en el análisis, mostró un incremento de los valores de JM al incorporar los índices espectrales y las bandas auxiliares generadas, para todas las clases analizadas. En el peor de los casos, el valor de JM se mantuvo en el mismo nivel (Cuadro N° 7 y Cuadro N° 8).

Los índices de JM para las clases correspondientes al sector del incendio forestal El Carrizo (Cuadro N° 7), indican buena separabilidad entre las clases. El par de clases que arrojó menor separabilidad de acuerdo al índice utilizado fueron pastizales y herbazales mesomórficos con Matorrales y Arbustos de densidad media y baja, con un índice de 1.56, sin embargo, al incorporar las bandas auxiliares este valor incrementa a 1.74.

Cuadro N° 7: Índice de JM para cada par de clases usadas en la clasificación del sector El Carrizo. En la parte inferior a la diagonal del cuadro y con números rojos se muestran los índices obtenidos, utilizando las bandas originales (Coastal, Blue, Green, Red, NIR, SWIR1, SWIR2) y en la parte superior se muestran los índices obtenidos usando las bandas originales más las bandas auxiliares (NDVI, Texture Mean NIR, Slope, Aspect).

<b>Bandas originales (BO) \</b> <b>BO + bandas auxiliares</b>	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A		1,9	1,99	1,99	2	2	1,99	1,99	2	2
B	1,76		1,99	1,99	1,99	2	1,99	1,99	2	2
C	1,99	1,97		1,97	1,99	2	1,99	2	2	2
D	1,99	1,99	1,91		1,99	1,99	1,99	1,98	2	2
E	1,99	1,99	1,99	1,98		1,99	1,99	1,99	1,99	1,99
F	1,99	1,99	1,99	1,97	1,99		1,99	1,99	1,99	2
G	1,99	1,97	1,99	1,96	1,99	1,99		1,8	1,99	2
H	1,99	1,99	1,99	1,93	1,99	1,98	1,61		1,74	2
I	2	1,99	1,99	1,88	1,99	1,97	1,98	1,56		2
J	1,99	2	2	1,99	1,99	2	2	2	2	

La separabilidad de las clases Matorral y Arbustos Esclerófilos de densidad alta con aquellos de densidad media y baja, presentaron el segundo valor más bajo (1.61), no obstante, su valor incrementó a 1.8 al considerar las bandas auxiliares.

Para el sector del incendio forestal Batuco, los índices mostraron separabilidades más pobres (Cuadro N° 8), debido principalmente a la presencia de mayor número de clases y a la existencia de clases correspondientes a plantaciones forestales de la especie *Pinus radiata* que difieren solo en rango etario.

Cuadro N° 8: Índice de JM para cada par de clases usadas en la clasificación del sector Batuco. En la parte inferior a la diagonal del cuadro y con números rojos se muestran los índices obtenidos, utilizando las bandas originales (Coastal, Blue, Green, Red, NIR, S WIR1, SWIR2) y en la parte superior se muestran los índices obtenidos usando las bandas originales más las bandas auxiliares (NDVI, Texture Mean NIR, Slope, Aspect).

<b>Bandas originales (BO) \</b> <b>BO + bandas auxiliares</b>	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
A		1,17	2	1,99	1,8	1,99	1,99	1,92	1,89	1,95	2	2	1,99
B	0,93		2	1,99	1,58	1,99	1,99	1,99	1,92	1,99	2	2	1,99
C	2	2		2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
D	1,99	1,98	2		1,99	1,99	1,99	1,99	1,99	2	1,99	1,99	1,99
E	1,64	1,23	2	1,98		1,99	1,96	1,99	1,86	1,99	1,99	1,99	1,99
F	1,99	1,99	2	1,99	1,96		1,29	2	1,94	2	1,99	1,94	1,99
G	1,99	1,97	2	1,99	1,88	0,95		1,99	1,88	1,99	1,99	1,98	1,99
H	1,83	1,98	2	1,99	1,99	1,99	1,99		1,88	1,32	2	2	2
I	1,8	1,84	2	1,99	1,77	1,85	1,77	1,71		1,97	1,99	1,99	1,99
J	1,84	1,99	2	1,99	1,99	1,99	1,99	0,89	1,92		2	2	2
K	1,99	1,99	1,99	1,99	1,99	1,99	1,98	1,99	1,99	1,99		1,99	1,99
L	2	2	2	1,99	1,99	1,95	1,94	2	1,99	2	1,99		1,99
M	1,99	1,99	2	1,98	1,99	1,99	1,98	1,99	1,99	1,99	1,99	1,99	

Las clases que presentaron la menor separabilidad, fueron Bosques Caducifolios de alta densidad y Bosques Caducifolios de densidades medias y bajas, con un índice de 0.93, lo que nos indica que estas clases no son separables, no obstante, al incorporar la información auxiliar, el valor de JM incrementa a 1.17, el cual puede ser considerado como aceptable, sin embargo, la separabilidad entre dichas clases sigue siendo pobre.

## 5.2 Coberturas de suelo para el sector del incendio forestal El Carrizo.

Para un total de 202.500 ha. analizadas en el sector del incendio forestal EL Carrizo y sus alrededores, en la situación previa al evento y tras la clasificación de coberturas terrestres, se obtuvo que el 33% del total de la superficie se asignó a la clases de cultivos agrícolas, sobresaliendo la de frutales arbóreos y viñedos con un 22% de dicho valor (Cuadro N° 9). Estas clases se ubicaron preferentemente en sectores planos, con 6° de pendiente promedio para toda el área ocupada por las clases de cultivos agrícolas.

Cuadro N° 9: superficies y porcentajes según cobertura de suelo para el sector del incendio forestal El Carrizo a partir de la clasificación de la imagen Landsat 8 previa al evento.

Clase	Sup. (Has)	Porc. (%)
<b>Bosque Esclerófilo de densidad alta del N. y Ctro.</b>	9444,87	4,66
<b>Bosque Esclerófilo de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	19406,07	9,58
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	32340,87	15,97
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad alta del N. y Ctro.</b>	27535,68	13,6
<b>Cultivo de frutales arbóreos y viñedos.</b>	41244,84	20,37
<b>Cultivo de cereales bajos y similares.</b>	25883,28	12,78
<b>Pastizales y Herbazales Mesomórficos del N. y Ctro.</b>	8616,87	4,25
<b>Suelo desnudo y sectores sin vegetación.</b>	9289,62	4,59
<b>Sectores urbanos y construcciones de albañilería.</b>	8627,40	4,26
<b>Cuerpos de agua.</b>	520,92	0,26
<b>Sectores enmascarados por presencia de nubes.</b>	16777,44	8,29
<b>No clasificados</b>	2812,14	1,39
<b>Total</b>	202500	100

El 30% corresponde a las clases de matorrales y arbustos esclerófilos (Cuadro N° 8), dominando aquellos de densidades medias y bajas, la cual se situó en general sobre ladera de orientación norte, nor-este y nor-oeste, con pendientes que alcanzaron 12,3° en promedio. Los bosques nativos ocuparon el 14% de la superficie y cabe destacar que las formaciones boscosas esclerófilas de altas densidades, se ubicaron preferentemente en laderas de exposición sur y de fuertes pendientes.

El 4,26% correspondiente a sectores urbanos, se encuentra compuesto principalmente por la ciudad de Melipilla, ubicada en el sector sur-este de la imagen clasificada y por infraestructura destinada a la agricultura, dispersas en gran parte de la imagen.

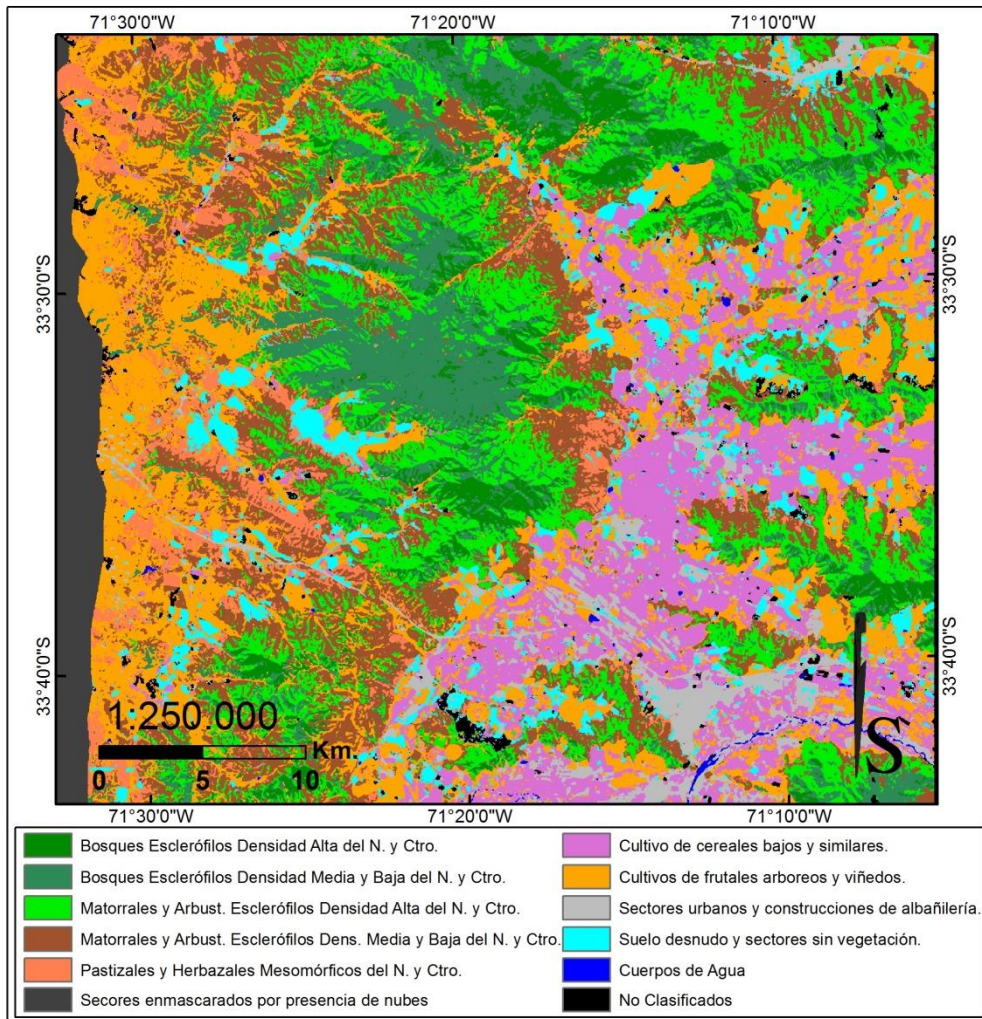


Figura Nº 9: Imagen clasificada, sector del incendio forestal El Carrizo.

A pesar de la fuerte presencia de cultivos agrícolas, la vegetación nativa presentó un 48% de ocupación en el sector analizado, caracterizándose principalmente por su escenario topográfico, el cual no presenta condiciones ideales para el establecimiento de cultivos.

### 5.3 Áreas Quemadas Incendio Forestal El Carrizo.

La superficie quemada estimada a partir de la imagen Landsat 8 posterior al incendio fue de 10.964 ha. En la parte izquierda de la figura Nº 10, se muestra una imagen en color real (bandas 4:3:2) del sector afectado por el incendio forestal, donde se identifica con facilidad la cicatriz del siniestro.



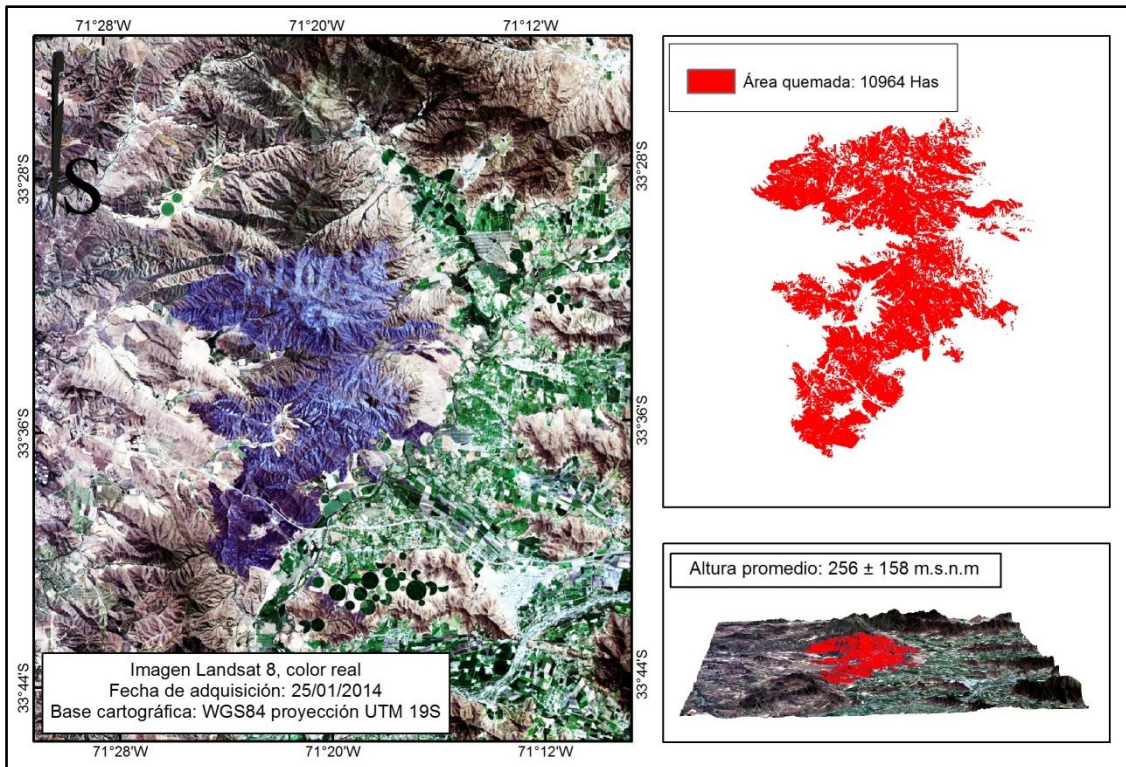


Figura Nº 10: A la izquierda se muestra la imagen Landsat 8 posterior al incendio forestal El Carrizo y a la derecha en rojo la estimación de la superficie quemada.

El área quemada, corresponde principalmente a sectores con presencia de vegetación nativa (Figura Nº 12) y en sectores con pendientes que alcanzan 17° en promedio, pero con algunos sectores que sobrepasan los 40° de inclinación.

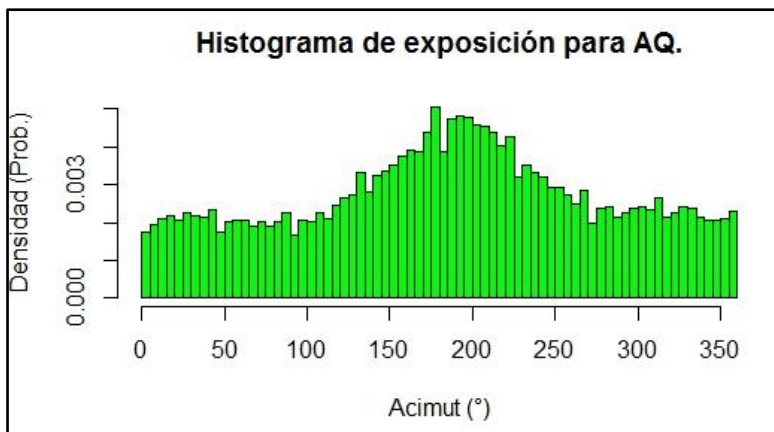


Figura Nº 11: Histograma de valores de exposición derivados del modelo de elevación digital ASTER GDEM, para las áreas quemadas (AQ) estimadas en el sector del incendio forestal Batuco.

Si bien el área afectada posee laderas con todas las exposiciones, existe una concentración importante de áreas quemadas en el rango de 100 a 250° de acimut (Figura Nº 11), que corresponde a laderas de orientación sur, lo que coincide con aquellos sectores donde existe una mayor presencia de biomasa, específicamente de bosque esclerófilo de altas densidades, tal como se pudo observar en la clasificación supervisada de la zona.

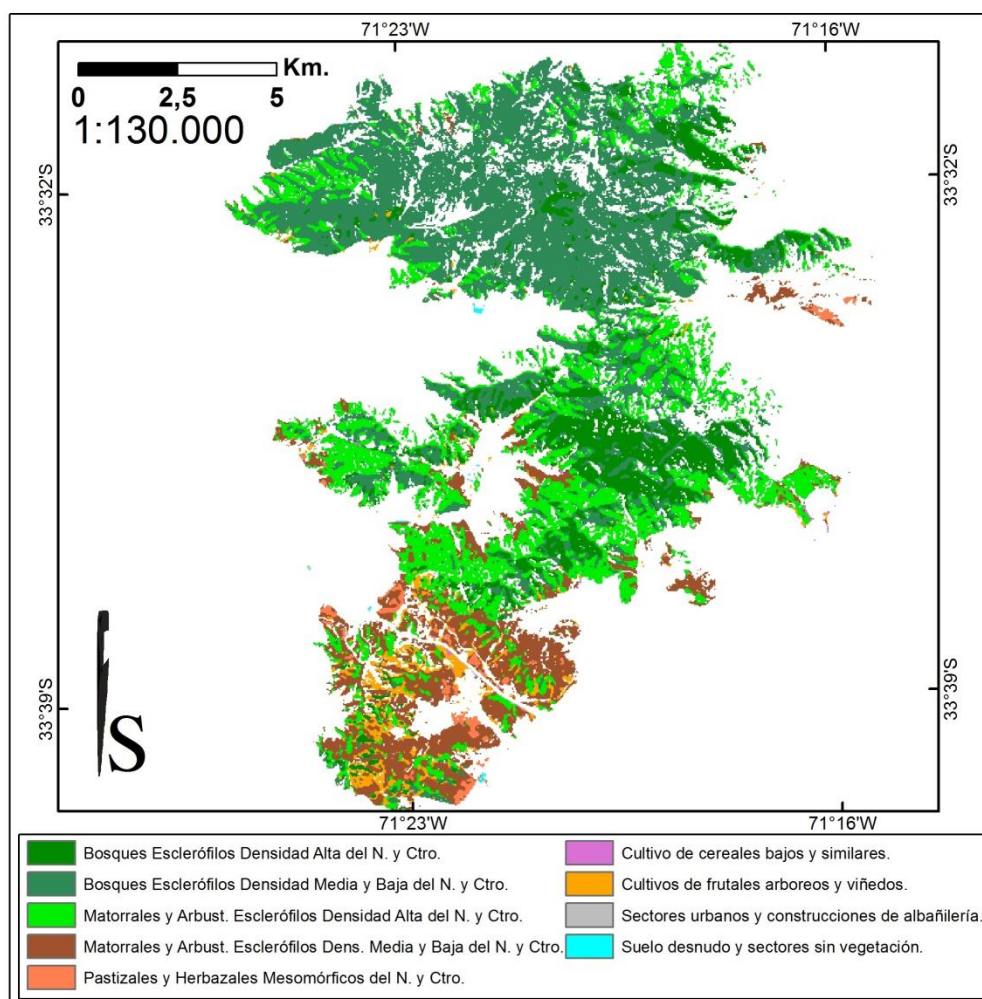


Figura N° 12: Coberturas vegetacionales afectadas en el incendios forestal El Carrizo.

Las coberturas principalmente afectadas fueron Bosque Esclerófilo de densidad media y baja con un 41.23% de la superficie total quemada y matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas que ocuparon un 26.77%. El 95% está representado por coberturas de bosques y matorrales nativos de todas las densidades y las demás coberturas no presentaron porcentajes menores con respecto a la superficie total (Cuadro N° 10).

Cuadro N° 10: superficies y porcentajes de áreas quemadas en el incendio forestal El Carrizo.

Clase	Sup. (Has)	Porc. (%)
<b>Bosque Esclerófilo de densidad alta del N. y Ctro.</b>	1470,51	13,42
<b>Bosque Esclerófilo de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	4518,99	41,23
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	2934,63	26,77
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad alta del N. y Ctro.</b>	1494,81	13,64
<b>Cultivo de frutales arbóreos y viñedos.</b>	354,06	3,23
<b>Cultivo de cereales bajos y similares.</b>	18,18	0,17
<b>Pastizales y Herbazales Mesomórficos del N. y Ctro.</b>	152,73	1,39
<b>Suelo desnudo y sectores sin vegetación.</b>	10,62	0,10
<b>Sectores urbanos y construcciones de albañilería.</b>	6,66	0,06
<b>Total</b>	<b>10961,19</b>	<b>100,00</b>

#### 5.4 Coberturas de suelo para el sector del incendio forestal Batuco.

Para un total de 203.040 ha. analizadas en el sector del incendio forestal Batuco y sus alrededores, en la situación previa al evento y tras la clasificación de coberturas terrestres, se obtuvo que el 53% de las áreas corresponden a coberturas asociadas a actividades económicas, principalmente a plantaciones forestales de la especie *Pinus radiata D.DON* (Cuadro N° 11), mientras que la vegetación nativa representa solo un 28% de la superficie total.

Cuadro N° 11: superficies y porcentajes según cobertura de suelo para el sector del incendio forestal Batuco a partir de la clasificación de la imagen Landsat 8 previa al evento.

	Sup. (Ha.)	(%)
<b>Bosques Caducifolios Densidad alta del Ctro y Ctro.S.</b>	14993,01	7,38
<b>Bosques Caducifolios Densidad media y baja del Ctro. y Ctro.S.</b>	8012,97	3,95
<b>Matorrales y Arbust. Esclerófilos Densidad alta del Ctro. Y Ctro.S.</b>	13822,38	6,81
<b>Matorrales y Arbust. Esclerófilos D. media y baja del Ctro. Y Ctro.S.</b>	20283,12	9,99
<b><i>Pinus radiata D.Don</i>: Plantaciones nuevas (0 a 3 años)</b>	22800,96	11,23
<b><i>Pinus radiata D.Don</i>: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años)</b>	34150,14	16,82
<b><i>Pinus radiata D.Don</i>: Plantaciones adultas (12 a 17 años)</b>	26843,94	13,22
<b><i>Pinus radiata D.Don</i>: Plantaciones mayores (más de 17 años)</b>	14225,31	7,01
<b>Cultivos de cereales bajos y similares</b>	2977,65	1,47
<b>Cultivos de frutales arbóreos</b>	3227,58	1,59
<b>Desechos de cosechas a tala rasa de coníferas</b>	3414,69	1,68
<b>Suelo desnudo y otros sectores sin vegetación</b>	6312,24	3,11
<b>Cuerpos de agua</b>	288,27	0,14
<b>No clasificado</b>	26786,16	13,19
<b>Sectores enmascarados</b>	4901,94	2,41
<b>Total</b>	203040,36	100

Las plantaciones forestales de 0 a 17 años de edad dominan el sector clasificado (figura N° 13) con un 41,2% de la superficie total y en particular la clase correspondiente a plantaciones de 4 a 11 años fue la que presentó la mayor ocupación de superficie con un 16.8% (cuadro N° 11).

En cuanto a la vegetación nativa, las clases matorrales y arbustos esclerófilos de densidades altas, medias y bajas ocuparon el 16,8% de la superficie total, mientras que las clases bosques caducifolios del centro y centro sur de densidades altas, medias y bajas, llegaron a un valor de 11,2% lo que equivale a un total de 23006 ha. (cuadro N° 11).

Los sectores de cultivos de cereales y de frutales representan el 3% de la superficie clasificada, lo cual puede tener relación con la configuración topográfica de sector, la cual genera un escenario preferentemente de uso forestal.



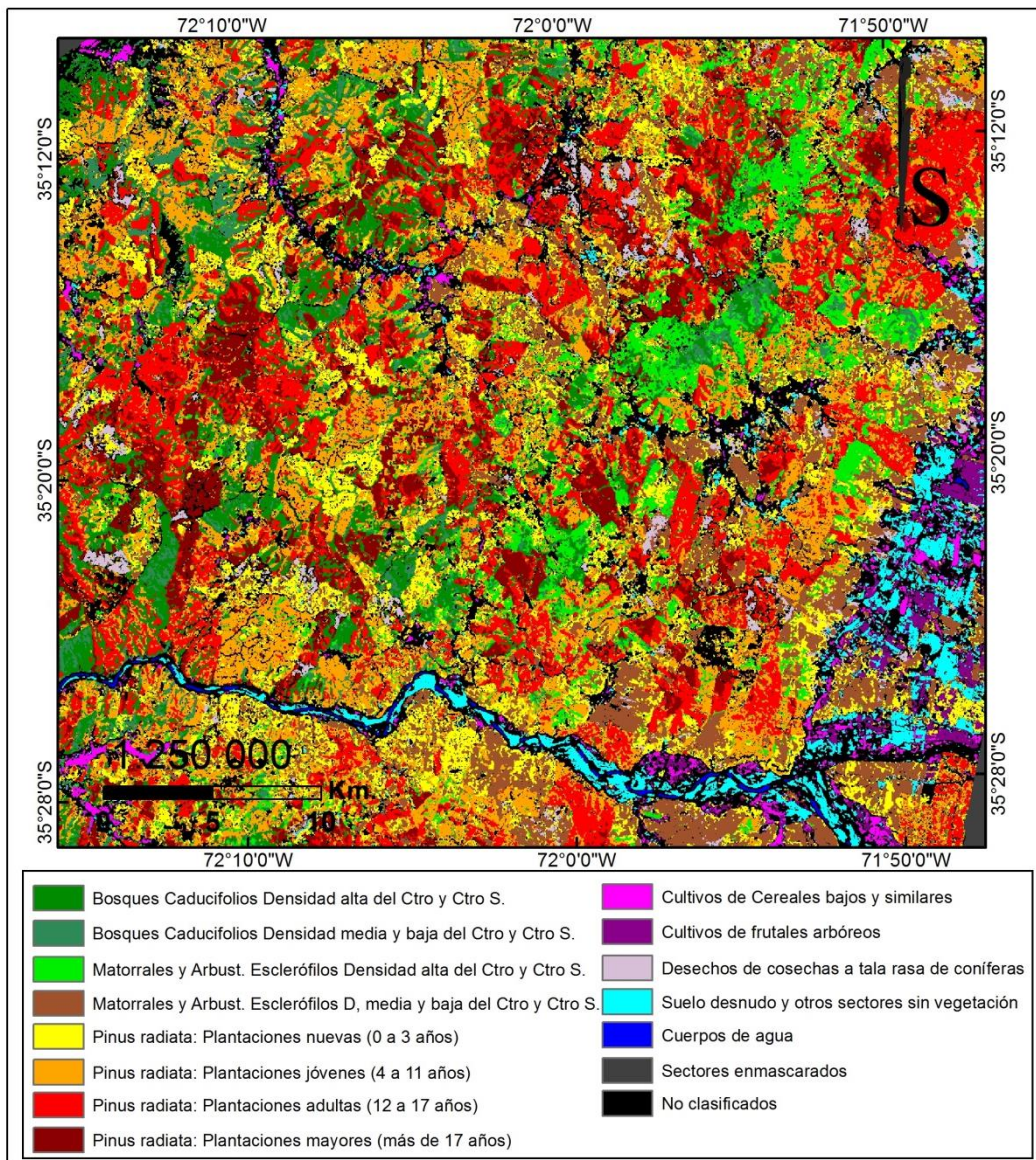


Figura N° 13: Imagen clasificada, sector del incendio forestal Batuco.

El 79.5% del total clasificado corresponde a algún tipo de vegetación, mientras que las clases suelo desnudo y otros sectores sin vegetación y desechos de cosechas a tala rasa de coníferas solo sumaron un total de 9727 ha.

### 5.5 Áreas Quemadas Incendio Forestal Batuco.

La superficie quemada estimada a partir de la imagen Landsat 8 posterior al incendio fue de 9785 ha. En la parte izquierda de la figura N° 14, se muestra una imagen en color real (bandas 4:3:2) del sector afectado por el incendio forestal, donde se identifica con facilidad la cicatriz del siniestro, la cual visualmente parece tener coherencia con el área quemada estimada.

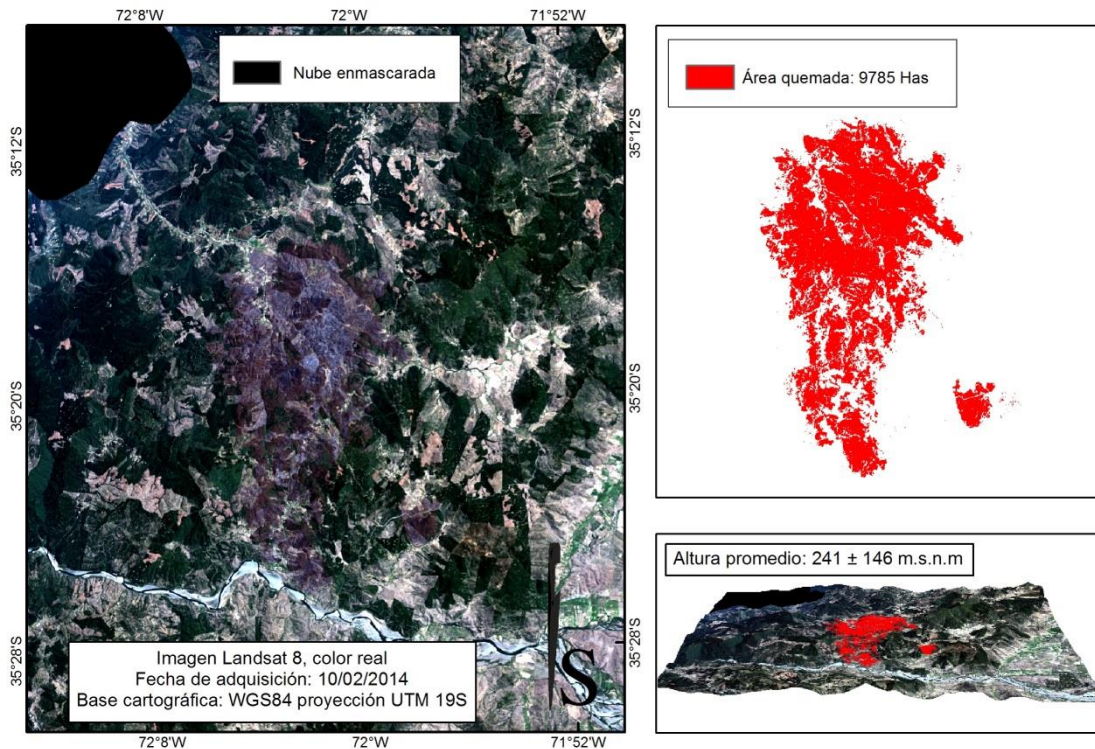


Figura Nº 14: A la izquierda se muestra la imagen Landsat 8 posterior al incendio forestal Batuco y a la derecha en rojo la estimación de la superficie quemada.

El área afectada por el incendio en este sector corresponde principalmente a plantaciones forestales y en segunda importancia a vegetación nativa (figura Nº 16). El área quemada está caracterizada por pendientes de  $14,2^\circ$  en promedio, con una desviación estándar de  $7.1^\circ$ .

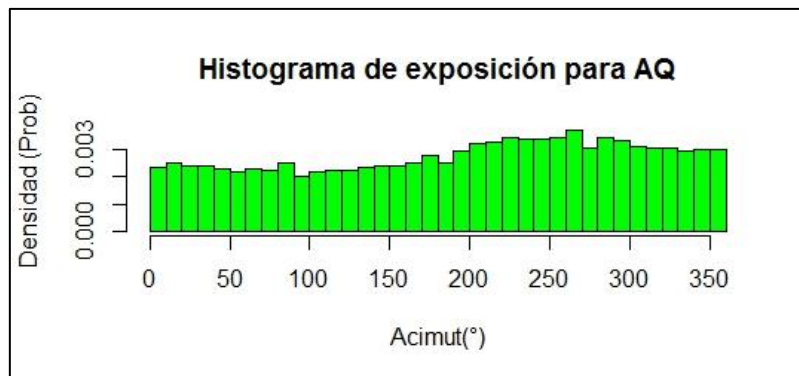


Figura Nº 15: Histograma de valores de exposición derivados del modelo de elevación digital ASTER GDEM, para las áreas quemadas (AQ) estimadas en el sector del incendio forestal Batuco.

La orientación del terreno en este incendio forestal, presenta valores de densidad importantes en todas las direcciones, sin embargo, presenta una leve tendencia en laderas con exposiciones entre los  $200$  y  $300^\circ$  de acimut, lo que corresponde a orientaciones sur-oeste y nor-oeste (figura Nº15).



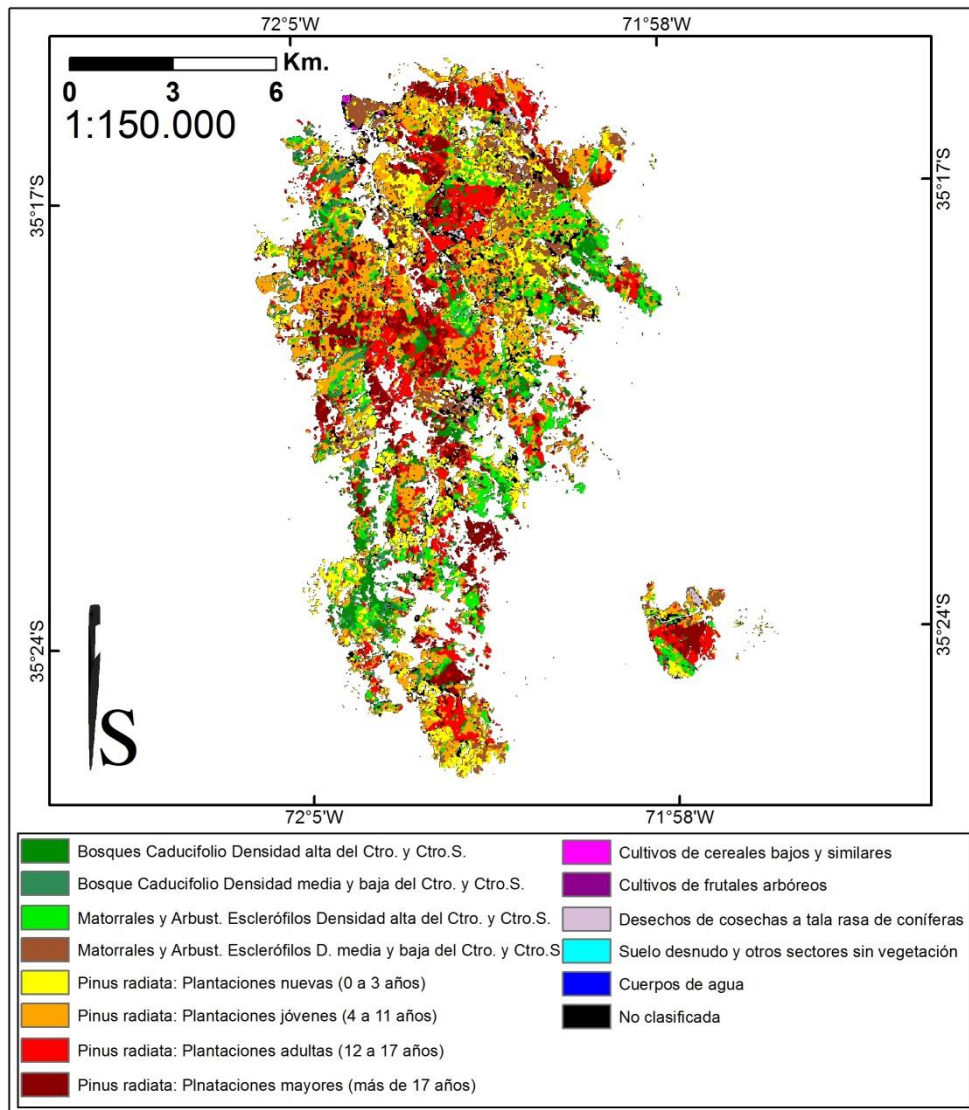


Figura N° 16: Coberturas vegetacionales afectadas en el incendio forestal Batuco.

Las principales áreas afectadas por el incendio Batuco corresponden a las clases de *Pinus radiata* D.Don con un total de 6056 ha. equivalentes al 62% del total quemado. Las plantaciones forestales de 4 a 11 años de edad alcanzaron el valor máximo, ocupando un 23.4% de la superficie, mientras que aquellas con edades de 0 a 3 años fueron las menos afectadas (entre las plantaciones) con un 10.9%.

La vegetación nativa afectada ocupó un 27.6% de la superficie total, siendo la clase matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta la más importante con un 10.20%.

Otras clases como cultivos de cereales bajos y similares, cultivos de frutales arbóreos, desechos de cosechas a tala rasa de coníferas y suelo desnudo, no presentaron valores importantes (cuadro N° 12)

Cuadro N° 12: superficies y porcentajes de áreas quemadas en el incendio forestal Batuco.

	Sup. (Ha.)	(%)
<b>Bosques Caducifolios Densidad alta del Ctro y Ctro.S.</b>	661,86	6,76
<b>Bosques Caducifolios Densidad media y baja del Ctro. y Ctro.S.</b>	287,55	2,94
<b>Matorrales y Arbust. Esclerófilos Densidad alta del Ctro. Y Ctro.S.</b>	998,1	10,20
<b>Matorrales y Arbust. Esclerófilos D. media y baja del Ctro. Y Ctro.S.</b>	756,99	7,74
<b><i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones nuevas (0 a 3 años)</b>	1316,7	13,46
<b><i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años)</b>	2291,76	23,42
<b><i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones adultas (12 a 17 años)</b>	1382,58	14,13
<b><i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones mayores (más de 17 años)</b>	1064,88	10,88
<b>Cultivos de cereales bajos y similares</b>	11,16	0,11
<b>Cultivos de frutales arbóreos</b>	0,9	0,01
<b>Desechos de cosechas a tala rasa de coníferas</b>	45,99	0,47
<b>Suelo desnudo y otros sectores sin vegetación</b>	1,8	0,02
<b>No clasificado</b>	964,25	9,85
<b>Total</b>	9784,52	100,00

## 5.5 Exactitud de las clasificaciones.

### 5.5.1. Exactitud de las clasificaciones sector Carrizo.

Las clasificación de coberturas terrestres y de estimación de áreas quemadas, mostraron buena precisión con índices de fiabilidad global de 94.4 y 97.0 % respectivamente (Cuadro N° 13 y Cuadro N° 14).

Cuadro N° 13: indicadores de precisión para la clasificación de coberturas terrestres correspondiente al sector del incendio forestal El Carrizo.

	Errores			
	Comisión (%)	Omisión (%)	Exactitud de producción (%)	Exactitud del usuario (%)
<b>Bosque Esclerófilo de densidad alta del N. y Ctro.</b>	2,5	0	100	97,5
<b>Bosque Esclerófilo de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	0	17,5	82,5	100
<b>Cultivo de frutales arbóreos y viñedos.</b>	23,91	4,55	95,45	76,09
<b>Cultivo de cereales bajos y similares.</b>	0,56	14,56	85,44	99,44
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad alta del N. y Ctro.</b>	10,26	0	100	89,74
<b>Matorrales y Arb. Esclerófilos de densidad media y baja del N. y Ctro.</b>	8,11	3,77	96,23	91,89
<b>Pastizales y Herbazales Mesomórficos del N. y Ctro.</b>	0	16,95	83,05	100
<b>Sectores urbanos y construcciones de albañilería.</b>	0	12,79	87,21	100
<b>Suelo desnudo y sectores sin vegetación.</b>	20	0	100	80
<b>Cuerpos de agua.</b>	0	0	100	100
	<b>INDICE DE KAPPA</b>			<b>0.92</b>
	<b>FIABILIDAD GLOBAL</b>			<b>94.48</b>

Las clases bosque esclerófilo de densidad media y baja y pastizales y herbazales mesomórficos, fueron las que presentaron los mayores errores de omisión con un 17.5 y 17 % respectivamente, mientras que los errores de comisión más altos correspondieron a las clases cultivo de frutales arbóreos y viñedos y suelo desnudo y sectores sin vegetación con 23,1 y 20% de forma respectiva (cuadro N° 13).

Cuadro N° 14: indicadores de exactitud para la clasificación de áreas quemadas correspondiente al sector del incendio forestal El Carrizo.

<b>Errores</b>				
	Comisión (%)	Omisión (%)	Exactitud de producción (%)	Exactitud del usuario (%)
<b>Áreas quemadas</b>	2.11	3.79	96.21	97.89
<b>Áreas no quemadas</b>	3.78	2.15	97.85	96.13
<b>FIABILIDAD GLOBAL</b>				<b>97.01</b>

La clase áreas quemadas en la correspondiente clasificación presentó un 3.79% de error de omisión, es decir, pixeles que correspondían a esta clase, pero que no fueron asignados como tales (cuadro N° 14).

#### 5.5.2. Exactitud de las clasificaciones sector Batuco.

Las clasificación de coberturas terrestres en este sector obtuvo un bajo valor de fiabilidad global de 77.5% (cuadro N° 15), el cual podría tener relación con las clases propuestas, sobre todo con las relacionadas con las plantaciones forestales, las cuales pueden llegar a ser similares y que en algunos casos presentaron bajos valores de separabilidad (cuadro N° 8). En cambio para la clasificación de áreas quemadas el índice de fiabilidad global alcanzó un 95.6% (Cuadro N° 16).

En esta clasificación, en general los errores de comisión fueron más altos que los de omisión, por lo tanto, existe mayor riesgo para el productor. La clase matorrales y arbustos esclerófilos densidad media y baja fue la que presentó el valor más alto en cuanto al error de comisión con un 41.8%, mientras que la clase *Pinus radiata D.Don*: plantaciones adultas (12 a 17 años) fue la que mostró el mayor error de omisión con un 36.7% (cuadro N° 15).

Cuadro Nº 15: indicadores de exactitud para la clasificación de coberturas terrestres correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.

	Errores			
	Comisión (%)	Omisión (%)	Exactitud de producción (%)	Exactitud del usuario (%)
Bosques Caducifolios Densidad alta del Ctro y Ctro.S.	34,76	20,15	79,85	65,24
Bosques Caducifolios Densidad media y baja del Ctro. y Ctro.S.	37,60	33,90	66,1	62,4
Cuerpos de agua	0,00	0,00	100	100
Matorrales y Arbust. Esclerófilos Densidad alta del Ctro. Y Ctro.S.	6,67	21,50	78,5	93,33
Matorrales y Arbust. Esclerófilos D. media y baja del Ctro. Y Ctro.S.	41,80	29,70	70,3	58,2
<i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones nuevas (0 a 3 años)	27,43	19,77	80,23	72,57
<i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años)	27,37	25,81	74,19	72,63
<i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones adultas (12 a 17 años)	6,09	36,65	63,35	93,91
<i>Pinus radiata</i> D.Don: Plantaciones mayores (más de 17 años)	22,07	13,30	86,7	77,93
Suelo desnudo y otros sectores sin vegetación	11,11	14,29	85,71	88,89
Desechos de cosechas a tala rasa de coníferas	0,00	7,29	92,71	100
Cultivos de cereales bajos y similares	0,00	0,00	100	100
Cultivos de frutales arbóreos	0,00	3,95	96,05	100
			<b>INDICE DE KAPPA</b>	<b>0,74</b>
			<b>FIABILIDAD GLOBAL</b>	<b>77,46</b>

Cuadro Nº 16: indicadores de exactitud para la clasificación de áreas quemadas correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.

	Errores			
	Comisión (%)	Omisión (%)	Exactitud de producción (%)	Exactitud del usuario (%)
Áreas quemadas	6.15	2.36	97.64	93.85
Áreas no quemadas	2.47	6.44	93.56	97.53
			<b>FIABILIDAD GLOBAL</b>	<b>95,6</b>

La clase áreas quemadas en la correspondiente clasificación presentó un 2.36% de error de omisión, es decir, pixeles que correspondían a esta clase, pero que no fueron asignados como tales (cuadro Nº 16).

## **5.6. Análisis estadístico.**

### **5.6.1 Análisis estadístico sector El Carrizo.**

A continuación se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico en el sector del incendio forestal El Carrizo, los cuales se dividen en tres secciones: Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda X para áreas quemadas y no quemadas, distribución estadística de los datos y distancias estocásticas.

#### **5.6.1.1 Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda X para áreas quemadas y no quemadas – Sector El Carrizo.**

Los resultados de este análisis se presentan en sigma 0 (dB) debido principalmente a que la literatura revisada, en su mayoría utiliza este formato para presentar estadísticas de este tipo, ya que permite visualizar de mejor manera diferencias entre conjuntos de datos.

Primero que todo cabe mencionar que en todas las configuraciones analizadas existe sobre posición de las cajas, por ende no se visualizan diferencias estadísticas claras sobre los datos, no obstante, se pueden observar pequeñas tendencias en los valores y la dispersión de los datos. Por otro lado, si podemos apreciar algunas diferencias estadísticas con un 95% de confianza entre las medianas de algunas comparaciones entre condiciones quemada y no quemada.

En términos generales, se observa un comportamiento más homogéneo de las clases en las bandas co-polarizadas (VV y HH), mientras que las polarizaciones cruzadas (VH y HV) muestran mayores diferencias entre clases y entre condiciones (quemada y no quemada). Este comportamiento se repite con todos los ángulos de incidencia utilizados.

Todas las medianas de las clases en las polarizaciones cruzadas presentan diferencias significativas para un 95% de confianza, a excepción de la clase Bosque Nativo de densidad media con un ángulo de incidencia de 28.8°.

La diferencia entre el primer y tercer cuartil, donde se concentra el 50% de los datos es mayor en las bandas de polarización cruzada, respecto de las bandas co-polarizadas, esto ocurre para todos los ángulos de incidencia analizados y en la mayoría de los casos.

Si observamos el comportamiento de los valores de sigma 0 (dB) en las polarizaciones cruzadas y en los diferentes ángulos de incidencia, existe una tendencia relacionada con la disminución de los valores en la condición quemada con respecto a la no quemada para las distintas clases, mientras que en las bandas co-polarizadas, dicha tendencia no se aprecia tan claramente e incluso se observan clases en donde los valores de las áreas quemadas aumentaron con respecto a las áreas no quemadas (figura N° 17).

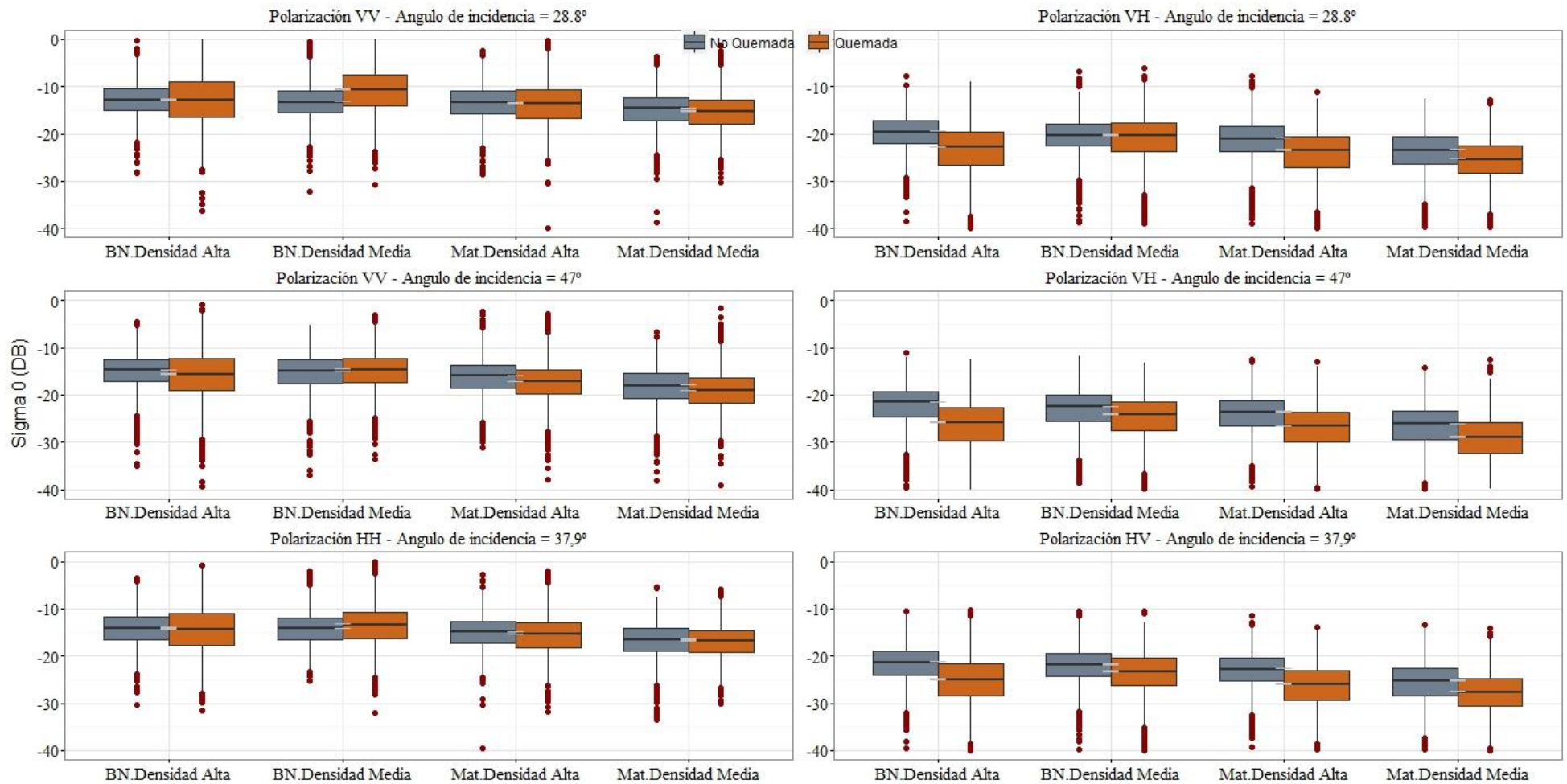


Figura Nº 17: Boxplot de coeficiente retrodispersión sigma 0 (dB) según parámetros de adquisición y de acuerdo a las clases generales en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal El Carrizo. \*La barra gris representa los intervalos con un nivel de confianza de 95% para las medianas.



Las clases bosque esclerófilo de densidad alta y bosque esclerófilo de densidad media y baja, presentaron una leve tendencia a exhibir mayores valores de sigma 0 (dB) en todas las configuraciones para la condición no quemada, sin embargo, en las mismas clases en condición quemada esta tendencia es menos observable, particularmente en polarizaciones VH y ángulos de incidencia de 28.8° y 37.9° (figura N° 17).

En la figura N° 18 se muestran los ángulos de incidencia local para cada conjunto de datos, esto con el objetivo de visualizar aquellas clases en donde dicha variable tiene un comportamiento más homogéneo, lo que nos ayudará a entender si los valores del coeficiente de retrodispersión analizados pueden atribuirse a los parámetros de adquisición de la imagen con mayor fiabilidad o asumir que la respuesta puede estar influenciada por la condición topográfica de las regiones muestreadas.

Las regiones de muestreo de la clase matorrales y arbustos esclerófilos densidades altas poseen ángulos de incidencia local bastante homogéneos para ambas condiciones (figura N° 18), por lo que esta clase pueden ser más confiable en el análisis del comportamiento del coeficiente de retrodispersión en torno a la variación en configuración de los parámetro de adquisición.

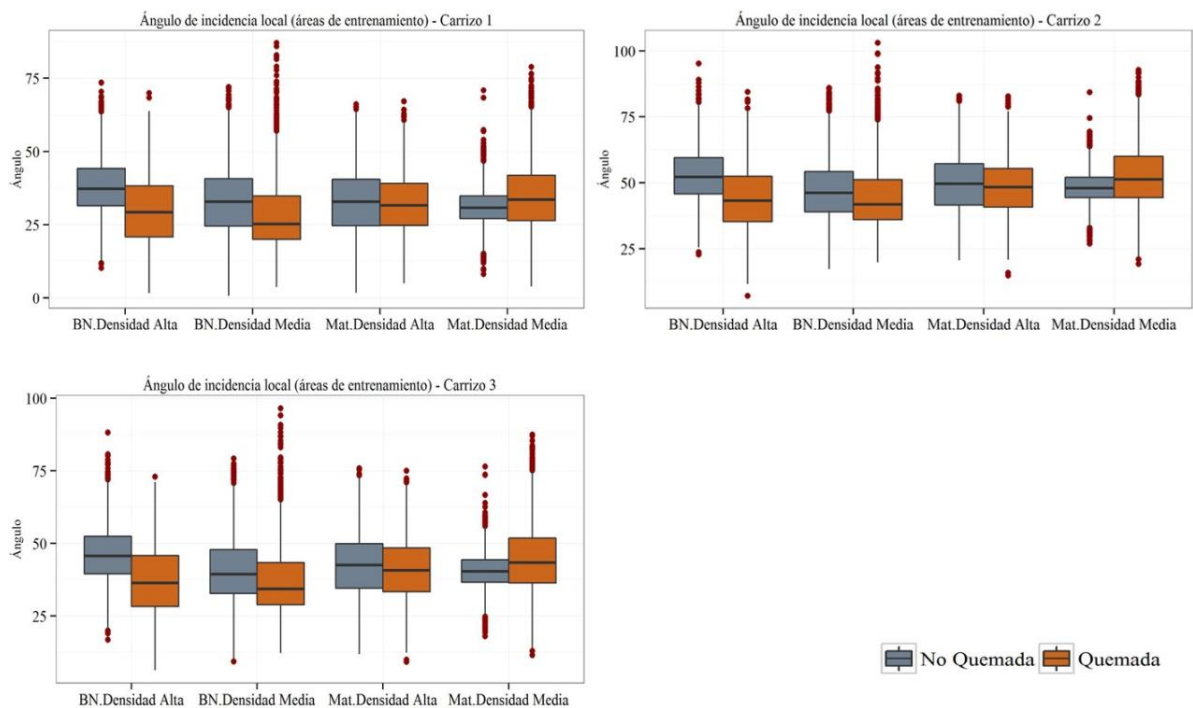


Figura N° 18: Boxplot de ángulos de incidencia local para cada imagen (ver cuadro N° 2) analizada y de acuerdo a las clases en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal El Carrizo.

### 5.6.1.2 Distribución estadística de los datos.

#### 5.6.1.2.1 Test de Kolmogorov-Smirnov.

Los resultados del test de Kolmogorov-Smirnov, fueron analizados considerando un nivel de significancia de un 5%, por lo tanto rechazaremos  $H_0$  cuando el p-valor obtenido sea menor a 0.05 y viceversa. Cabe destacar que en el gráfico se aplicó un desplazamiento (offset) en el eje x, con el objetivo de evitar la superposición de los datos.

Si observamos la figura N° 19, se aprecia que en general los valores más bajos de p-valor se obtienen para los contrastes de hipótesis donde  $H_0$  supone una distribución Normal, sin embargo, solo en algunos conjuntos de datos podemos decir que existe suficiente evidencia estadística para rechazarla, también se puede observar que los p-valores disminuyen desde una condición no quemada hacia una quemada.

Para los casos de los test asumiendo distribuciones Gamma, Exponencial y Weibull solo en dos conjuntos de datos se rechaza  $H_0$  (ver figura N° 19), no obstante, en la mayoría de los casos los p-valores son altos, en este sentido destaca los p-valores correspondientes a el contraste utilizando una distribución exponencial, para la imagen con 47° de ángulo de incidencia, donde los todas las clases alcanzan p-valores cercanos o iguales a 1.

En términos generales, no se observa una tendencia relacionada con la polarización, tampoco con el ángulo de incidencia, sin embargo, la condición (quemada/no quemada) parece tener un efecto en los p-valores, esta situación se puede observar claramente en los dos gráficos inferiores de la figura N° 19, correspondiente a la imagen con 37.9° de ángulo de incidencia y polarizaciones VV y VH, ya que en la condición no quemada, los valores se encuentran agrupados, mientras que en la condición opuesta aparecen dispersos.

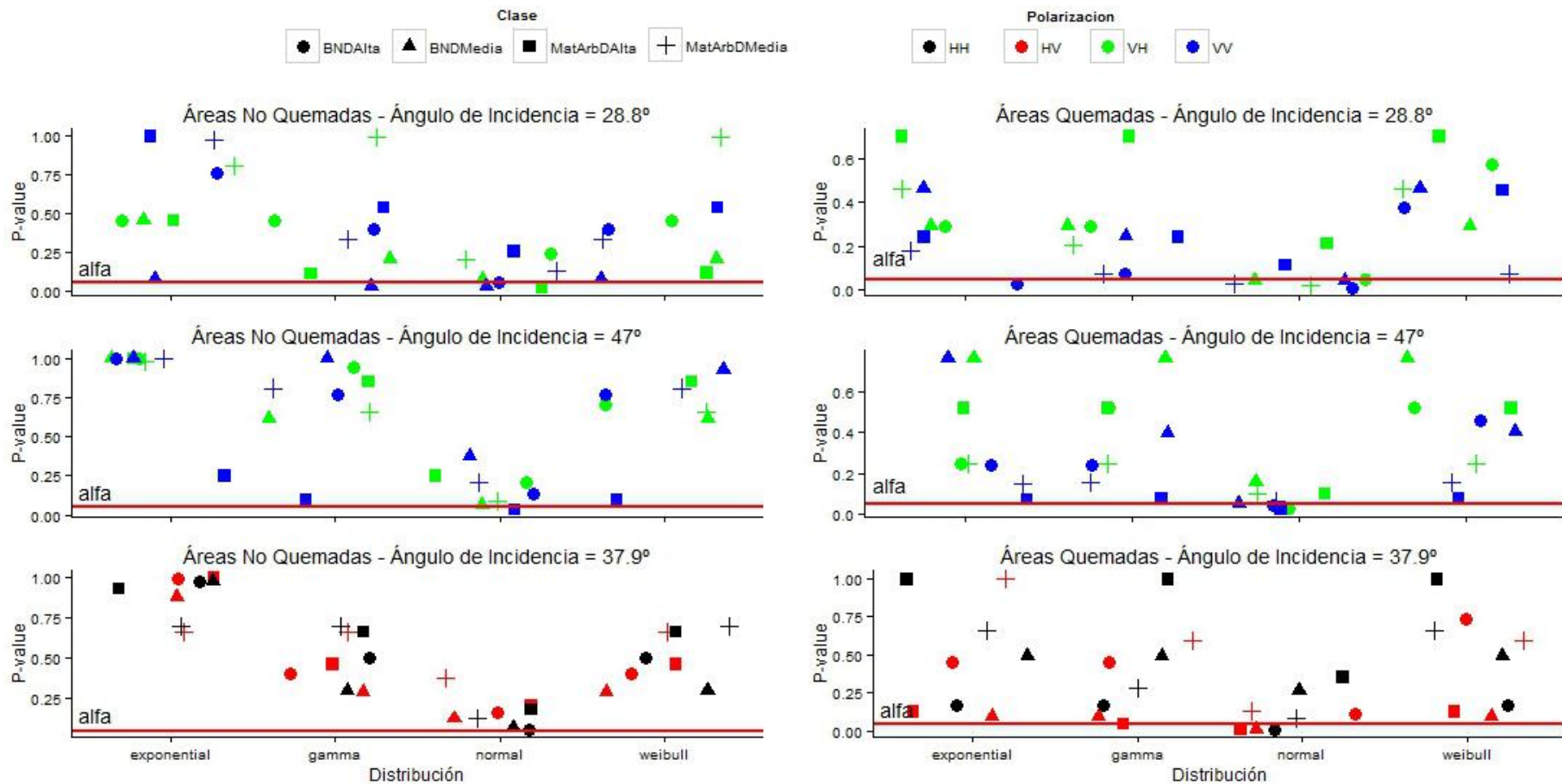


Figura Nº 19: p-valores obtenidos a partir del test de Kolmogorov-Smirnov para distribuciones Normal, Gamma, Exponencial y Weibull, aplicado sobre los datos del sector El Carrizo.

#### 5.6.2.1.2 Aproximación gráfica.

Los resultados de este análisis se presentan en formato de intensidad sigma 0.

En las figuras N° 17, 18 y 19 se muestra la variación de la distribución estadística de los datos, de acuerdo a la condición quemada y no quemada, cobertura terrestre, polarización y ángulo de incidencia, de acuerdo a la aproximación gráfica generada.

Todos los histogramas de los datos muestran una clara tendencia de sesgo positivo, el cual es más evidente en las polarizaciones cruzadas. Las bandas co-polarizadas, manifiestan una distribución plana con respecto a las polarizaciones cruzadas (Figuras N° 20, 21, 22).

Para todos los ángulo de incidencia (Figuras N° 20, 21 y 22), se puede observar como los datos de todas las clases en condición quemada muestran sus máximas densidades en valores más bajos de sigma 0 (más hacia la izquierda) comparativamente con aquellas en condición no quemada, en otras palabras se puede observar que los histogramas de los datos se vuelven más asimétricos al pasar de una condición no quemada hacia una quemada.

La polarización cruzada (VH), muestra un cambio gráficamente más notorio en la distribución de los datos para condiciones quemada, no quemada, en comparación con la banda co-polarizada (VV) (Figuras N° 20, 21 y 22).

Las bandas co-polarizadas de la imagen con ángulo de incidencia de 28.8°, muestran histogramas más planos con respecto a las imágenes con 37.9 y 47° de ángulo de incidencia. Este efecto es particularmente notorio en las clases matorrales y arbustos esclerófilos densidades alta y densidades medias y bajas.

Podemos inferir visualmente que la distribución normal es la curva que peor se ajustó a los datos en todos los casos (figura N° 20, 21 y 22), mientras que las distribuciones gamma, weibull y exponencial fueron las que mejor se ajustaron a los datos, destacando en la mayoría de los casos la distribución gamma.

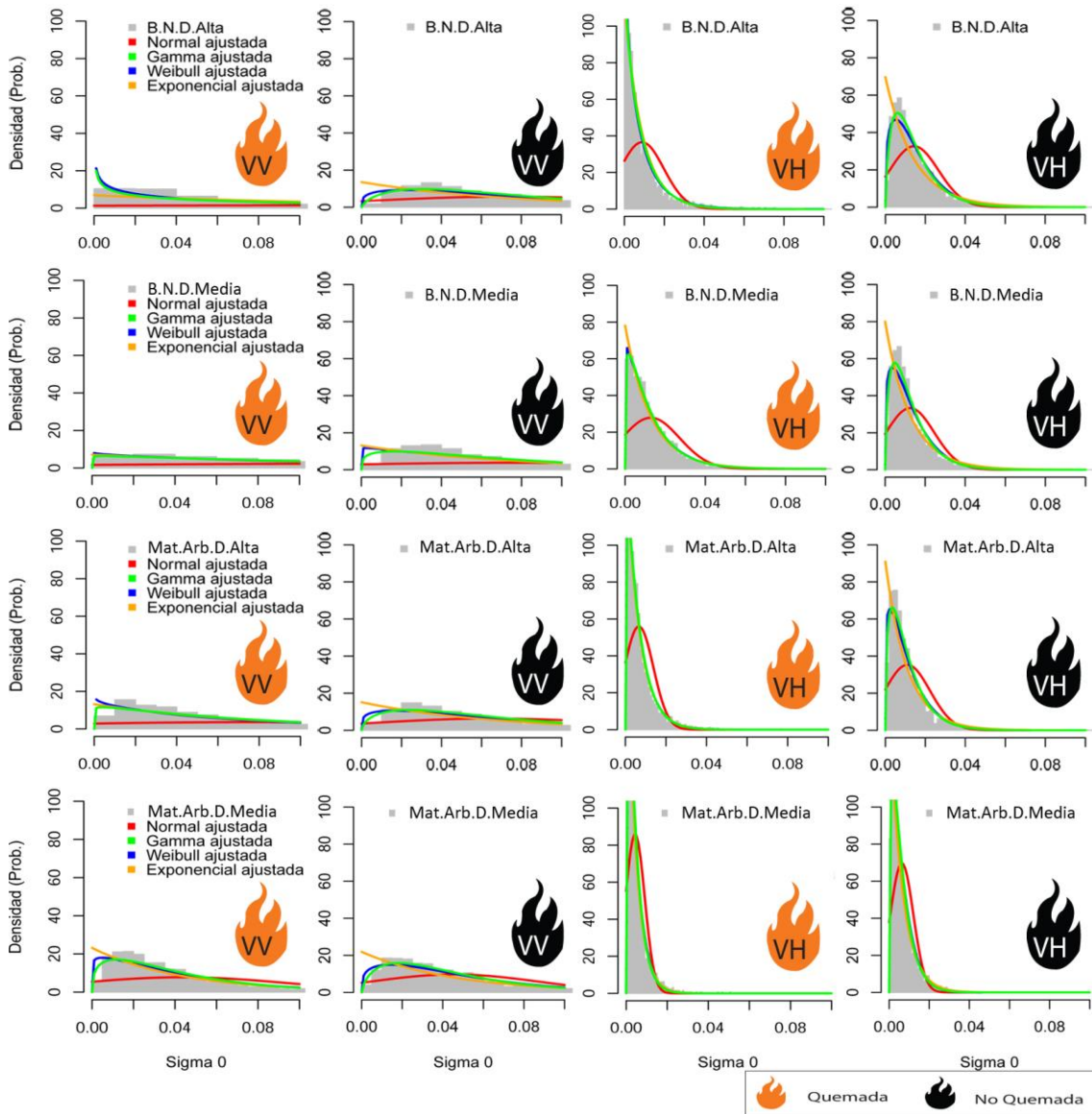


Figura N° 20: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 28.8° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.

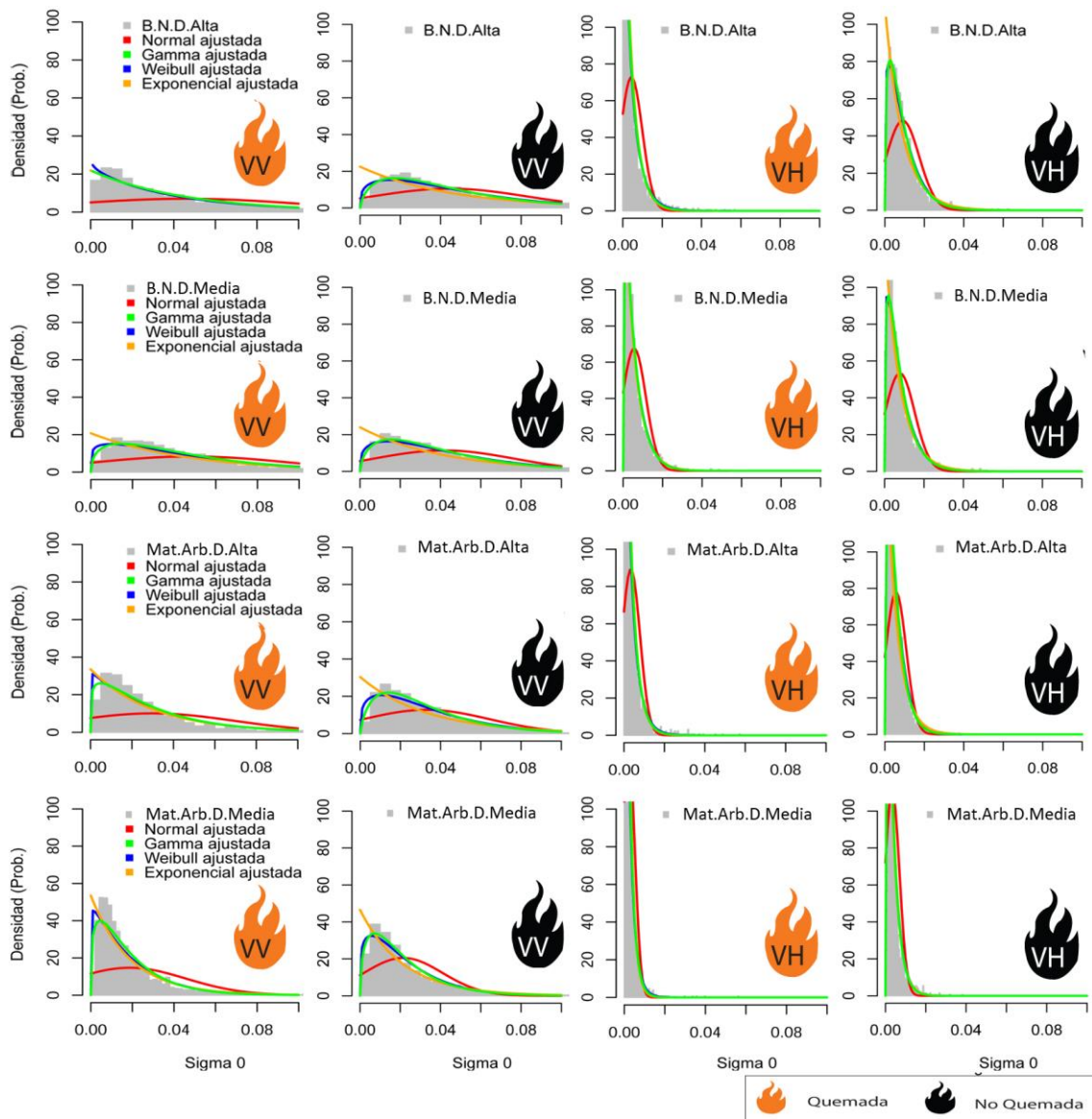


Figura Nº 21: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 47° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.



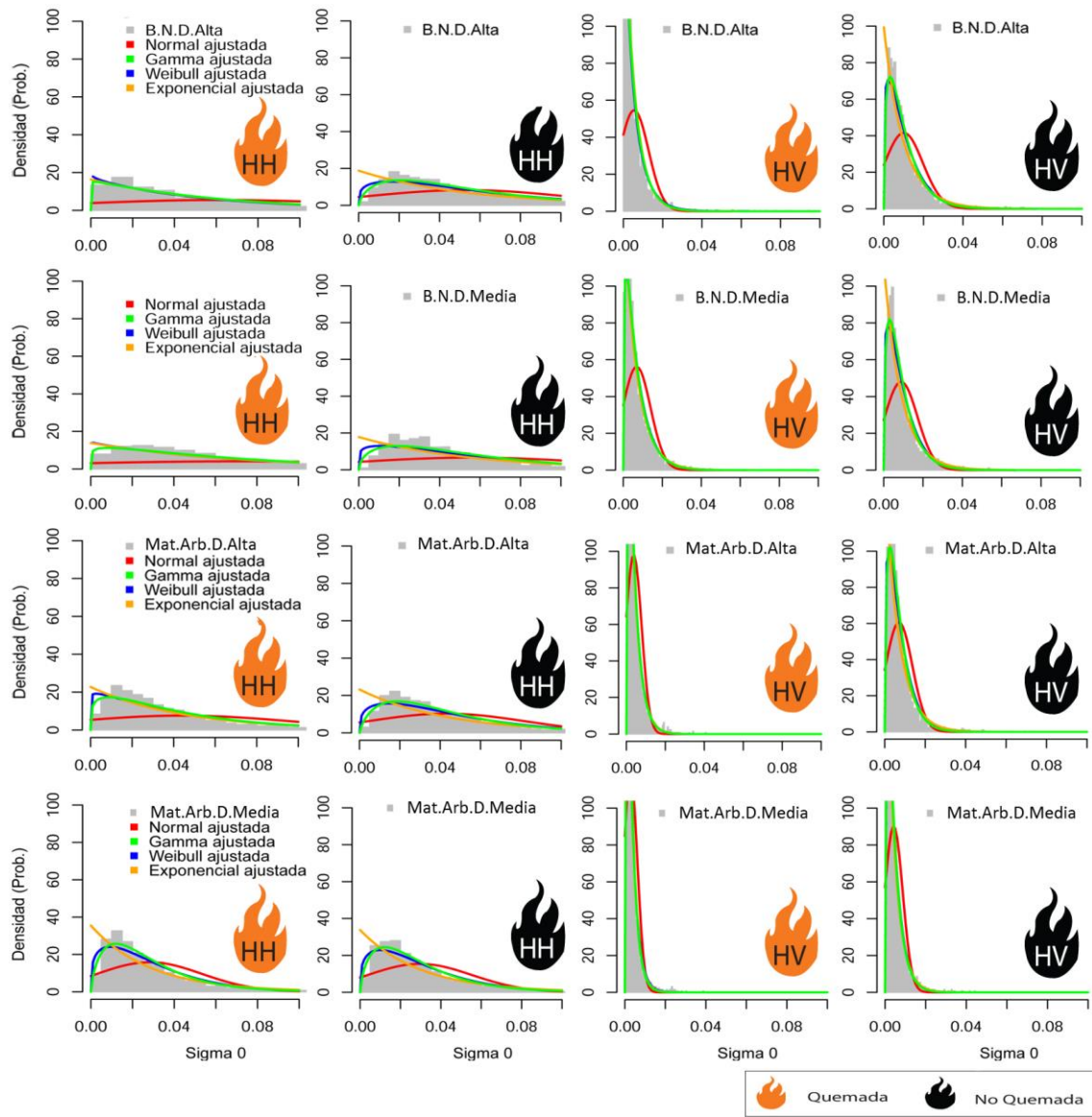


Figura N° 22: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 37.9° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal el carrizo.

### 5.6.1.3 Distancias estocásticas.

Se presentan los resultados para las distancias estocásticas obtenidas a través de las aproximaciones de Hellinger y Bhattacharyya para cada configuración de parámetros (ángulo de incidencia), condiciones (quemada, no quemada) y clases (figuras N° 23 y 24). Cabe destacar que este índice muestra los valores obtenidos al someter a estos test, las condiciones quemada y no quemada de una clase determinada, para un ángulo de incidencia específico (de acuerdo a la imagen) y una polarización dada.

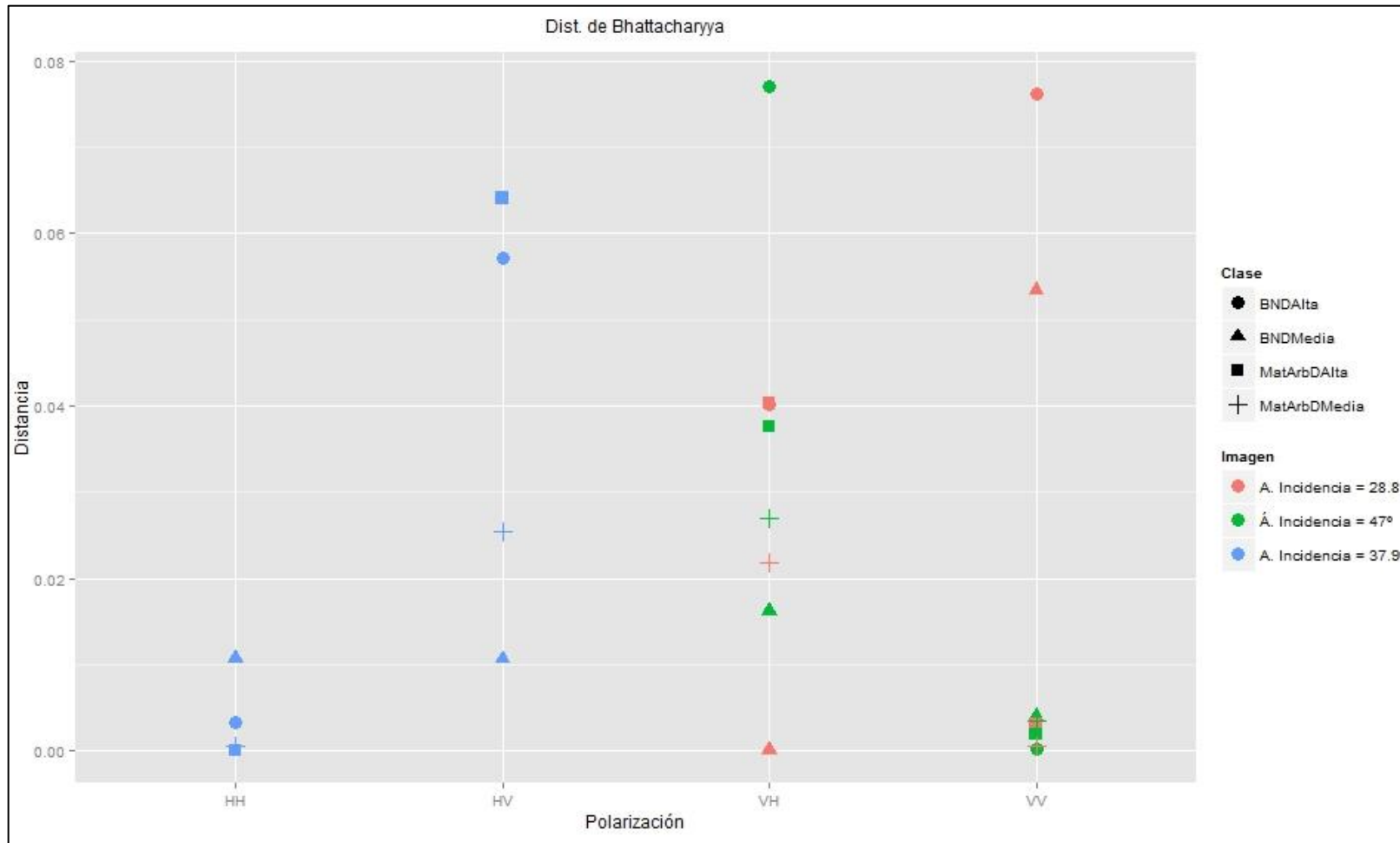


Figura Nº 23: Distancia de Bhattacharyya para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada) y clase (BNDAlta = Bosque nativo esclerófilo de densidad alta; BNDMedia = Bosque nativo esclerófilo de densidades medias y bajas; MatArbDAlta = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta; MatArbDMedia = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas) para el sector del incendio forestal El Carrizo.



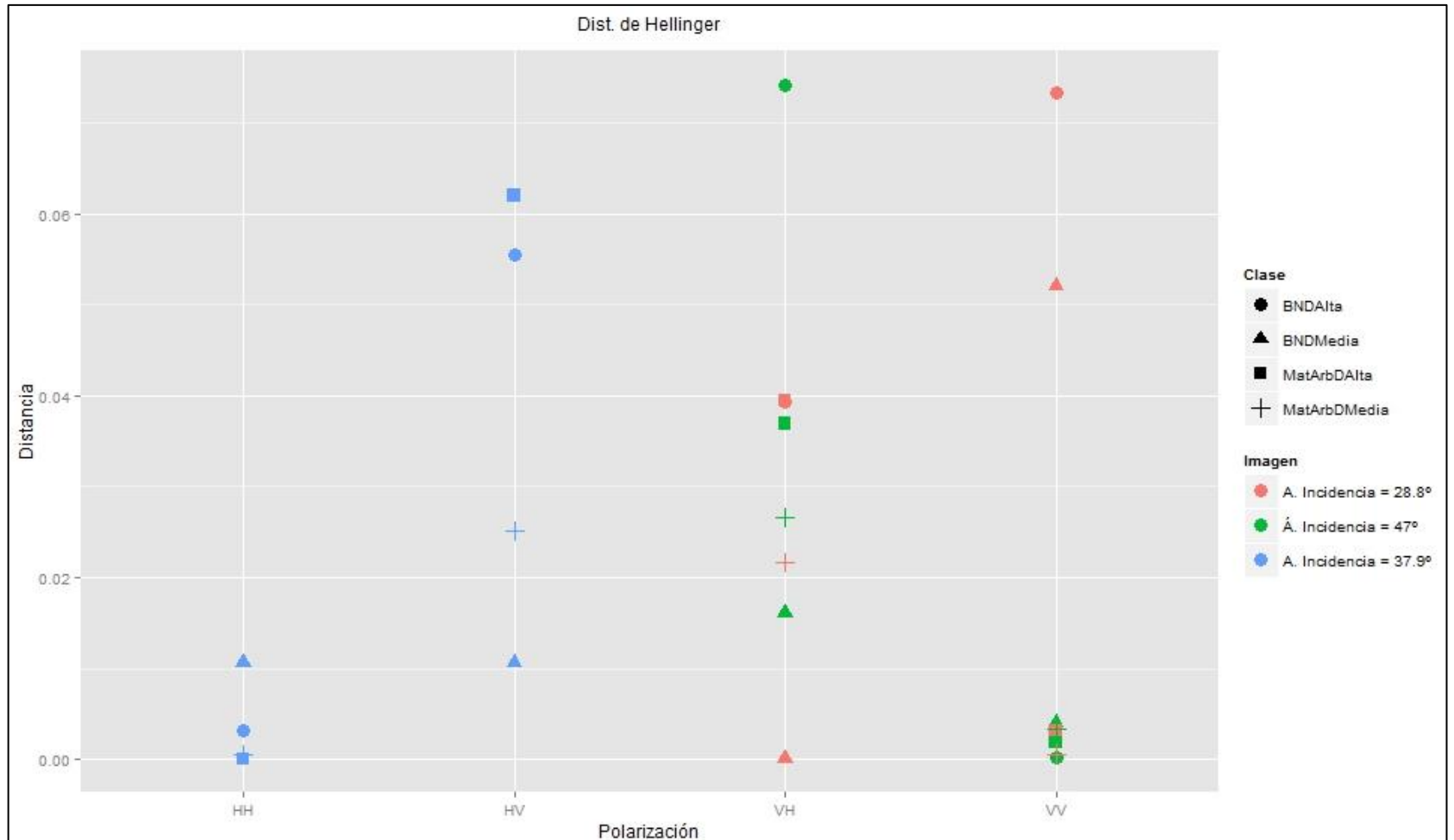


Figura Nº 24: Distancia de Hellinger para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada) y clase (BNDAlta = Bosque nativo esclerófilo de densidad alta; BNDMedia = Bosque nativo esclerófilo de densidades medias y bajas; MatArbDAlta = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas) para el sector del incendio forestal El Carrizo.

Los resultados obtenidos en cuanto a los índices de Hellinger y Bhattacharyya en el sector de incendio forestal El Carrizo presentan leves variaciones en los valores, sin embargo, el orden de cada combinación (ángulo de incidencia, condición, clase) analizada, se mantuvo idéntico en ambos índices (figuras N° 23 y N°24). En este sector las clases que obtuvieron mayores valores de acuerdo a los índices de Bhattacharyya y Hellinger fueron para la clase bosque nativo esclerófilo de densidad alta, para una polarización VH y un ángulo de incidencia de 47° y para la clase bosque nativo esclerófilo de densidad alta, con polarización VV y un ángulo de incidencia de 28.8°. También sobresalieron las clases bosque nativo esclerófilo de densidad alta y matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta, ambas con polarización HV y ángulo de incidencia de 37,9° (figura N° 21). Por el contrario, los valores más bajos se visualizan en las polarizaciones VV y HH.

### **5.6.2 Análisis estadístico sector Batuco.**

A continuación se presentan los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico en el sector del incendio forestal Batuco, los cuales se dividen en tres secciones: Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda x para áreas quemadas y no quemadas, distribución estadística de los datos y distancias estocásticas.

#### **5.6.2.1 Comportamiento del coeficiente de retrodispersión en banda x para áreas quemadas y no quemadas – Sector Batuco.**

Los resultados de este análisis se corresponden a los descritos en la sección 5.6.1.1 para el incendio forestal del sector de Batuco.

Al igual que en el incendio El Carrizo, cabe mencionar que en todas las configuraciones analizadas existe sobre posición de las cajas (primer y tercer cuartil), por ende no se visualizan diferencias estadísticas claras sobre los datos, sin embargo, se pueden observar pequeñas tendencias en los valores y la dispersión de los datos. Por otro lado, si podemos apreciar algunas diferencias estadísticas con un 95% de confianza entre las medianas de algunas comparaciones entre condiciones quemada y no quemada.

En términos generales podemos observar que las bandas de polarización cruzada (HV y VH) presentaron menores variaciones entre las condiciones quemada y no quemada, con respecto a las bandas co-polarizadas (HH y VV), para todos los ángulos de incidencia analizados. En cuanto a los valores de sigma 0 (dB), las bandas co-polarizadas, presentan valores más altos que las bandas de polarización cruzada (figura N° 25).

Las diferencias en la respuesta del coeficiente de retrodispersión entre clases y condiciones, son menos evidentes que entre distintas polarizaciones, para los distintos ángulos de incidencia de las escenas analizadas. En la figura N° 25 podemos observar que para el caso de las polarizaciones cruzadas, los valores en general son menores igual a -20 dB, mientras que el las copolarizadas ocurre la situación inversa.

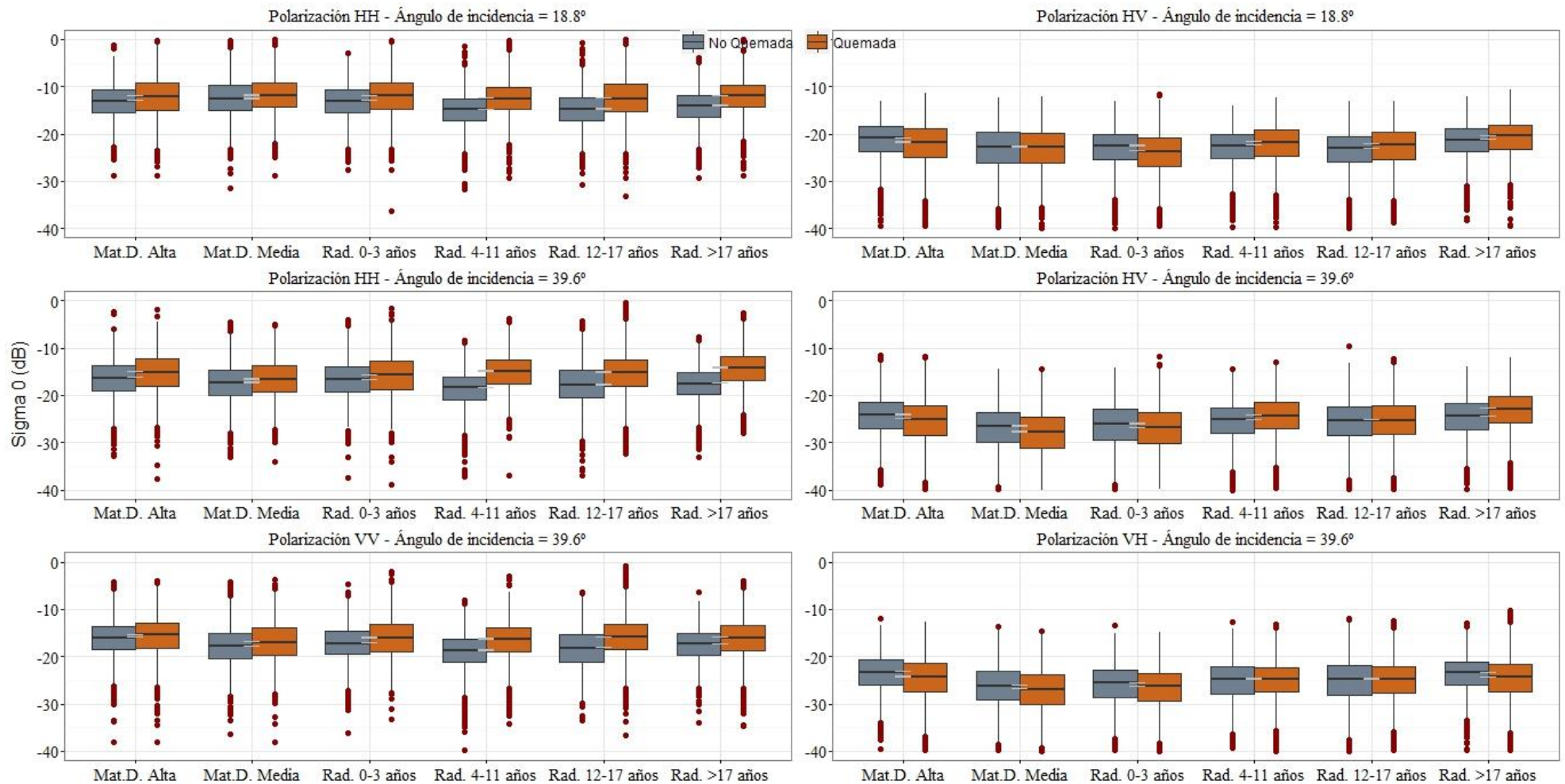


Figura Nº 25: Boxplot de coeficiente retrodispersión sigma 0 (dB) según parámetros de adquisición y de acuerdo a las clases generales en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal Batuco. \*La barra gris representa los intervalos con un nivel de confianza de 95% para las medianas.

Para todos los ángulos de incidencia analizados en polarizaciones HH y VV se observa una leve tendencia de todas las clases a aumentar los valores del coeficiente de retrodispersión cuando se pasa de una condición no quemada a quemada, mientras que para las polarizaciones HV y VH existen situaciones en las que los valores aumentan y otras en las que disminuye, por ejemplo, en el caso de la clase Matorrales y Arbustos Esclerófilos Densidad alta con polarización HV y ángulo de incidencia de 39.6°, los valores de  $\sigma^0$  (dB) disminuyen al cambiar de la condición no quemada a quemada, mientras que la clase plantaciones mayores a 17 años con la misma configuración muestra un aumento de los valores al observar el cambio de condición (figura N° 25).

Las regiones de interés analizadas, para todas las clases y para todas las imágenes analizadas del sector Batuco poseen ángulos de incidencia local similares en ambas condiciones (figura N° 26).

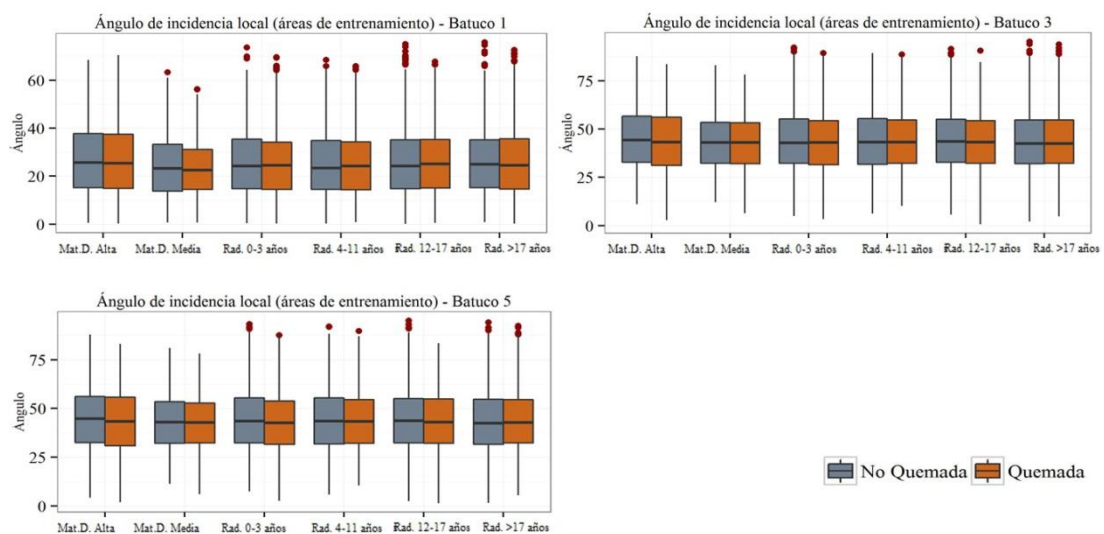


Figura N° 26: Boxplot de ángulos de incidencia local para cada imagen (ver cuadro N° 2) analizada y de acuerdo a las clases en áreas quemadas (naranja) y no quemadas (azul) para el sector del incendio forestal Batuco.

## 5.6.2.2 Distribución estadística de los datos.

### 5.6.2.2.1 Test de Kolmogorov-Smirnov.

En la figura N° 27, observamos que los p-valores más pequeños se obtienen para la distribución normal, sin embargo, en menos del 50% de los casos dicho valor es inferior al nivel de significancia (0.05). También podemos observar que los p-valores con  $H_0$  asumiendo normalidad tienden a disminuir al pasar desde una condición no quemada a quemada.

Para los contrastes de hipótesis con distribuciones Gamma, Exponencial y Weibull, los p-valores son en general altos y solo se detectan 5 casos en donde el p-valor es inferior al nivel de significancia, todos ellos para la clase *Pinus radiata D.Don*: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años), con polarización HH y en condición quemada (Figura N° 27).

En términos generales, no se observa una tendencia relacionada con la polarización, tampoco con el ángulo de incidencia (figura N° 27).

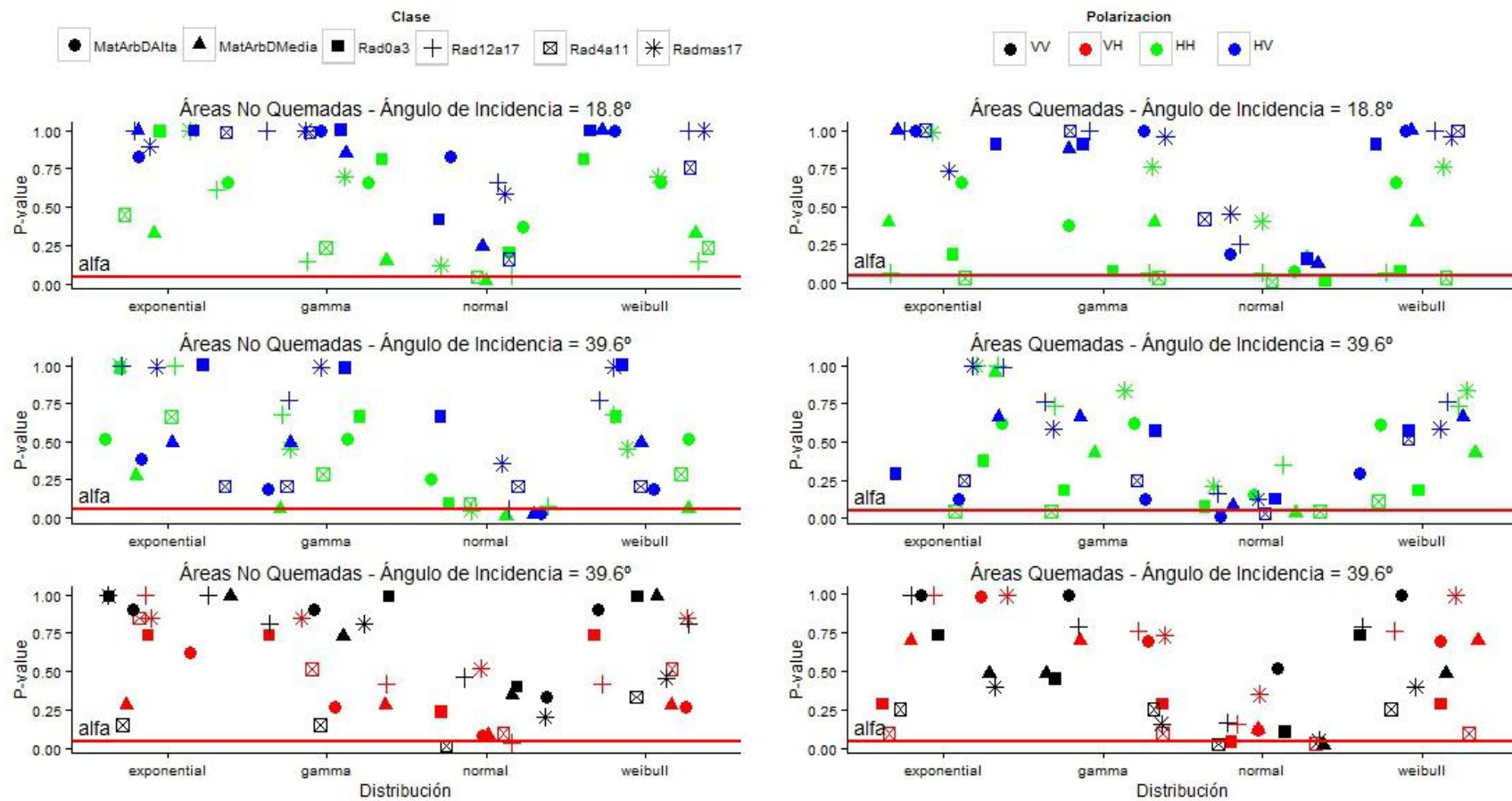


Figura Nº 27: p-valores obtenidos a partir del test de Kolmogorov-Smirnov para distribuciones Normal, Gamma, Exponencial y Weibull, aplicado sobre los datos del sector Batuco.

#### 5.6.2.2.2 Aproximación gráfica.

Los resultados de este análisis se presentan en formato de intensidad sigma 0.

En las figuras N° 28, 29 y 30 se muestra la variación de la distribución estadística de los datos, de acuerdo a la condición quemada y no quemada, cobertura terrestre, polarización y ángulo de incidencia, de acuerdo a la aproximación gráfica generada.

Todos los histogramas de los datos muestran una tendencia de sesgo positivo, el cual es más evidente en las polarizaciones cruzadas. También se puede observar que las bandas co-polarizadas muestran histogramas planos con respecto a las polarizaciones cruzadas (figuras 28, 29 y 30).

Las polarizaciones cruzadas no manifiestan una tendencia notoria de cambio en la distribución de los datos al pasar desde una condición no quemada a quemada, mientras que las bandas co-polarizadas muestran un cambio gráficamente más evidente, traducido en un disminución del sesgo positivo, es decir, histogramas más simétricos en condición quemada (Figura N° 28, 29 y 30).

En cuanto al ángulo de incidencia, se puede observar que en las bandas co-polarizadas de las imágenes que poseen valores de  $36.9^\circ$  (Figuras N° 29 y 30) muestran histogramas menos planos que los correspondientes a la imagen con  $18.8^\circ$  (Figura N° 28).

La distribución normal es la curva que peor se ajustó a los datos en todos los casos (figuras 28, 29 y 30), mientras que las distribuciones Gamma, Weibull y exponencial fueron las que mejor se ajustaron a los datos desde una óptica gráfica. En el caso de las bandas co-polarizadas la curva que presentó el mejor ajuste visual fue la distribución Gamma, mientras que para la polarizaciones cruzadas las distribuciones Weibull, Gamma y Exponencial presentan buenos ajustes, inclusive en algunos casos se puede destacar la Exponencial.



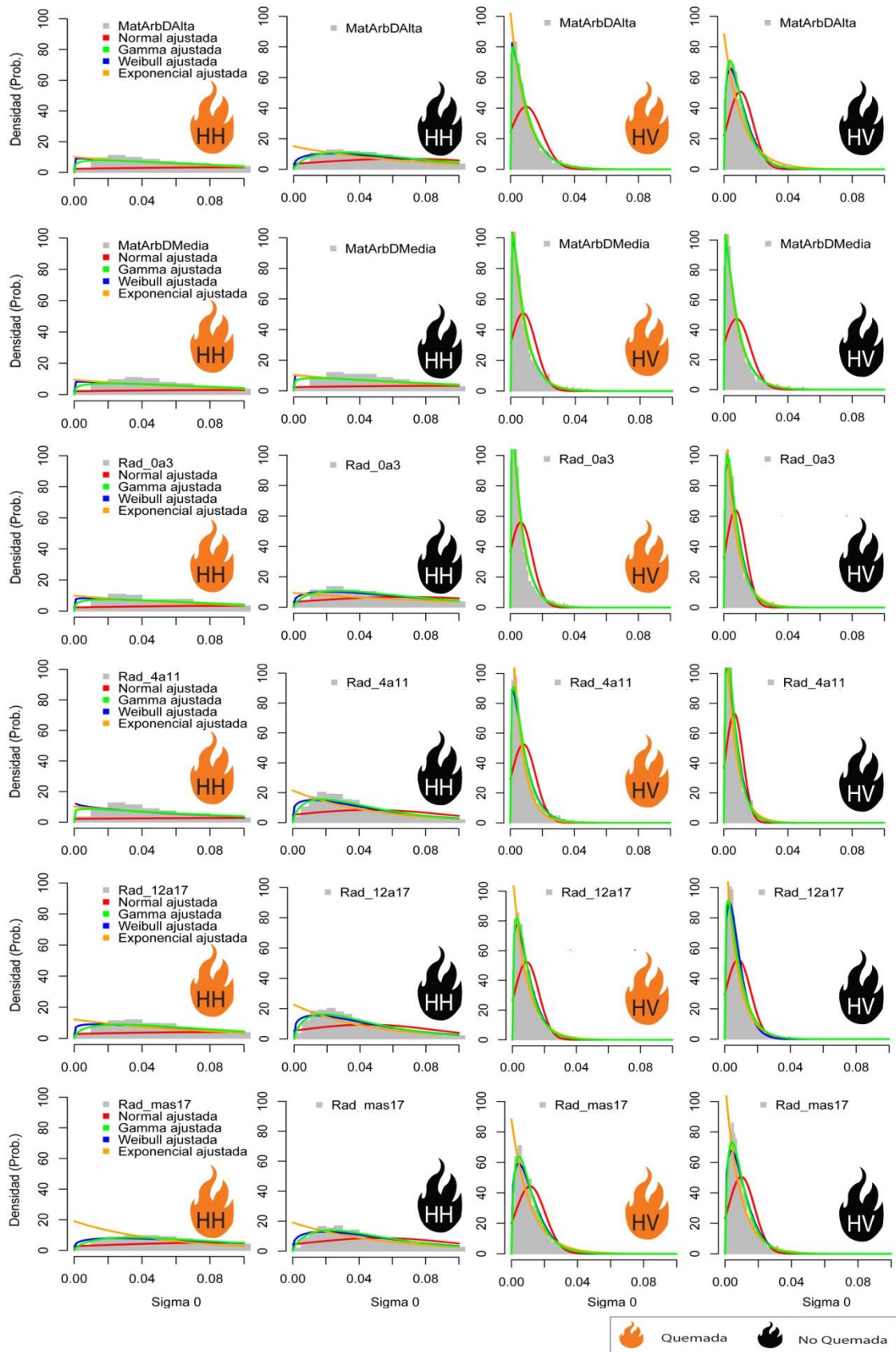


Figura Nº 28: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 18.86° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.



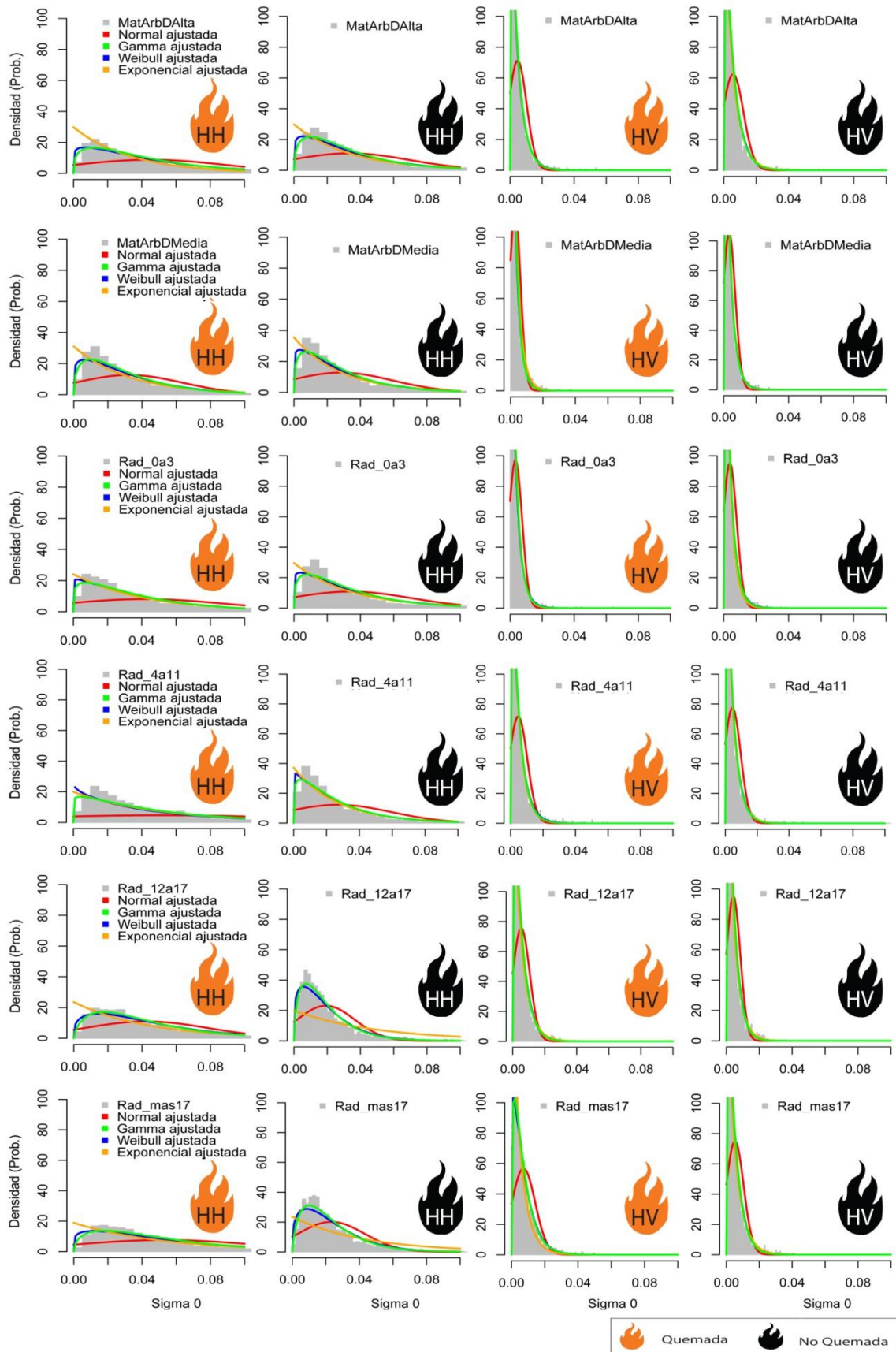


Figura N<sup>o</sup> 29: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (HH, HV) para la imagen SAR con 39.6° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.

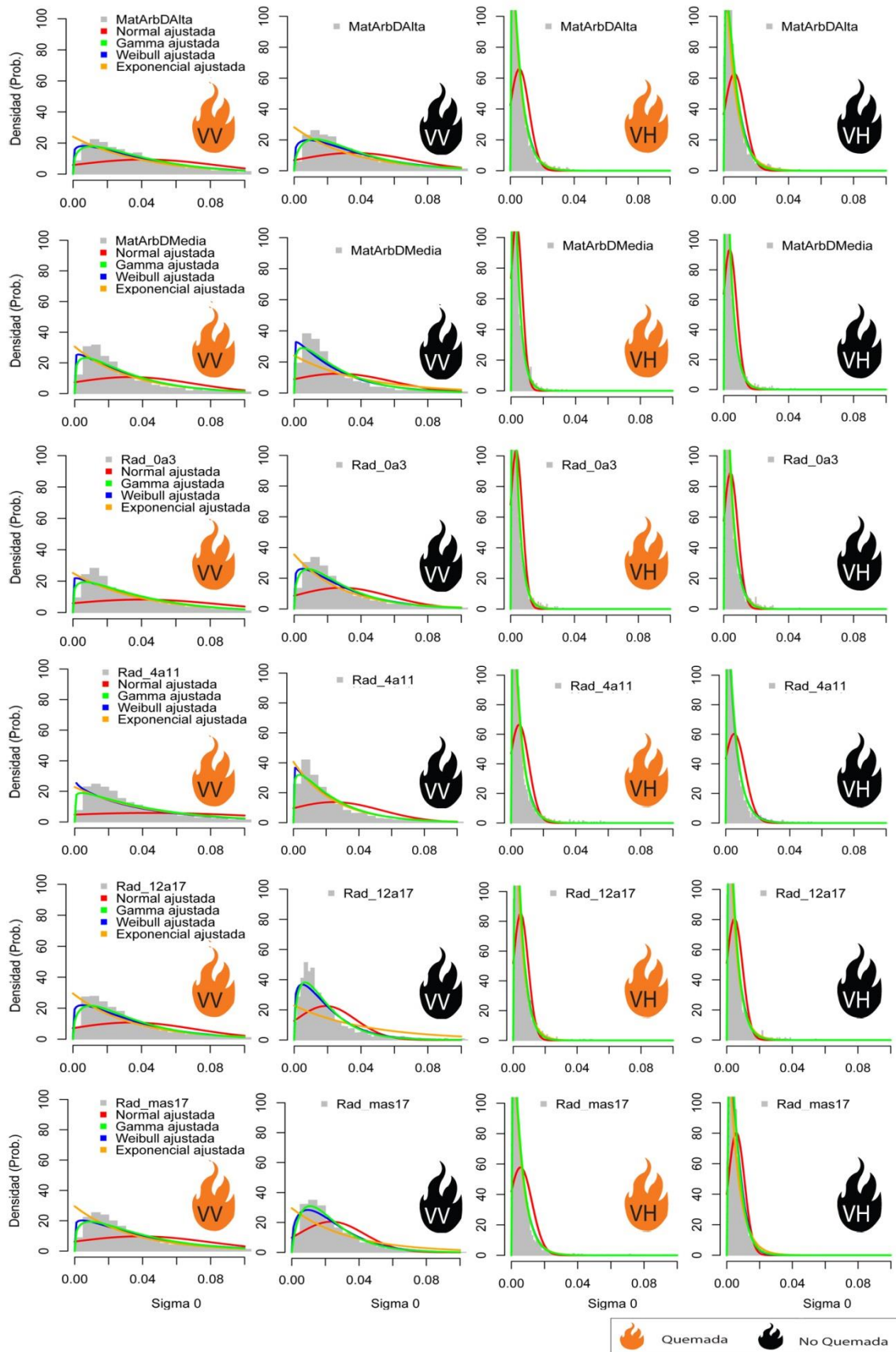


Figura N° 30: Modelos de distribución ajustados según clase, condición (quemada, no quemada) y polarización (VV, VH) para la imagen SAR con 39.6° de ángulo de incidencia correspondiente al sector del incendio forestal Batuco.

### 5.6.2.3 Distancias estocásticas.

Se presentan los resultados para las distancias estocásticas obtenidas a través de las aproximaciones de Hellinger y Bhattacharyya para cada configuración de parámetros (ángulo de incidencia), condiciones (quemada, no quemada) y clases (figuras N° 31 y 32).

Los resultados obtenidos en cuanto a los índices de Hellinger y Bhattacharyya en el sector de incendio forestal El Carrizo presentan leves variaciones en los valores.

En términos generales la polarización HH fue la que registro las mayores distancias de acuerdo a los dos índices evaluados, en segundo lugar la polarización VV, mientras que las polarizaciones cruzadas presentaron bajos valores. En las bandas co-polarizadas, las clases relacionadas con las plantaciones forestales presentan los mayores valores, mientras que la vegetación nativa mostro valores bajos en estas polarizaciones. La misma tendencia, pero en menor medida muestra la polarización HV, mientras que la polarización VH, no sigue el mismo patron

En el sector Batuco las clases que obtuvieron mayores distancias estocásticas de acuerdo a los índices evaluados fueron plantaciones de *Pinus radiata* D.DON mayores a 17 años y *Pinus radiata* D.DON entre 12 y 17 años en polarización HH y 39.6° de ángulo de incidencia.

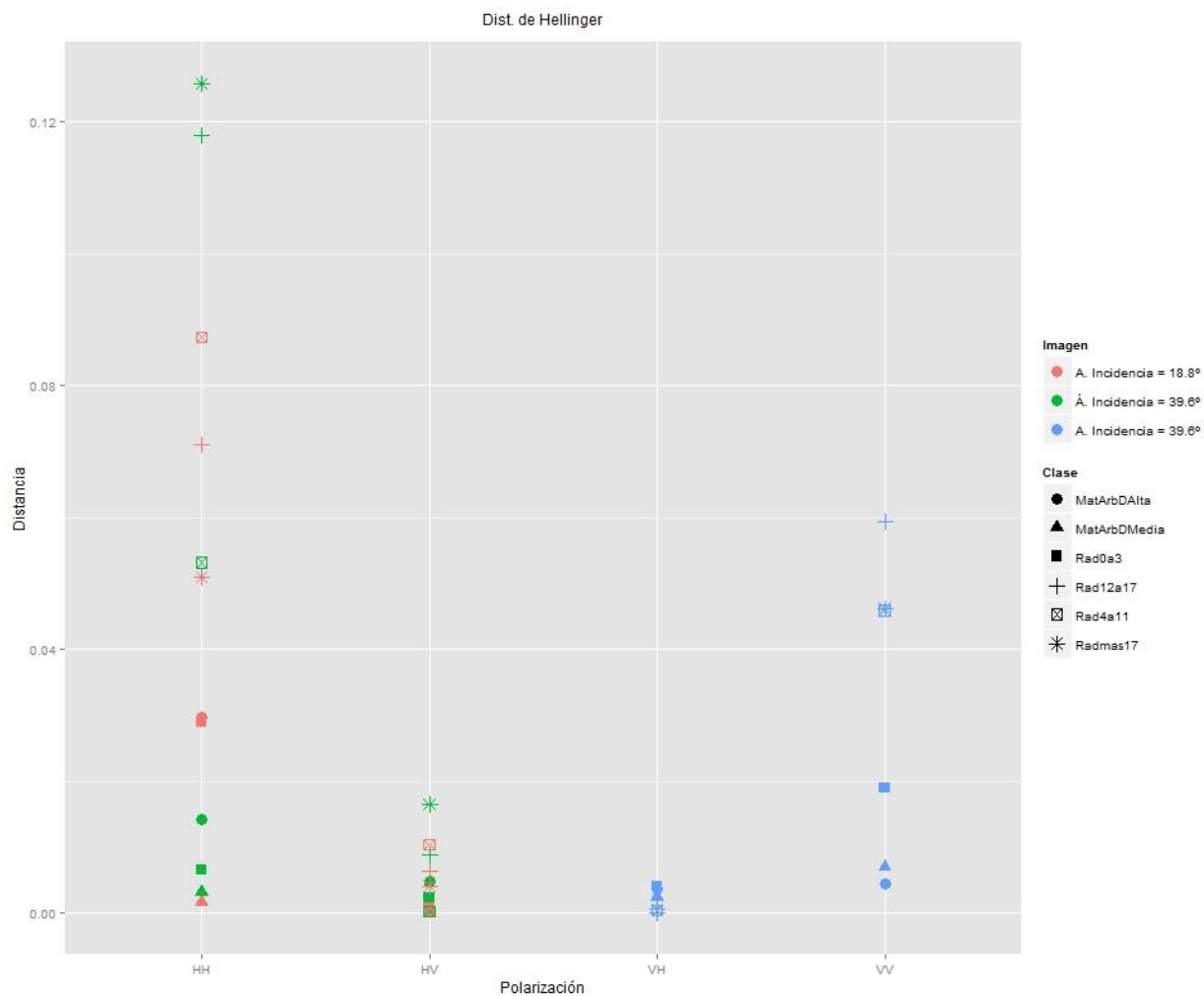


Figura N° 31: Distancia de Hellinger para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada), polarización y clase. (**MatArbDAIta** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades altas; **MatArbDMedia** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas; **Rad0a3** = *Pinus radiata*: Plantaciones nuevas (0 a 3 años); **Rad4a11** = *Pinus radiata*: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años); Rad12a17 = *Pinus radiata*: Plantaciones adultas (12 a 17 años); **Radmas17** = *Pinus radiata*: Plantaciones mayores (más de 17 años) ) para el sector del incendio forestal Batuco.

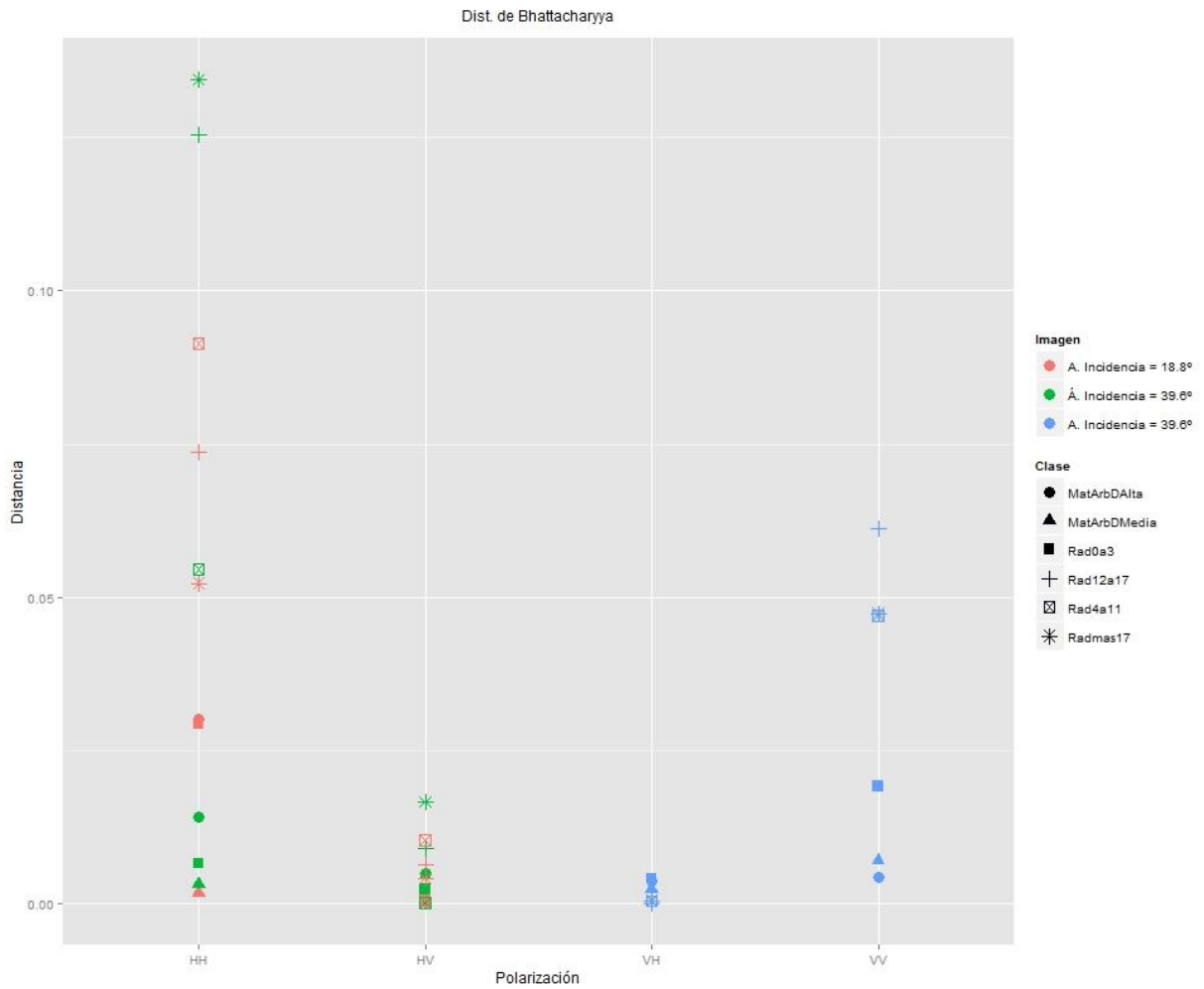


Figura N° 32: Distancia de Bhattacharyya para cada imagen (ángulo de incidencia), condición (quemada, no quemada), polarización y clase (**MatArbDAIta** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades altas; **MatArbDMedia** = Matorrales y arbustos esclerófilos de densidades medias y bajas; **Rad0a3** = *Pinus radiata*: Plantaciones nuevas (0 a 3 años); **Rad4a11** = *Pinus radiata*: Plantaciones jóvenes (4 a 11 años); **Rad12a17** = *Pinus radiata*: Plantaciones adultas (12 a 17 años); **Radmas17** = *Pinus radiata*: Plantaciones mayores (más de 17 años) ) para el sector del incendio forestal Batuco.

En la evaluación de las coberturas terrestres pre-fuego mediante datos ópticos, el uso de información adicional a las bandas originales permitió mejorar las separabilidades entre las clases utilizadas en los dos sectores evaluados, en este sentido existen autores que avalan la incorporación de bandas adicionales a la clasificación (Tasseti et al., 2010), sin embargo, Price et al. (2002) señalan que la incorporación de muchas bandas (sobre 10 o 12) puede disminuir la precisión en la discriminación de las clases y por otra parte, que la incorporación de series temporales podría aumentar dicha separabilidad. De acuerdo al análisis de separabilidad, los valores obtenidos a partir del índice de Jeffries-Matusita entre clases fueron menores en el sector del incendio forestal Batuco, debido principalmente a que la leyenda consideró cuatro tipos de plantaciones forestales de acuerdo al rango etario, lo que dificultó su discriminación utilizando datos Landsat 8.

La caracterización de los sectores a partir de la clasificación de coberturas terrestres expone dos áreas diferentes, por un lado está El Carrizo, dominado por vegetación nativa, principalmente bosques y matorrales esclerófilos, no obstante, también por una importante superficie cultivada, mientras que el sector Batuco posee un 53% de la superficie asociada a actividades productivas, principalmente plantaciones de *Pinus radiata D.Don* (48.2 %). La precisión de las clasificaciones de coberturas terrestres, fue mayor en el incendio El Carrizo, con un 94.48 % de fiabilidad global, mientras que en batuco llegó solo a un 77.46 % para la misma métrica. De acuerdo a los indicadores de exactitud, para la clasificación del sector Batuco, la clase matorrales y arbustos esclerófilos de densidad media y baja fue la que presentó el error de comisión (falsos positivos) más alto con 41.8 %, mientras que la clase plantaciones adultas (12 a 17 años) expuso el error de omisión más elevado con 36.65 %.

La cuantificación de las áreas quemadas, reflejó incendios de similares magnitudes, con 10964 ha. Afectadas en Carrizo y 9785 ha. en Batuco. En cuanto a las condiciones del terreno en áreas afectadas por el fuego, ambos sectores presentan pendientes y elevaciones promedio relativamente similares, 17° y 256 ± 158 m.s.n.m en Carrizo y en Batuco 14.2° y 241 ± 146 m.s.n.m, sin embargo, la orientación de las laderas mostraron ciertas diferencias, ya que en el incendio El Carrizo éstas manifestaron una clara tendencia hacia la exposición sur, en cambio en las laderas quemadas en Batuco, no existe una tendencia marcada. Por otro lado el análisis de cambio, expuso que en el incendio forestal el Carrizo, el 95% de la superficie afectada por el fuego corresponde a vegetación nativa, principalmente bosques y matorrales esclerófilos, en cambio en Batuco en 62 % de las áreas quemadas afectó a plantaciones forestales de *Pinus radiata D.Don.*, destacando las clases de 12 a 17 años y 4 a 11 años, con 23.4 % y 14.1 % respectivamente. Estas cifras de superficies afectadas, muestran coherencia con las estadísticas históricas de la zona (CONAF 2016). Los resultados obtenidos en la estimación de áreas quemadas a partir de datos ópticos mostraron buenas precisiones, lo cual se refleja en los índices de concordancia obtenidos para cada sector, sin embargo, existen algunas cuestiones con respecto a la metodología de validación que podrían ser revisados, tal como menciona Foody (2001), como por ejemplo un preciso corregistro entre los datos clasificados y los datos utilizados como verdad de terreno.

El análisis estadístico descriptivo de la respuesta SAR en banda X en áreas quemadas en los dos incendios analizados, no permite establecer diferencias estadísticamente significativas, ya que en todos los casos existe un traslape de los valores localizados entre el primer y tercer cuartil de los conjuntos de datos. Por lo tanto, desde el punto de vista descriptivo, solo se pudo lograr establecer tendencias debido al efecto del fuego y diferencias significativas con un 95% de confianza entre las medianas. Sumado a lo anterior, es importante decir que la incerteza radiométrica de los datos, producida por el efecto del speckle, de acuerdo a los ENL (número equivalente de miradas) calculados (anexo II) y de acuerdo a los intervalos de confianza radiométricos en función de dichos ENL, publicados por Laur et al. (2004), correspondería a errores de 1.5 y 2 dB para un 95% de confianza, según imagen (ver anexo II), valores que superan en muchos casos las diferencia observadas entre distintas configuraciones y condiciones. En la figura N° 33 se puede observar aquellos conjuntos de datos que se encuentra dentro y fuera de los márgenes de esta incerteza radiométrica, solo considerando la mediana de los datos.

Los resultados obtenidos a partir del análisis estadístico de la respuesta del coeficiente retrodispersión en áreas afectadas por el fuego en ambos sectores analizados, presentaron resultados ambiguos, tal como han descrito otros autores (Tanase et al., 2010b). No obstante, tal como se mencionó anteriormente, los dos incendios analizados, si bien poseen características similares en cuanto a la topografía del terreno y de magnitud del incendio, poseen una vegetación (combustible en este caso) muy diferente. Por una parte, el sector El Carrizo está compuesto por vegetación nativa del tipo esclerófila, con distintos estratos y dispuesta de forma heterogénea a lo largo del terreno, mientras que el incendio de Batuco afectó principalmente plantaciones de la especie *Pinus radiata D. Don*, la cual corresponde a una conífera de rápido crecimiento. Estas plantaciones están generalmente dispuestas en hileras equidistantes y alcanzan generalmente densidades 1300 árboles por ha. en su establecimiento, para llegar a densidades de 350-400 árboles por hectárea al final de la rotación.

En términos generales el coeficiente de retrodispersión tuvo una tendencia a disminuir por el efecto del fuego en el sector del incendio forestal el carrizo, mientras que en el sector Batuco el efecto del fuego generó una tendencia de aumento en el coeficiente de retrodispersión al evaluar las condiciones quemadas y no quemadas de una misma cobertura. En otras palabras podríamos decir que en áreas con vegetación nativa del tipo esclerófila afectadas por el fuego, los valores de Sigma 0 (dB.) tienden a disminuir, mientras que en plantaciones forestales de la especie *Pinus radiata D. Don* los valores tienden al aumento, sin embargo en este sector dicho aumento ocurrió principalmente en las bandas co-polarizadas, ya que en bandas de polarización cruzada se encontraron las dos situaciones (aumento y disminución). Otros autores han relacionado la disminución de los valores de sigma 0 (dB.) por efecto del fuego, con la reducción de la retrodispersión del volumen a causa de la pérdida de biomasa, mientras que el aumento de los valores se han relacionado con una mayor exposición del suelo y por ende un mayor aporte de retrodispersión de suelo, en función de su humedad y rugosidad (Tanase et al., 2010a; Tanase et al., 2010b; Gimeno et al., 2004a).

Las diferentes polarizaciones evaluadas también poseen tendencias opuestas en ambos sectores. En el incendio El Carrizo, las polarizaciones cruzadas (VH y HV), mostraron mayores variaciones entre los valores de las condiciones quemada y no quemada, en cambio en Batuco las bandas co-polarizadas (HH y VV), fueron las que presentaron mayores diferencias, particularmente HH, en este sentido Huang et al. (2009) afirma que esta polarización es más sensible a la retrodispersión suelo-tronco, mientras que VV sería más sensible a la retrodispersión de volumen (solo con respecto a HH). Esto puede explicar la sensibilidad de HH al efecto del fuego en el sector de batuco, ya que el incremento de los

valores de sigma cero se puede deber a una mayor exposición del suelo debido al efecto del fuego y por ende un aumento de la retrodispersión suelo-tronco. Por otro lado en el sector Batuco las bandas co-polarizadas mostraron aumento de los valores de sigma 0 en todas las clases, mientras que las en polarizaciones cruzadas en este mismo sector, el aumento se produjo principalmente en plantaciones con rangos etarios de 12-17 años y mayores de 17 años (figura N° 33).

Los valores mínimos y máximos de las medianas en condición quemada de ambos sectores fueron -29.42 y -10.77 dB. respectivamente, mientras que para la condición no quemada, estos mismos valores fueron -26.60 y -12.56 dB. (Cuadro N° 17). Tanase et al. (2010b) en su estudio de áreas quemadas utilizando datos del sensor TerraSAR-X, muestra valores que van aproximadamente desde los -4 a los -19 dB. para polarizaciones HH y HV, sin embargo, ellos utilizan gamma cero como unidad de medida del coeficiente de retrodispersión, esta última, a diferencia de Sigma cero posee una normalización topográfica con el objetivo de compensar la variación del ángulo de incidencia local y el área real del píxel.

Cuadro N° 17: Mediana de los valores de sigma 0 (dB) para cada una de las configuraciones de adquisición y clases, en los dos sectores estudiados. (NQ = Condición No Quemada, Q = Condición Quemada).

		Batuco						El Carrizo					
		Ángulo de incidencia						Ángulo de incidencia					
		18.8°		39.6°		39.6°		28.8°		47.0°		37.9°	
		Polarización		Polarización		Polarización		Polarización		Polarización		Polarización	
		HH	HV	HH	HV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	HH	HV
<b>BNDalta</b>	NQ							-19.5	-12.7	-21.6	-14.8	-14.1	-21.3
	Q							-22.9	-12.7	-26.0	-15.6	-14.4	-25.1
<b>BNDmedia</b>	NQ							-20.3	-13.2	-22.6	-15.0	-14.2	-21.9
	Q							-20.6	-10.8	-24.5	-15.0	-13.7	-23.5
<b>MatArbDalta</b>	NQ	-13.0	-20.9	-16.3	-24.2	-23.3	-16.0	-21.0	-13.4	-23.7	-16.0	-14.9	-22.8
	Q	-12.1	-21.8	-15.1	-25.1	-24.3	-15.4	-23.6	-13.6	-26.8	-17.2	-15.5	-26.0
<b>MatArbDmedia</b>	NQ	-12.6	-22.9	-17.3	-26.6	-26.2	-17.9	-23.4	-14.7	-26.3	-18.0	-16.5	-25.4
	Q	-11.9	-22.8	-16.7	-27.9	-26.9	-16.9	-25.4	-15.3	-29.4	-19.1	-16.8	-27.7
<b>Rad0a3</b>	NQ	-13.0	-22.6	-16.7	-26.2	-25.7	-17.2						
	Q	-11.9	-23.7	-15.8	-27.0	-26.4	-16.0						
<b>Rad12a17</b>	NQ	-14.9	-22.4	-18.4	-25.2	-24.9	-18.7						
	Q	-12.5	-21.7	-15.0	-24.3	-24.8	-16.3						
<b>Rad4a11</b>	NQ	-14.8	-23.1	-17.8	-25.3	-24.8	-18.2						
	Q	-12.5	-22.3	-15.2	-25.3	-24.8	-15.9						
<b>RadMas17</b>	NQ	-14.0	-21.2	-17.5	-24.5	-23.4	-17.4						
	Q	-12.0	-20.5	-14.2	-22.9	-24.4	-16.0						

El efecto del fuego en ambos sectores se tradujo en diferencias de medianas de hasta 4.38 dB., sin embargo, como se mencionó anteriormente se observaron situaciones en donde los valores aumentaron y otras en que los valores de sigma 0 disminuyeron debido al efecto del fuego. En el primer caso, las diferencias fueron 3.46 dB., los que corresponden a la clase de plantaciones de *Pinus radiata D.Don* de 12 a 17 años (Sector Batuco) y en la segunda llegaron a los -4.38 dB. correspondientes a la clase bosque nativo esclerófilo de alta densidad (Sector El Carrizo) (Figura N° 33).



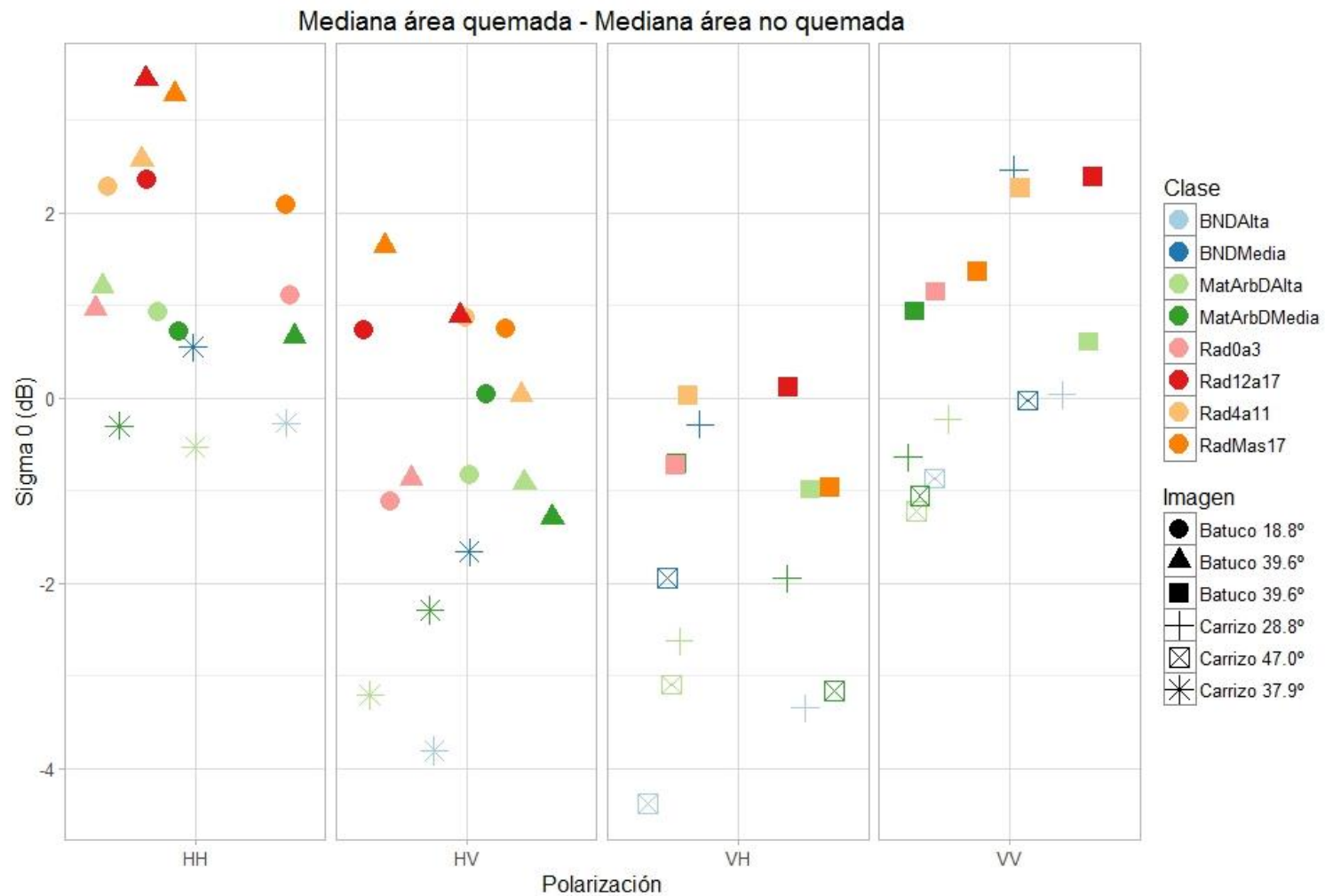


Figura N° 33: Diferencia de medianas (área quemada - área no quemada) para cada una de las configuraciones de adquisición y clases, en los dos sectores estudiados.

De acuerdo al análisis de las medianas, en cuanto a la sensibilidad de la banda X al efecto del fuego en relación con la variación del ángulo de incidencia de cada imagen, se observó un aumento de la diferencia entre los valores pre y post fuego con el aumento del ángulo de incidencia. Ejemplo de aquello se expone en la clase plantaciones de *Pinus radiata D.Don* de 12 a 17 años de edad, la cual en la imagen con 39.6° de ángulo de incidencia y polarización HH, presentó mayor diferencia que en la imagen con 28.8° y misma polarización, lo mismo ocurrió con las clase plantaciones mayores a 17 años (Figura N° 33). El mismo efecto se pudo visualizar en la mayoría de las clases del sector El Carrizo, donde la diferencia pre y post fuego, fue mayor para la imagen con 47.0° de ángulo de incidencia (Figura N° 33).

En cuanto a la distribución estadística de los datos en intensidad (Sigma 0) de las imágenes SAR de banda X analizadas, el test de Kolmogorov-Smirnov no rechazó el supuesto de que los datos analizados respondían a una distribución estadística Gamma con parámetros shape y rate en ambos sectores, sin embargo, solo existió evidencia estadística para rechazar algunos casos donde  $H_0$  asumía una distribución Normal con un nivel de significancia de 5%, mientras que para las distribuciones Exponencial y Weibull, los p-valores estuvieron sobre el nivel de significancia en la mayoría de los casos (Figuras N° 19 y 27). Esto último revela la necesidad de probar otras pruebas estadísticas de contraste de hipótesis, ya que Kolmogorov-Smirnov resultó ser un estadístico poco estricto en este estudio.

La aproximación gráfica de las distribuciones mostró características distintas en los histogramas de las bandas co-polarizadas con respecto a las polarizaciones cruzadas, en el primer caso se observaron histogramas más planos con colas más alargadas, mientras que en las cruzadas los histogramas fueron más angostos, con una forma visualmente similar a una distribución exponencial. Este análisis también expuso la sensibilidad de las imágenes en banda X al efecto del fuego, en los dos sectores analizados se observó que las distribuciones de los datos posterior al fuego mostraron histogramas planos respecto a la situación previa al incendio. Por otro lado el sesgo positivo (colas más alargadas hacia la derecha) fue una constante en todos los histogramas analizados. Además, los histogramas de los datos fueron coherentes con los resultados obtenidos en el análisis descriptivo, ya que en el sector El Carrizo el cambio de los histogramas es más evidente en las polarizaciones cruzadas, mientras que en el sector Batuco, fueron las bandas co-polarizadas las que tuvieron mayor cambio en su forma. Por otro lado en ambos sectores se observa que la forma de los histogramas en las bandas co-polarizadas son visualmente más cercanos a una distribución Gamma, en cambio, en polarizaciones cruzadas existieron algunos casos en donde vemos histogramas cuya forma se asemejó a una distribución Exponencial (Figuras N° 20, 21, 22, 28, 29, 30).

Los índices de distancias estocásticas analizados presentaron variaciones muy leves en ambos casos, según Caseti et al. (2013) esto se debe a que las fórmulas de las distancias de Battacharya y Hellinger (formula N° 12) responden al mismo mínimo, no obstante, también comentan que Hellinger posee menor costo computacional. Los resultados obtenidos mediante esta técnica en general muestran coherencia con los anteriores análisis, es decir, en el sector El Carrizo se observan mayores distancias en las polarizaciones cruzadas, mientras que en Batuco lo hacen las co-polarizadas, sin embargo, existen diferencias al analizar los valores máximos de ambos análisis. Por ejemplo, para el sector Batuco, con el análisis de diferencias de medianas (quemada – no quemada), la clase que registró la mayor diferencia fue plantaciones de *Pinus radiata D.Don* de 12 a 17 años, mientras que de acuerdo a la distancia de Hellinger fue la clase plantaciones de *Pinus radiata D.Don* de más de 17 años, sin embargo en ambos análisis ocurrió con polarización HH y 39.6° de ángulo de incidencia. En el sector El Carrizo la diferencia de mediana que presentó mayor valor fue la clase bosque nativo

esclerófilo de densidad alta, en cambio de acuerdo a la distancia de Hellinger fue la clase matorrales y arbustos esclerófilos de densidad alta, no obstante, en ambos casos aconteció con polarización VH y  $47^\circ$  de ángulo de incidencia.

En el análisis de distancias estocásticas aparecen las clases bosque nativo esclerófilo de densidad alta y bosque nativo esclerófilo de densidad media con altos valores de acuerdo al índice de Hellinger para la polarización VV y  $28.8^\circ$  de ángulo de incidencia, situación que se convierte en la diferencia más notable entre el análisis estadístico descriptivo y el análisis de distancias estocásticas.

El uso de datos ópticos de libre disposición Landsat 8 permitió estimar las superficies quemadas y caracterizar la situación previa en los dos incendios forestales evaluados, obteniendo buenos indicadores de exactitud. En la metodología empleada, el análisis de separabilidad fue importante para analizar la capacidad de discriminación de los datos utilizados en relación a las clases temáticas propuestas y para verificar que la incorporación de bandas adicionales al proceso de clasificación supervisada aumentara los índices de Jeffries-Matusita de cada par de clases.

El procesamiento de las imágenes SAR, permitió obtener imágenes calibradas con un sentido físico (coeficiente de retrodispersión), corregir distorsiones geométricas inherentes a los sistemas de apertura sintética y suavizar el efecto del ruido speckle. El corrección de las imágenes SAR fue proceso clave en este tipo de análisis donde se utilizan diversas escenas y diferentes sensores con diferentes resoluciones espaciales (COSMO SkyMed y Landsat 8). La metodología utilizada en este estudio para el corrección de las imágenes permitió ajustar espacialmente todas las imágenes, sin embargo, para futuros estudios se requiere profundizar en el uso o generación de algoritmos automáticos para este proceso.

La incerteza radiométrica de los datos (1.5 y 2 dB para un 95% de confianza, según la imagen), fue superior en muchos casos a la diferencia existente entre conjuntos de datos, por lo tanto, El análisis descriptivo de los datos no permitió establecer diferencias estadísticamente significativas entre los grupos de datos analizados en relación a la sensibilidad de las imágenes SAR en banda X al efecto del fuego en distintas coberturas, sino más bien leves tendencias, no obstante, el análisis de las medianas si permitió establecer diferencias significativas y superiores al umbral de incerteza radiométrica, dicha sensibilidad se tradujo en cambio de hasta 4.38 dB. de diferencia entre sectores quemados y no quemados de una misma cobertura.

La respuesta del coeficiente de retrodispersión con datos COSMO SkyMed de banda X, y polarización dual, con diferentes configuraciones de los parámetros de adquisición en áreas quemadas, fueron evaluados en el presente estudio. Los resultados del análisis estadístico de la respuesta del coeficiente de retrodispersión presentaron características opuestas en los dos incendios evaluados, por una parte en el incendio forestal El Carrizo, donde la principal vegetación afectada correspondió a bosques y matorrales nativos del tipo esclerófilo, los valores de Sigma 0, tendieron a disminuir debido al efecto del fuego, mientras que en incendio forestal Batuco, donde se quemaron principalmente plantaciones forestales de *Pinus radiata D.Don* de diferentes rango etarios, hubo una tendencia a incrementar los valores de sigma 0. Por otro lado, en el incendio El Carrizo, las polarizaciones cruzadas (VH y HV), principalmente sensibles a la retrodispersión de volumen, fueron más útiles para visualizar el efecto del fuego, en cambio en el incendio Batuco, las bandas co-polarizadas (HH y VV) y particularmente la HH fueron más sensibles al efecto del fuego, lo cual puede ser explicado con el aumento de la exposición del suelo y por ende el aumento de la retrodispersión suelo-tronco y a la particular sensibilidad de esta polarización a este mecanismo de retrodispersión.

En plantaciones forestales, la polarización HH fue la más sensible al efecto del fuego y se observó una relación entre el rango etario de las plantaciones y el cambio de la respuesta del coeficiente de retrodispersión, siendo aquellas más cercanas a la edad de cosecha las que presentaron mayores diferencias debido al efecto del fuego. Por otro lado, en la vegetación nativa esclerófila analizada las bandas de polarización cruzada, en particular VH fue más sensibles al cambio ocasionado por el fuego, acá la relación se vio reflejada en la densidad de la vegetación, es decir, las clases de vegetación más densas presentaron mayores cambios debido al efecto del fuego.

En efecto del ángulo de incidencia no presentó tendencias tan claras como las polarizaciones. A pesar de ello se pudo observar una leve tendencia, donde ángulos de incidencia más altos se mostraron más útiles para monitorear el efecto del fuego, sin embargo, también hubieron algunos casos específicos en donde ángulos más pequeños mostraron mayor sensibilidad, específicamente en vegetación nativa esclerófila y con polarización VV.

La distribución estadística de los datos fue analizada y el supuesto de que los datos seguían una distribución Gamma con parámetros shape y rate no fue rechazada, sin embargo, el test de Kolmogorov-Smirnov no permitió obtener suficiente evidencia estadística para rechazar los supuestos en donde  $H_0$  asumía distribución Weibull y Exponencial, si lo hizo algunos casos para  $H_0$  con distribución normal.

Mediante la aproximación gráfica de las distribuciones estadísticas de los datos se logró observar un buen ajuste entre los datos analizados y la distribución gamma en la mayoría de los casos con polarizaciones HH y VV, mientras que en HV y VH se observaron casos en donde la distribución exponencial parece tener un mejor ajuste. Por otro lado el sesgo positivo, es decir, histogramas con colas más largas hacia la derecha, fue una constante en todos los casos analizados. Los histogramas también permitieron observar la sensibilidad descrita en el análisis descriptivo, es decir, las clases que presentaron mayor diferencia en dB. fueron aquellas que mostraron histogramas con mayores cambios al pasar de una condición no quemada a quemada. Con el efecto del fuego se obtuvieron histogramas más simétricos en polarizaciones HH y VV, mientras que en polarizaciones HV y VH se obtuvieron histogramas con un desplazamiento de las máximas densidades hacia la izquierda, aumentado el sesgo positivo.

El análisis de distancias estocásticas expuso la misma tendencia que el análisis estadístico descriptivo, sin embargo, las clases que presentaron los mayores índices, poseen algunas diferencias entre ambos análisis. El uso de distancias estocásticas se presenta como una técnica robusta para identificar el cambio entre las distribuciones de una cobertura determinada debido al efecto del fuego.

- Amancio, D. R., Comin, C. H., Casanova, D., Travieso, G., Bruno, O. M., Rodrigues, F. A., & da Fontoura Costa, L. (2014). A systematic comparison of supervised classifiers. *PloS one*, 9(4), e94137.
- Armesto, J. J., & Martínez, J. A. (1978). Relations between vegetation structure and slope aspect in the mediterranean region of Chile. *The Journal of Ecology*, 881-889
- Araya, S., & Ávila, G. (1981). Rebrote de arbustos afectados por el fuego en el matorral chileno. In *Anales del Museo de Historia Natural de Valparaíso* (Vol. 14, pp. 107-113).
- Aplin, P. (2004). Remote sensing: land cover. *Progress in Physical Geography*, 28(2), 283-293.
- Ávila, G., Aljaro, M. E., & Silva, B. (1981). Observaciones en el estrato herbáceo del matorral después del fuego. In *Anales del Museo de Historia Natural de Valparaíso (Chile)* (Vol. 14, pp. 99-105).
- Bernhard, E., Stein, E., Twele, A., & Gähler, M. (2011, September). Synergistic Use of Optical and Radar Data for Rapid Mapping of Forest Fires in the European Mediterranean. In *Proceedings of ISPRS Workshop*.
- Blanco, P. D., Metternicht, G. I., & Del Valle, H. F. (2009). Improving the discrimination of vegetation and landform patterns in sandy rangelands: a synergistic approach. *International Journal of Remote Sensing*, 30(10), 2579-2605.
- Bourgeau-Chavez, L. L., Kasischke, E. S., French, N. H. F., Szeto, L. H., & Kherkher, C. M. (1994, August). Using ERS-1 SAR imagery to monitor variations in burn severity in an Alaskan fire-disturbed boreal forest ecosystem. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1994. IGARSS'94. Surface and Atmospheric Remote Sensing: Technologies, Data Analysis and Interpretation.*, International (Vol. 1, pp. 243-245). IEEE.
- Bourgeau-Chavez, L. L., Kasischke, E. S., Brunzell, S., Mudd, J. P., & Tukman, M. (2002). Mapping fire scars in global boreal forests using imaging radar data. *International Journal of Remote Sensing*, 23(20), 4211-4234.
- Brown, L. G. (1992). A survey of image registration techniques. *ACM computing surveys (CSUR)*, 24(4), 325-376.
- J. Cassetti, J. Gambini, A. Frery - "Estimación de parámetros utilizando distancias estocásticas para datos con ruido speckle" - Anales de la 42 JAIIO - ISSN 1850 - 2776 - Córdoba, Argentina - 2013.
- Castillo, M., Julio, G., & Garfias, R. (2014). Current status of risk and prognosis of forest fires in Chile. Progress and future challenges. In D. Paton (Ed.), *Wildfire Hazards, Risks and Disasters* (pp. 59-75). Amsterdam, Elsevier.

- Castillo, M., Garfias, R., Julio, G. & Correa, L (2013). Incendios Forestales en Chile. Análisis general de riesgos. Capítulo de Libro 'Riscos: Universidade de Coimbra. Portugal.
- Castillo, M. S., Garfias, R. S., Julio, G. A., & González, L. R. (2012). Análisis de grandes incendios forestales en la vegetación nativa de Chile. *Interciencia*, 37(11), 796.
- Conover, W. J. (1971). One-sample" Kolmogorov" test/Two-sample" Smirnov" test. *Practical nonparametric statistics*, 295-301.
- Chukhlantsev, A. A. (2006). *Microwave radiometry of vegetation canopies* (Vol. 24). Springer Science & Business Media.
- Chuvieco, E., & Congalton, R. G. (1988). Mapping and inventory of forest fires from digital processing of TM data. *Geocarto International*, 3(4), 41-53.
- Chuvieco, E., Martin, M. P., & Palacios, A. (2002). Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *International Journal of Remote Sensing*, 23(23), 5103-5110.
- Chuvieco, E. (2006). Teledetección ambiental. *Ariel Ciencia*, 586.
- Curlander, J. C., & McDonough, R. N. (1991). *Synthetic aperture radar* (p. 396). John Wiley & Sons.
- CONAF (Corporación Nacional Forestal, CL). 2015. Incendios forestales. Consultado 30 dic. de 2015. Disponible en <http://www.conaf.cl/incendios-forestales/>
- CONAF (Corporación Nacional Forestal, CL). 2016. Incendios forestales. Consultado 06 ene. de 2016. Disponible en <http://www.conaf.cl/incendios-forestales/incendios-forestales-en-chile/estadisticas-historicas/>
- De Santis, A., & Chuvieco, E. (2009). GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 113(3), 554-562.
- De Santis, A., & Chuvieco, E. (2007). Burn severity estimation from remotely sensed data: Performance of simulation versus empirical models. *Remote Sensing of Environment*, 108(4), 422-435.
- Dutra, L. V. (1999). Feature extraction and selection for ERS-1/2 InSAR classification. *International Journal of Remote Sensing*, 20(5), 993-1016.
- Engdahl, M., Minchella, A., Marinkovic, P., Veci, L., & Lu, J. (2012, July). Nest: An esa open source toolbox for scientific exploitation of sar data. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2012 IEEE International* (pp. 5322-5324). IEEE.
- El-Rayes, M.A., Ulaby, F.T., 1987. Microwave dielectric spectrum of vegetation – Part I: Experimental observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* GE-25, 541–549.

- Escuin, S., Navarro, R., & Fernandez, P. (2008). Fire severity assessment by using NBR (Normalized Burn Ratio) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from LANDSAT TM/ETM images. *International Journal of Remote Sensing*, 29(4), 1053-1073.
- Feng, J., Cao, Z., & Pi, Y. (2012). Variational SAR image segmentation based on the G0 model and an augmented Lagrangian method. *Progress In Electromagnetics Research B*, 39, 373-392.
- Fernández, I., Morales, N., Olivares, L., Salvatierra, J., Gómez, M., & Montenegro, G. (2010). *Restauración ecológica para ecosistemas nativos afectados por incendios forestales*. Facultad de Agronomía e Ingeniería Forestal, Dirección de Investigación y Postgrado, Dirección de Extensión.
- Figueroa, R., Suarez, M. L., Andreu, A., Ruiz, V. H., & Vidal-Abarca, M. R. (2009). Caracterización ecológica de humedales de la zona semiárida en Chile Central. *Gayana (Concepción)*, 73(1), 76-94.
- Figueroa, J. A., Teillier, S., & Castro, S. A. (2011). Diversity patterns and composition of native and exotic floras in central Chile. *Acta Oecologica*, 37(2), 103-109.
- French, N. H., Bourgeau-Chavez, L. L., Wang, Y., & Kasischke, E. S. (1999). Initial observations of Radarsat imagery at fire-disturbed sites in interior Alaska. *Remote Sensing of Environment*, 68(1), 89-94.
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1), 185-201.
- Foody, G. M. (2005). Local characterization of thematic classification accuracy through spatially constrained confusion matrices. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6), 1217-1228.
- Gagnon, L., & Jouan, A. (1997, October). Speckle filtering of SAR images: a comparative study between complex-wavelet-based and standard filters. In *Optical Science, Engineering and Instrumentation '97* (pp. 80-91). International Society for Optics and Photonics.
- GARCÍA, R. A., PAUCHARD, A., CAVIERES, L. A., PEÑA, E., & RODRÍGUEZ, M. F. (2010). El fuego favorece la invasión de *Teline monspessulana* (Fabaceae) al aumentar su germinación. *Revista chilena de historia natural*, 83(3), 443-452.
- García-Chevesich, P., Pizarro, R., Stropki, C. L., Ramírez de Arellano, P., Ffolliott, P. F., DeBano, L. F., ... & Slack, D. C. (2010). Formation of post-fire water-repellent layers in Monterrey pine (*Pinus radiata* D. Don) plantations in south-central Chile. *Journal of soil science and plant nutrition*, 10(4), 399-406.
- Garreaud, R. (2011). Cambio Climático: Bases físicas e impactos en Chile. *Revista Tierra Adentro-INIA*, 93, 13-19.
- Gao, G., Shi, G., Zou, H., & Zhou, S. (2013). Characterizing the statistical properties of SAR clutter by using an empirical distribution. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2013.



- Giglio, L., Randerson, J. T., & Werf, G. R. (2013). Analysis of daily, monthly, and annual burned area using the fourth-generation global fire emissions database (GFED4). *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 118(1), 317-328.
- Gimeno, M., & San-Miguel-Ayanz, J. (2004a). Evaluation of RADARSAT-1 data for identification of burnt areas in Southern Europe. *Remote sensing of environment*, 92(3), 370-375.
- Gimeno, M., San-Miguel-Ayanz, J., & Schmuck, G. (2004b). Identification of burnt areas in Mediterranean forest environments from ERS-2 SAR time series. *International Journal of Remote Sensing*, 25(22), 4873-4888.
- Gobierno de Chile. 2011. Plan referencial para la gestión de protección civil frente al riesgo de incendios forestales. Extraído el 06 de ene de 2016 desde [http://www.gobernacionmelipilla.gov.cl/media/2015/04/planemergencia\\_conaf.pdf](http://www.gobernacionmelipilla.gov.cl/media/2015/04/planemergencia_conaf.pdf)
- Goodman, J. W. (1976). Some fundamental properties of speckle. *JOSA*, 66(11), 1145-1150.
- González, M. E., Lara, A., Urrutia, R., & Bosnich, J. (2011). Cambio climático y su impacto potencial en la ocurrencia de incendios forestales en la zona centro-sur de Chile (33°-42° S). *Bosque (Valdivia)*, 32(3), 215-219.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), 610-621.
- Henderson, F. M., & Lewis, A. J. (1998). *Principles and applications of imaging radar. Manual of remote sensing, volume 2*. John Wiley and sons.
- Huang, S., & Siegert, F. (2004). ENVISAT multisensor data for fire monitoring and impact assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20), 4411-4416.
- Huang, S., & Siegert, F. (2006). Backscatter change on fire scars in Siberian boreal forests in ENVISAT ASAR wide-swath images. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, 3(1), 154-158.
- Huang, S., Crabtree, R. L., Potter, C., & Gross, P. (2009). Estimating the quantity and quality of coarse woody debris in Yellowstone post-fire forest ecosystem from fusion of SAR and optical data. *Remote Sensing of Environment*, 113(9), 1926-1938.
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295-309.
- Inzunza, J. C. (2009). Relación entre el viento Puelche y la ocurrencia de incendios forestales en la Región del Bío Bío, Chile. *Ingeniería y Ciencia-ing. cienc.*, 5(10), 33-48.
- Junior, M. D. A. S. (2005). *Segmentação multi-níveis e multi-modelos para imagens de radar e ópticas* (Doctoral dissertation, Thesis (Doctorate in Applied Computing), National Institute for Space Research, São José dos Campos, Brazil,(INPE-14466-TDI/1147)).
- Kasischke, E. S., Bourgeau-Chavez, L. L., & French, N. H. (1994). Observations of variations in ERS-1 SAR image intensity associated with forest fires in Alaska. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(1), 206-210.

- Kasischke, E. S., Melack, J. M., & Craig Dobson, M. (1997). The use of imaging radars for ecological applications—a review. *Remote Sensing of Environment*, 59(2), 141-156.
- Key, C. H., & Benson, N. C. (2005). Landscape assessment: remote sensing of severity, the normalized burn ratio and ground measure of severity, the composite burn index. *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system Ogden, Utah: USDA Forest Service, Rocky Mountain Res. Station*.
- Koutsias, N., Karteris, M., & Chuvico, E. (2000). The use of intensity-hue-saturation transformation of Landsat-5 Thematic Mapper data for burned land mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(7), 829-840.
- Lanfri S. (2011). Desarrollo de una metodología para la detección de cuerpos de agua mediante el análisis de imágenes SAR COSMO SkyMed y de DEMs.
- Lanfri, S., Palacio, G., Lanfri, M., Scavuzzo, M., & Frery, A. C. (2013). Information content in COSMO-SkyMed data. In *IGARSS* (pp. 2313-2316).
- Laur, H., Bally, P., Meadows, P., Sanchez, J., Schaettler, B., Lopinto, E., & Esteban, D. (2004). ERS SAR calibration. Derivation of the backscattering coefficient in ESA ERS SAR PRI products. ESA/ESRIN ES-TN-RS-PM-HL09, 2.
- Lee, J. S. (1981). Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *Computer graphics and image processing*, 17(1), 24-32.
- Lentile, L. B., Holden, Z. A., Smith, A. M., Falkowski, M. J., Hudak, A. T., Morgan, P., ... & Benson, N. C. (2006). Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland Fire*, 15(3), 319-345.
- Liesenberg, V., & Gloaguen, R. (2013). Evaluating SAR polarization modes at L-band for forest classification purposes in Eastern Amazon, Brazil. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, 122-135.
- Lusch, D. P. (1999). Introduction to microwave remote sensing. *Center for Remote Sensing and Geographic Information Science Michigan State University*.
- Mari, N., Laneve, G., Cadau, E., & Porcasi, X. (2012). Fire Damage Assessment in Sardinia: the use of ALOS/PALSAR data for post fire effects management. *European Journal of Remote Sensing*, 45(2).
- Martín, M. P. (1998). Cartografía e inventario de incendios forestales en la Península Ibérica a partir de imágenes NOAA-AVHRR. *Departamento de Geografía. Alcalá de Henares, Universidad de Alcalá*.
- Martín, M. P., Gómez, I., & Chuvieco, E. (2005, June). Performance of a burned-area index (BAIM) for mapping Mediterranean burned scars from MODIS data. In *Proceedings of the 5th International Workshop on Remote Sensing and GIS Applications to forest fire management: fire effects assessment* (pp. 193-198). Paris, Universidad de Zaragoza, GOFD GOLD, EARSeL.

- McDonald, A. J., Bennett, J. C., Cookmartin, G., Crossley, S., Morrison, K., & Quegan, S. (2000). The effect of leaf geometry on the microwave backscatter from leaves. *International Journal of Remote Sensing*, 21(2), 395-400.
- Meenakshi, A. V., & Punitham, V. (2011). Performance of Speckle Noise Reduction Filters on Active Radar and SAR Images. *Gopalax-International Journal of Technology And Engineering System (IJTES)*, Vol2. No1, 112-114.
- Menges, C. H., Bartolo, R. E., Bell, D., & Hill, G. E. (2004). The effect of savanna fires on SAR backscatter in northern Australia. *International Journal of Remote Sensing*, 25(22), 4857-4871.
- Miao, X., Patil, R., Heaton, J. S., & Tracy, R. C. (2011). Detection and classification of invasive saltcedar through high spatial resolution airborne hyperspectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 32(8), 2131-2150.
- MINAGRI (Ministerio de Agricultura, CL). 2008. Ley nº 20.283 sobre recuperación del bosque nativo y fomento forestal. Gobierno de Chile. Consultado 05 ene. 2016. Disponible en <http://www.leychile.cl/Navegar?idNorma=274894&buscar=ley+bosque+nativo>.
- MONTENEGRO G., GINOCCHIO R., SEGURA A., KEELY J. & GÓMEZ M. 2004. Fire regimes and vegetation responses in two Mediterranean-climate regions. *Revista Chilena de Historia Natural*. 77; 455-464.
- Moreira, A. (1991). Improved multilook techniques applied to SAR and SCANSAR imagery. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 29(4), 529-534.
- Myers, R. L. (2006). *Living with fire: sustaining ecosystems & livelihoods through integrated fire management*. Nature Conservancy, Global Fire Initiative.
- Nascimento, A. D., Cintra, R. J., & Frery, A. C. (2010). Hypothesis testing in speckled data with stochastic distances. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(1), 373-385.
- Oliver, C., & Quegan, S. *Understanding synthetic aperture radar images*. 1998. Artech House, Boston.
- Palmann, C., Mavromatis, S., & Sequeira, J. (2008). SAR image registration using a new approach based on the generalized hough transform. *ISPRS 2008-Beijing (Chine)*.
- Polychronaki, A., Gitas, I. Z., Veraverbeke, S., & Debien, A. (2013). Evaluation of ALOS PALSAR Imagery for Burned Area Mapping in Greece Using Object-Based Classification. *Remote Sensing*, 5(11), 5680-5701.
- Price, K. P., Guo, X., & Stiles, J. M. (2002). Optimal Landsat TM band combinations and vegetation indices for discrimination of six grassland types in eastern Kansas. *International Journal of Remote Sensing*, 23(23), 5031-5042.
- Quintanilla Pérez, V., & Castro Ríos, R. (1998). Seguimiento de las cubiertas vegetales post-incendios forestales en la zona mediterránea costera de Chile.

- Quintanilla, V. (2000). Influencia del fuego en el desequilibrio ecológico de la vegetación en la zona mediterránea de Chile: casos de estudio. *Investigaciones Geográficas*, (34), Pág-3.
- Quintano, C., Fernández-Manso, A., Stein, A., & Bijker, W. (2011). Estimation of area burned by forest fires in Mediterranean countries: A remote sensing data mining perspective. *Forest Ecology and Management*, 262(8), 1597-1607.
- Roy, D. P., Boschetti, L., Justice, C. O., & Ju, J. (2008). The collection 5 MODIS burned area product—Global evaluation by comparison with the MODIS active fire product. *Remote Sensing of Environment*, 112(9), 3690-3707.
- Sabadin, P., Gómez, M., Ginocchio, R., Peña, I., Mujica, A. M., & Montenegro, G. (2015). Effect of fire on herbaceous “matorral” vegetation of Central Chile. *Ciencia e Investigación Agraria*, 42(3), 415-425.
- Salicrú, M., Morales, D., Menéndez, M. L., & Pardo, L. (1994). On the applications of divergence type measures in testing statistical hypotheses. *Journal of Multivariate Analysis*, 51(2), 372-391.
- Schulz, J. J., Cayuela, L., Rey-Benayas, J. M., & Schröder, B. (2011). Factors influencing vegetation cover change in Mediterranean Central Chile (1975–2008). *Applied Vegetation Science*, 14(4), 571-582.
- Schulz, J. J., Cayuela, L., Echeverria, C., Salas, J., & Rey Benayas, J. M. (2010). Monitoring land cover change of the dryland forest landscape of Central Chile (1975–2008). *Applied Geography*, 30(3), 436-447.
- Siegert, F., & Ruecker, G. (2000). Use of multitemporal ERS-2 SAR images for identification of burned scars in south-east Asian tropical rainforest. *International Journal of Remote Sensing*, 21(4), 831-837.
- Small, D., & Schubert, A. (2008). Guide to ASAR geocoding. *Issue*, 1(19.03), 2008.
- Smith, A. M., Wooster, M. J., Drake, N. A., Dipotso, F. M., Falkowski, M. J., & Hudak, A. T. (2005). Testing the potential of multi-spectral remote sensing for retrospectively estimating fire severity in African Savannas. *Remote Sensing of Environment*, 97(1), 92-115.
- Stroppiana, D., Azar, R., Calò, F., Pepe, A., Imperatore, P., Boschetti, M., ... & Lanari, R. (2015). Integration of optical and SAR data for burned area mapping in Mediterranean Regions. *Remote Sensing*, 7(2), 1320-1345.
- Tanase, M., Santoro, M., de la Riva, J., Kasischke, E., & Korets, M. A. (2010a). L-band SAR backscatter prospects for burn severity estimation in boreal forests. In *Proc. ESA Living Planet Symp.*
- Tanase, M. A., Santoro, M., de La Riva, J., Pérez-Cabello, F., & Le Toan, T. (2010b). Sensitivity of X-, C-, and L-band SAR backscatter to burn severity in Mediterranean pine forests. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(10), 3663-3675.

- Tanase, M. A., Pérez-Cabello, F., De La Riva, J., & Santoro, M. (2010c). TerraSAR-X data for burn severity evaluation in Mediterranean forests on sloped terrain. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(2), 917-929.
- Tanase, M., de la Riva, J., Santoro, M., Pérez-Cabello, F., & Kasischke, E. (2011). Sensitivity of SAR data to post-fire forest regrowth in Mediterranean and boreal forests. *Remote Sensing of Environment*, 115(8), 2075-2085.
- Tanase, M. A., Santoro, M., Aponte, C., & de la Riva, J. (2014). Polarimetric Properties of Burned Forest Areas at C-and L-Band. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, 7(1), 267-276.
- A. N. Tassetti, E.N. Malinverni, and M. Hahn, "Texture analysis to improve supervised classification in IKONOS imagery", ISPRS TC VII Symposium – 100 Years ISPRS, Vienna, Austria, 5-7 July, 2010, IAPRS, Vol. XXXVIII, Part 7A, pp. 245-250
- Torres, L., Cavalcante, T., & Frery, A. C. (2012). Speckle reduction using stochastic distances. In *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications* (pp. 632-639). Springer Berlin Heidelberg.
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, 8(2), 127-150.
- Oliva, P., & Verdú, F. (2008). Revisión de la utilización de distintos índices espectrales y técnicas para la cartografía de área quemada en imágenes MODIS. *Espacio, tiempo y forma. Serie VI, Geografía*, (1), 129-140.
- Peña, E., Valenzuela, L., & González-Cabán, A. (2008, January). Incremento de los incendios forestales en bosques naturales y plantaciones forestales en Chile. In *Memorias del segundo simposio internacional sobre políticas, planificación y economía de los programas de protección contra incendios forestales: Una visión global* (pp. 595-612). Albany^ eCalifornia: Departamento de Agricultura de los EE. UU., Servicio Forestal, Estación de Investigación del Pacífico Suroeste.
- Pereira, J. M. C., Chuvieco, E., Beaudoin, A., & Desbois, N. (1997). Remote sensing of burned areas: a review. *A review of remote sensing methods for the study of large wildland fires. Alcalá de Henares*, 127-183.
- Pleniou, M., & Koutsias, N. (2013). Sensitivity of spectral reflectance values to different burn and vegetation ratios: A multi-scale approach applied in a fire affected area. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 79, 199-210.
- Pulliaainen, J. T., Heiska, K., Hyyppä, J., & Hallikainen, M. T. (1994). Backscattering properties of boreal forests at the C-and X-bands. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 32(5), 1041-1050.
- Yonezawa, C. (2007). Maximum likelihood classification combined with spectral angle mapper algorithm for high resolution satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 28(16), 3729-3737.

- Waring, R. H., Way, J., Hunt, E. R., Morrissey, L., Ranson, K. J., Weishampel, J. F., ... & Franklin, S. E. (1995). Imaging radar for ecosystem studies. *BioScience*, 715-723.
- Wessel, B., Huber, M., & Roth, A. (2007). Registration of near real-time SAR images by image-to-image matching. *Proc. of Photogrammetric Image Analysis*, 179-184.
- Zhou, X., Guan\*\*, H., Xie, H., & Wilson, J. L. (2009). Analysis and optimization of NDVI definitions and areal fraction models in remote sensing of vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, 30(3), 721-751.

El siguiente es el código de R estadista utilizado para la lectura y análisis de los datos.

```

library(grid)
library(gridExtra)
library(ggplot2)

##### Leer los archivos con la extensión .csv
files<-list.files(pattern=".txt")

##### Leemos todos los archivos de la lista y creamos una data.frame para cada uno.

for (i in 1:length(files)) {
  input <- read.csv(file=files[i], header=TRUE, sep="")
  cname <- name <- sub(".csv", "", files[i])
  input2<-cbind(Nombre_zona=name,input)
  cat("Read:", files[i], "\trows: ", nrow(input2), " cols: ", ncol(input2),"\n")
  assign( name, input2)
  save(input2, file=paste(cname, ".RData", sep=""))
  promptData(input2, name=cname)
}

##### Unimos todas las data frames hacia abajo (filas).

BatucoMaster<-
rbind(MatArbDAlta_zona1_NOquemada.txt,MatArbDAlta_zona1_Quemada.txt,
      MatArbDAlta_zona2_NOquemada.txt,MatArbDAlta_zona2_Quemada.txt,
      MatArbDAlta_zona3_NOquemada.txt,MatArbDAlta_zona3_Quemada.txt,
      MatArbDAlta_zona4_NOquemada.txt,MatArbDAlta_zona4_Quemada.txt,
      MatArbDAlta_zona5_NOquemada.txt,MatArbDAlta_zona5_Quemada.txt,

      MatArbDMedia_zona1_NOquemada.txt,MatArbDMedia_zona1_Quemada.txt,
      MatArbDMedia_zona2_NOquemada.txt,MatArbDMedia_zona2_Quemada.txt,
      MatArbDMedia_zona3_NOquemada.txt,MatArbDMedia_zona3_Quemada.txt,
      MatArbDMedia_zona4_NOquemada.txt,MatArbDMedia_zona4_Quemada.txt,
      MatArbDMedia_zona5_NOquemada.txt,MatArbDMedia_zona5_Quemada.txt,

      Radiata0a3_zona1_NOquemada.txt,Radiata0a3_zona1_Quemada.txt,
      Radiata0a3_zona2_NOquemada.txt,Radiata0a3_zona2_Quemada.txt,
      Radiata0a3_zona3_NOquemada.txt,Radiata0a3_zona3_Quemada.txt,
      Radiata0a3_zona4_NOquemada.txt,Radiata0a3_zona4_Quemada.txt,
      Radiata0a3_zona5_NOquemada.txt,Radiata0a3_zona5_Quemada.txt,

      Radiata4a11_zona1_NOquemada.txt,Radiata4a11_zona1_Quemada.txt,
      Radiata4a11_zona2_NOquemada.txt,Radiata4a11_zona2_Quemada.txt,
      Radiata4a11_zona3_NOquemada.txt,Radiata4a11_zona3_Quemada.txt,
      Radiata4a11_zona4_NOquemada.txt,Radiata4a11_zona4_Quemada.txt,
      Radiata4a11_zona5_NOquemada.txt,Radiata4a11_zona5_Quemada.txt,

```

```
Radiata12a17_zona1_NOquemada.txt,Radiata12a17_zona1_Quemada.txt,
Radiata12a17_zona2_NOquemada.txt,Radiata12a17_zona2_Quemada.txt,
Radiata12a17_zona3_NOquemada.txt,Radiata12a17_zona3_Quemada.txt,
Radiata12a17_zona4_NOquemada.txt,Radiata12a17_zona4_Quemada.txt,
Radiata12a17_zona5_NOquemada.txt,Radiata12a17_zona5_Quemada.txt,
```

```
Radiatamas17_zona1_NOquemada.txt,Radiatamas17_zona1_Quemada.txt,
Radiatamas17_zona2_NOquemada.txt,Radiatamas17_zona2_Quemada.txt,
Radiatamas17_zona3_NOquemada.txt,Radiatamas17_zona3_Quemada.txt,
Radiatamas17_zona4_NOquemada.txt,Radiatamas17_zona4_Quemada.txt,
Radiatamas17_zona5_NOquemada.txt,Radiatamas17_zona5_Quemada.txt)
```

```
##### Separamos el atributo nombre_zona, para obtener los campos "Clase" y "Condición"
BatucoMaster2<-data.frame(do.call('rbind',
strsplit(as.character(BatucoMaster$Nombre_zona),'_',fixed=TRUE)))
```

```
#### Unimos los campos creados con el archivo anterior.
BatucoMaster3<-cbind(BatucoMaster2,BatucoMaster)
```

```
#### Asignamos nuevos nombres a cada atributo.
colnames(BatucoMaster3)<-c("Clase","ID_ROI","Condicion","Nombre","PAN_Landsat8",
"Sigma0_HH_B1","Sigma0_HV_B1","Sigma0_HH_DB_B1","Sigma0_HV_DB_B1",
"Sigma0_HH_B3","Sigma0_HV_B3","Sigma0_HH_DB_B3","Sigma0_HV_DB_B3",
"Sigma0_VV_B5","Sigma0_VH_B5","Sigma0_VV_DB_B5","Sigma0_VH_DB_B5",
"l.Angle_B1","l.Angle_B3","l.Angle_B5")
```

```
##Generamos los boxplot, para el análisis descriptivo de los datos.
```

```
attach(BatucoMaster3)
```

```
##### BOXPLOT BATUCO 1 #####
```

```
##### HH_DB ##### HH_DB #####
```

```
windowsFonts (T=windowsFont("Times New Roman"))
```

```
LabelsClases<-c("Mat.D. Alta", "Mat.D. Media", "Rad. 0-3 años",
"Rad. 4-11 años", "Rad. 12-17 años", "Rad. >17 años")
```

```
plot1<-qplot(Clase,Sigma0_HH_DB_B1, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",
position="dodge")+
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),
name=element_blank(),
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+
# xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+
labs(title="Polarización HH - Angulo de incidencia = 18.8º")+
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+
theme(axis.title.y = element_blank())+
```



```

theme(axis.title.x = element_blank()+
theme(legend.text = element_text(size = 11))+
theme(axis.text = element_text(size = 11))+
theme(legend.position="none")

```

```
##### HV_DB ##### HV_DB #####
```

```

plot2<-qplot(Clase,Sigma0_HV_DB_B1, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",
position="dodge")+
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),
name=element_blank(),
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+
# xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+
labs(title="Polarización HV - Angulo de incidencia = 18.8º")+
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+
theme(axis.title.y = element_blank()+
theme(axis.title.x = element_blank()+
theme(legend.text = element_text(size = 11))+
theme(axis.text = element_text(size = 11))+
theme(legend.position="none")

```

```
#####
```

```
##### BOXPLOT BATUCO 3 #####
```

```
##### HH_DB ##### HH_DB
```

```
#####
```

```

plot3<-qplot(Clase,Sigma0_HH_DB_B3, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",
position="dodge")+
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),
name=element_blank(),
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+
# xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+
labs(title="Polarización HH - Angulo de incidencia = 39.6º")+
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+
theme(axis.title.y = element_blank()+
theme(axis.title.x = element_blank()+
theme(legend.text = element_text(size = 11))+
theme(axis.text = element_text(size = 11))+
theme(legend.position="none")

```

##### HV\_DB ##### HV\_DB #####

```
plot4<-qplot(Clase,Sigma0_HV_DB_B3, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",  
position="dodge")+  
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+  
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),  
name=element_blank(),  
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),  
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+  
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+  
# xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+  
labs(title="Polarización HV - Angulo de incidencia = 39.6º")+  
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+  
theme(axis.title.y = element_blank()+  
theme(axis.title.x = element_blank()+  
theme(legend.text = element_text(size = 11))+  
theme(axis.text = element_text(size = 11))+  
theme(legend.position="none")
```

#####  
##### BOXPLOT BATUCO 5 #####

##### VV\_DB ##### VV\_DB #####

```
plot5<-qplot(Clase,Sigma0_VV_DB_B5, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",  
position="dodge")+  
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+  
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),  
name=element_blank(),  
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),  
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+  
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+  
# xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+  
labs(title="Polarización VV - Angulo de incidencia = 39.6º")+  
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+  
theme(axis.title.y = element_blank()+  
theme(axis.title.x = element_blank()+  
theme(legend.text = element_text(size = 11))+  
theme(axis.text = element_text(size = 11))+  
theme(legend.position="none")
```

##### VH\_DB ##### VH\_DB #####

```
plot6<-qplot(Clase,Sigma0_VH_DB_B5, fill=factor(Condicion), geom="boxplot",  
position="dodge")+  
geom_boxplot(outlier.colour = "darkred")+  
scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),  
name=element_blank(),  
breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),  
labels=c("NoQuemada", "Quemada"))+  
scale_x_discrete(labels= LabelsClases)+  
#xlab("Cobertura") + ylab("Sigma 0 (DB)")+
```

```

labs(title="Polarización VH - Angulo de incidencia = 39.6°")+
theme_bw(base_size =9, base_family = "T")+
theme(axis.title.y = element_blank()+
theme(axis.title.x = element_blank()+
theme(legend.text = element_text(size = 11))+
theme(axis.text = element_text(size = 11))+
theme(legend.position="none")

g_legend <- function(a.gplot){
  tmp <- ggplot_gtable(ggplot_build(a.gplot))
  leg <- which(sapply(tmp$grobs, function(x) x$name) == "guide-box")
  legend <- tmp$grobs[[leg]]
  return(legend)}

mylegend<-g_legend(qplot(Clase,Sigma0_HH_DB_B1, fill=factor(Condicion),
  geom = "boxplot")+
  theme(legend.position=c(.5,.95))+
  theme(legend.direction="horizontal")+
  theme(legend.title=element_blank()+
  theme(legend.background =element_blank()+
  scale_fill_manual(values=c("slategrey", "chocolate3"),
    name=element_blank(),
    breaks=c("NOquemada.txt", "Quemada.txt"),
    labels=c("No Quemada ", "Quemada")))

grid.arrange( arrangeGrob(plot1,plot2,plot3,plot4,plot5,plot6,
  nrow = 3,left="Sigma 0 (DB)")
grid.draw(mylegend)

```

Cuadro Nº 18: Valores obtenidos desde las áreas homogéneas (A, B, C, D y E) para el cálculo de la incerteza radiométrica. ( $\mu$  = media y  $\sigma$ = desviación estándar). Los valores de los errores obtenidos desde Laur et al. (2004).

	Pol	A. inc (°)	Sector	A			B			C			D			E			ENL promedio	Error dB (95% confianza)
				$\mu$	$\sigma$	ENL	$\mu$	$\sigma$	ENL	$\mu$	$\sigma$	ENL	$\mu$	$\sigma$	ENL	$\mu$	$\sigma$	ENL		
Sigma 0 dB	VV	28.83	Carrizo	-5.6	2.3	5.8	-17.2	3.1	29.9	-14.9	3.1	23.3	-15.6	3.2	23.3	-9.0	2.7	11.0	18.7	2.0
	VH	28.83	Carrizo	-14.2	2.7	27.6	-26.2	4.5	33.9	-30.0	5.2	32.8	-24.4	4.2	34.1	-17.2	2.9	34.8	32.6	1.5
	VV	47.04	Carrizo	-10.9	2.4	21.5	-20.2	3.5	33.4	-21.3	3.1	47.5	-18.0	3.0	36.6	-12.1	2.5	23.3	32.5	1.5
	VH	47.04	Carrizo	-18.2	2.9	39.4	-31.0	5.2	34.9	-35.6	6.9	26.9	-26.1	4.2	37.8	-20.0	3.3	36.3	35.0	1.5
	HH	37.93	Carrizo	-11.4	2.9	15.1	-18.9	3.2	35.1	-17.8	2.9	38.2	-17.0	2.9	33.5	-11.0	2.4	20.8	28.5	1.5
	HV	37.93	Carrizo	-20.9	4.7	20.0	-28.7	4.5	40.7	-33.6	5.2	42.5	-26.1	4.5	33.2	-19.3	2.8	48.6	37.0	1.5
	HH	18,86	Batuco	-4.5	2.5	3.3	-10.6	2.6	16.6	-16.7	3.5	22.6	-15.1	2.9	26.8	-16.1	2.8	33.7	20.6	2.0
	HV	18,86	Batuco	-14.3	2.7	27.9	-21.1	4.0	27.3	-23.5	4.4	28.9	-24.3	4.3	32.3	-24.2	4.0	36.4	30.6	1.5
	HH	39,64	Batuco	-10.4	2.3	19.9	-17.3	3.1	30.7	-19.7	3.4	33.6	-20.1	3.6	30.4	-20.8	2.8	55.4	34.0	1.5
	HV	39,64	Batuco	-20.8	3.1	45.4	-27.6	4.5	37.8	-26.7	4.8	31.1	-28.4	4.4	42.3	-28.5	4.3	44.0	40.1	1.5
	VV	39,64	Batuco	-10.5	2.4	18.7	-18.3	3.2	32.2	-19.1	3.5	30.8	-19.9	3.8	27.5	-21.5	3.5	37.4	29.3	1.5
	VH	39,64	Batuco	-19.8	2.5	60.7	-27.1	4.7	33.1	-25.8	4.5	32.4	-27.7	4.7	34.9	-26.9	3.8	51.4	42.5	1.5