

---

Caracterización del crecimiento de árboles  
eléctricos en probetas con vacuolas e  
imperfecciones mediante Análisis de  
Componentes Principales de parámetros  
característicos en señales de descargas parciales

---



UNIVERSIDAD TECNICA  
FEDERICO SANTA MARIA

Departamento de Ingeniería Eléctrica

Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Electricista

Cristóbal Sebastián Reyes Morales

Profesor patrocinante 1: Roger Schurch-Brandt

Profesor patrocinante 2: Jorge Ardila-Rey

Fecha de titulación

Caracterización del crecimiento de árboles eléctricos en probetas con vacuolas e imperfecciones  
mediante Análisis de Componentes Principales de parámetros característicos en señales de  
descargas parciales

## **Cristóbal Sebastián Reyes Morales**

Memoria presentada al Comité de Evaluación integrado por:

Profesor patrocinante 1 : Roger Schurch-Brandt

Profesor patrocinante 2 : Jorge Ardila-Rey

Para optar al título de  
Ingeniero Civil Electricista

Departamento de Ingeniería Eléctrica  
Universidad Técnica Federico Santa María  
Región Metropolitana, Chile  
Fecha de titulación

*Hombre débil y efímero, incapaz de comprender el derecho y la ley. Por más cumplido que sea un hombre, si le falta la sabiduría, no servirá de nada.*

SABIDURÍA 9

# Agradecimientos

Agradecer enormemente a mi madre, mi padre, hermana y hermanos por los valores que me inculcaron desde muy pequeño en nuestra casa de Navidad. En especial, el respeto hacia la naturaleza, y hacia todas las personas. También, agradecer a mi familia, amigos y conocidos, tanto a aquellos que han estado presentes, como a los que alguna vez compartieron conmigo y ya no se encuentran en este plano, los cuales me entregaron valiosas enseñanzas y puntos de vista de la vida. Asimismo, agradecer a los profesores y profesoras de la escuela Divina Gabriela y el Internado Nacional Barros Arana por enseñarme sobre la gratitud, y por sobre todo “buenos hijos seremos primero, ciudadanos conscientes después”. Por último, a mi grupo de amigos de la Universidad, los cuales me entregaron gratos momentos, en los tiempos de arduo estudio.

# Resumen

La integridad de los materiales aislantes en los sistemas de Alta Tensión es fundamental para la confiabilidad y seguridad operacional de los sistemas eléctricos de potencia, impactando directamente en el bienestar del consumidor final. La degradación de estos materiales representa un desafío ingenieril histórico, que ha impulsado una vasta gama de investigaciones y avances tecnológicos enfocados en entender las dinámicas de deterioro y desarrollar estrategias correctivas para prolongar la vida útil de los equipos. En este contexto, el presente trabajo de título se centra en el análisis de la arborescencia eléctrica en resinas con presencia de vacuolas e imperfecciones, con el propósito de evaluar la efectividad de técnicas avanzadas seleccionadas para caracterizar el crecimiento y la evolución de este fenómeno. A pesar de la utilidad de las metodologías tradicionales en la identificación de ruido y la clasificación de fuentes de descargas parciales, existen escasas publicaciones asociadas al estudio y su capacidad para analizar de manera exhaustiva las descargas parciales y su relación con la progresión de la arborescencia eléctrica en todas sus etapas. Con el objetivo de superar estas limitaciones, se propone una metodología innovadora que integra el análisis de mapas tiempo-frecuencia, técnicas cromáticas, y evaluación temporal y frecuencial de la señal, complementado con el Análisis de Componentes Principales (PCA). Este enfoque permite una exploración detallada de las descargas parciales desde perspectivas de tiempo y frecuencia, facilitando la reducción de la dimensionalidad y el descubrimiento de patrones clave en los datos, lo que resulta en una comprensión más profunda de la arborescencia eléctrica y el papel que juegan las imperfecciones en su desarrollo.

Se examinaron 9 probetas con vacuolas y 7 con limaduras, presentándose en esta memoria los resultados de 3 probetas de cada tipo. Los resultados obtenidos son particularmente relevantes, destacando la importancia de las variaciones porcentuales, en las componentes principales para identificar diferentes etapas de desarrollo del árbol eléctrico. Esto se complementa con el análisis de las dinámicas cohesivas y en contrafase de ambas componentes principales, proporcionando descubrimientos nuevos, que son clave para comprender la dinámica de crecimiento del árbol eléctrico. Aunque la metodología no distingue claramente entre distintos tipos de imperfecciones, los hallazgos representan un avance significativo en la comprensión de la arborescencia eléctrica, subrayando la efectividad de las técnicas aplicadas. Estos resultados no solo aportan al campo de estudio, sino

que también abren nuevas vías para futuras investigaciones.

# Abstract

The integrity of insulating materials in High Voltage systems is crucial for the reliability and operational safety of power electrical systems, directly impacting the well-being of the end consumer. The degradation of these materials poses a historic engineering challenge, driving a wide range of research and technological advancements focused on understanding the dynamics of deterioration and developing corrective strategies to extend the lifespan of the equipment. In this context, the current thesis focuses on the analysis of electrical treeing in resins with the presence of vacuoles and imperfections, aiming to assess the effectiveness of selected advanced techniques in characterizing the growth and evolution of this phenomenon. Despite the utility of traditional methodologies in noise identification and the classification of partial discharge sources, there have been few publications associated with their study and their capacity to comprehensively analyze partial discharges and their relationship with the progression of electrical treeing through all its stages. To overcome these limitations, an innovative methodology is proposed that integrates the analysis of time-frequency maps, chromatic techniques, and temporal and spectral signal evaluation, complemented with Principal Component Analysis (PCA). This approach allows for a detailed exploration of partial discharges from time and frequency perspectives, facilitating the reduction of dimensionality and the discovery of key patterns in the data, resulting in a deeper understanding of electrical treeing and the role that imperfections play in its development.

Nine configured samples with voids and seven with iron filings were studied, with this thesis detailing the findings from three samples of each type. The obtained results are particularly relevant, highlighting the importance of percentage variations in the principal components to identify different stages of electrical tree development. This is complemented by the analysis of the cohesive and counterphase dynamics of both principal components, providing new discoveries, which are key to understanding the growth dynamics of the electrical tree. Although the methodology does not distinctly differentiate between different types of imperfections, the findings represent a significant advance in the understanding of electrical treeing, emphasizing the effectiveness of the applied techniques. These results not only contribute to the field of study but also open new avenues for future research.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Contexto . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	4
1.2.1. Objetivo general . . . . .	4
1.2.2. Objetivos específicos . . . . .	4
1.3. Estructura de la memoria . . . . .	4
<b>2. Fundamentos y Metodología de Análisis</b>	<b>6</b>
2.1. Descargas parciales . . . . .	6
2.2. Análisis mediante formas de onda de la señal . . . . .	8
2.2.1. Mapas TF . . . . .	9
2.2.2. Mapas PR . . . . .	11
2.2.3. Técnica Cromática . . . . .	13
2.2.4. Respuesta temporal y espectral de las señales . . . . .	14
2.3. Análisis de componentes principales (PCA) . . . . .	16
2.4. Base de datos utilizada . . . . .	18
2.5. Algoritmo lógico de análisis . . . . .	19
<b>3. Resultados y Análisis</b>	<b>21</b>
3.1. Probetas con vacuolas . . . . .	22
3.1.1. Probeta V1 . . . . .	24
3.1.2. Probeta V2 . . . . .	28
3.1.3. Probeta V3 . . . . .	32
3.2. Probetas con limaduras . . . . .	36
3.2.1. Probeta F1 . . . . .	38
3.2.2. Probeta F2 . . . . .	42
3.2.3. Probeta F3 . . . . .	46
<b>4. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>51</b>

4.1. Conclusiones . . . . .	52
4.2. Trabajo futuro . . . . .	53
<b>5. Anexo</b>	<b>54</b>
5.1. Resultados probetas con vacuolas . . . . .	54
5.2. Resultados probetas con limaduras . . . . .	55
5.3. Resultado PCA con tercera componente principal . . . . .	56
<b>Bibliografía</b>	<b>57</b>

# Índice de tablas

3.1. Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V1. . . . .	25
3.2. Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V2. . . . .	29
3.3. Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V3. . . . .	34
3.4. Variación porcentual de las componentes principales para la probeta F1 . . . . .	40
3.5. Variación porcentual de las componentes principales para la probeta F2. . . . .	44
3.6. Variación porcentual de las componentes principales de la probeta F3. . . . .	48

# Índice de figuras

2.1. Tipos de descargas parciales normalmente encontrados en los materiales . . . . .	7
2.2. Representación de árboles de tipo rama y arbusto. [18] . . . . .	8
2.3. Mapas TF para muestras de árboles energizadas con diferente frecuencia; (a) 0,1 Hz 16 kV, (b) 10 Hz 14 kV, (c) 50 Hz 12 kV, (d) 150 Hz 12 kV, (e) 250 Hz 12 kV, (f) 350 Hz 12 kV. [27] . . . . .	11
2.4. Regiones del mapa PR.[9] . . . . .	12
2.5. Mapas PR para muestras de árboles energizadas con diferente frecuencia; (a) 0,1 Hz 16 kV, (b) 10 Hz 14 kV, (c) 50 Hz 12 kV, (d) 150 Hz 12 kV, (e) 250 Hz 12 kV, (f) 350 Hz 12 kV. Se muestran imágenes del árbol al final de cada etapa para la muestra de árbol de 0,1 Hz.[27] . . . . .	13
2.6. Proceso de selección de los parámetros <i>FMW</i> y <i>RF</i> a partir del espectro de fre- cuencia de la señal.[10] . . . . .	16
2.7. Algoritmo lógico de análisis para el tratamiento de los datos . . . . .	19
3.1. Características geométricas probeta V1. . . . .	23
3.2. Características geométricas probeta V2. . . . .	23
3.3. Características geométricas probeta V3. . . . .	23
3.4. Evolución componentes principales para probeta V1. . . . .	25
3.5. Morfología árbol V1, minuto 5. . . . .	26
3.6. Morfología árbol V1, minuto 17. . . . .	26
3.7. Morfología árbol V1, minuto 47. . . . .	26
3.8. Morfología árbol V1, minuto 105. . . . .	26
3.9. Etapa final V1, minuto 143. . . . .	27
3.10. Evolución componentes principales para probeta V2. . . . .	29
3.11. Morfología árbol V2, minuto 5. . . . .	30
3.12. Morfología árbol V2, minuto 9. . . . .	30
3.13. Morfología árbol V2, minuto 14. . . . .	31
3.14. Morfología árbol V2, minuto 27. . . . .	31
3.15. Etapa final V2, minuto 54. . . . .	31

3.16. Evolución componentes principales para probeta V3. . . . .	33
3.17. Morfología árbol V3, minuto 17. . . . .	34
3.18. Morfología árbol V3, minuto 19. . . . .	34
3.19. Morfología árbol V3, minuto 27. . . . .	35
3.20. Morfología árbol V3, minuto 59. . . . .	35
3.21. Morfología árbol V3, minuto 85. . . . .	35
3.22. Ruptura árbol V3, minuto 91. . . . .	35
3.23. Características geométricas probeta F1. . . . .	37
3.24. Características geométricas probeta F2. . . . .	37
3.25. Características geométricas probeta F3. . . . .	38
3.26. Evolución componentes principales para probeta F1. . . . .	39
3.27. Morfología árbol F1, minuto 7. . . . .	40
3.28. Morfología árbol F1, minuto 17. . . . .	40
3.29. Morfología árbol F1, minuto 67. . . . .	41
3.30. Morfología árbol F1, minuto 93. . . . .	41
3.31. Ruptura árbol F1, minuto 107. . . . .	41
3.32. Evolución componentes principales para probeta F2. . . . .	43
3.33. Morfología árbol F2, minuto 45. . . . .	44
3.34. Morfología árbol F2, minuto 110. . . . .	44
3.35. Morfología árbol F2, minuto 175. . . . .	45
3.36. Morfología árbol F2, minuto 219. . . . .	45
3.37. Ruptura árbol F2, minuto 220. . . . .	45
3.38. Evolución componentes principales para probeta F3. . . . .	47
3.39. Morfología árbol F3, minuto 10. . . . .	48
3.40. Morfología árbol F3, minuto 14. . . . .	48
3.41. Morfología árbol F3, minuto 66. . . . .	49
3.42. Morfología árbol F3, minuto 134. . . . .	49
3.43. Ruptura árbol F3, minuto 135. . . . .	49
5.1. Resultados PCA, MV182. . . . .	54
5.2. Resultados PCA, MV185. . . . .	54
5.3. Resultados PCA, MV187. . . . .	55
5.4. Resultados PCA, MV189. . . . .	55
5.5. Resultados PCA, MV124. . . . .	55
5.6. Resultados PCA, MV153. . . . .	55
5.7. Resultados PCA, ML1N. . . . .	55
5.8. Resultados PCA, ML5N. . . . .	55
5.9. Resultados PCA, ML7N. . . . .	56

5.10. Resultados PCA, ML8N. . . . .	56
5.11. Resultados PCA, MV182. . . . .	56
5.12. Resultados PCA, V1. . . . .	56

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Contexto

La confiabilidad y seguridad en la operación de los sistemas de transmisión de Alta Tensión, así como en los sistemas eléctricos de potencia en general, dependen de manera crucial de la calidad de los materiales aislantes utilizados en sus componentes. La degradación de estos materiales constituye un desafío ingenieril de considerable importancia, impulsando una amplia gama de investigaciones y desarrollos tecnológicos destinados a elucidar los mecanismos subyacentes de deterioro y su impacto en la longevidad y eficacia de los equipos [1]. En este contexto, el compromiso con el mantenimiento de altos niveles de fiabilidad en los sistemas eléctricos se ve reforzado tanto por las demandas de los consumidores como por las exigencias regulatorias. Esta situación destaca la importancia crítica de profundizar en el estudio de la degradación del aislamiento eléctrico, dado que las deficiencias en este aspecto pueden desencadenar fallos significativos. Dichas fallas no solo exigen la sustitución de los componentes afectados, sino que también pueden provocar interrupciones en el suministro eléctrico a los consumidores. Es crucial reconocer que las imperfecciones en el aislamiento, de variada naturaleza y gravedad, son una consecuencia inevitable de las limitaciones presentes en los procesos de fabricación vigentes. Este reconocimiento subraya la necesidad de fomentar la innovación y mejorar continuamente las metodologías de producción y mantenimiento para los materiales aislantes, asegurando así la integridad y el rendimiento óptimo de los sistemas eléctricos de potencia.

En este contexto, el desarrollo de árboles eléctricos, inducida por la ocurrencia de descargas parciales (DP), cobra especial relevancia como uno de los principales mecanismos sistemáticos de degradación en materiales sólidos, tales como los polímeros. Estas descargas parciales provocan perturbaciones eléctricas localizadas dentro del material, creando una conexión directa entre la incidencia de DP y el proceso de deterioro del material [2]. La manifestación física de este proceso de

degradación se observa en la forma de arborescencia eléctrica, un fenómeno que no solo representa el principal mecanismo detrás de la degradación, sino que también marca el inicio de una eventual ruptura del material. Por consiguiente, este proceso representa una causa significativa de fallos en el sistema [3].

Existen variados métodos y técnicas tradicionales que permiten caracterizar las DPs, de las cuales se destaca el análisis resuelto en fase (PRPD) y el análisis de secuencia de pulsos (PSA) [4] [5]. Los cuales a través de la secuencia de los pulsos registrados (mediante la norma IEC-60270) determinan la carga aparente y la fase del pulso, logrando obtener información sobre el estado de degradación de los múltiples sistemas de aislación [6]. Sin embargo, la principal desventaja de estas técnicas radica en la poca información respecto a la forma de onda del pulso y la alta sensibilidad a fuentes puras de AT, dificultando la aplicación de estas técnicas para señales distorsionadas o perturbadas por ruido electromagnético [7]. Por otro lado, métodos que utilizan los datos de las formas de onda de las DPs, han determinado una mayor información respecto a las características físicas que presentan las DPs (potencia, magnitud, etc.). Estos, permiten la obtención de parámetros específicos de las DPs generando el desarrollo de nuevas herramientas de análisis calculadas a partir de la data en el dominio del tiempo o frecuencia. Dentro de estas técnicas se destacan los mapas tiempo-frecuencia (T-F) [8], los mapas relación de potencia o power ratio (PR) [9], la técnica de separación de fuentes a través de la respuesta temporal y espectral [10] y la Técnica Cromática [11].

En específico, el mapa T-F se genera mediante el cálculo de dos parámetros: uno en el dominio temporal y el otro en el dominio frecuencial. Estos parámetros se obtienen a través de la función de señal normalizada en el tiempo y frecuencia, respectivamente. Así, una vez que los parámetros son determinados, estos se llevan a un mapa 2D en el cual se establecen grupos o “clusters” que permiten agrupar las DPs que presentan características similares y de esta forma identificar el tipo de fuente de DPs que las produce, o bien si la forma de onda registrada corresponde a ruido [12].

El mapa PR (o mapa de coeficientes de potencia) por su parte calcula 2 parámetros asociados a la potencia espectral en ciertas bandas de frecuencia (altas frecuencias PRH y bajas frecuencias PRL) de las formas de onda adquiridas. Además, esta técnica de clustering supone que, dependiendo de la fuente de PD analizada, esta tendrá mayor contenido de potencia espectral asociado al rango o banda de frecuencias [9].

Se han explorado técnicas basadas en la respuesta temporal y espectral de las señales, la cual a través de la obtención de 3 parámetros basados en la respuesta temporal ( $K_+$  y  $K_-$ ) y el contenido espectral ( $F_{MW}$ ) de la señal demostraron poseer un mejor rendimiento en la separación de múltiples fuentes de descargas parciales y de ruido. Esta técnica logró demostrar que los parámetros resultaron útiles para separar cada una de las fuentes capturadas, como también el uso de los tres parámetros en un solo mapa tridimensional de separación permitió una mejor clasificación entre las

fuentes, ya que la capacidad de separación de cada parámetro generó un incremento en la distancia total de separación entre los grupos. Sin embargo, la posición y forma del grupo asociado a una cierta fuente de PD o ruido fueron susceptibles a cambios en función de cualquier variación en los parámetros eléctricos del circuito de medición, como la capacidad total del objeto de prueba, la trayectoria recorrida por las PD, el tipo de sensor utilizado o la frecuencia de muestreo del sistema de adquisición [10].

La técnica Cromática a su vez obtiene 3 parámetros asociados al contenido energético de la señal ( $E_b$ ), la frecuencia media (o frecuencia angular  $\omega_c$ ) y el ancho de banda equivalente ( $B$ ). La técnica demostró que es posible identificar exitosamente las fuentes de ruido mediante la representación tridimensional de estos parámetros, estableciendo que si la relación señal-ruido fuera más baja, la representación de  $\omega_c - B$  podría utilizarse de manera confiable, ya que estos parámetros son menos sensibles a las amplitudes de la señal y más a su forma [11].

Se han propuesto técnicas matemáticas que aplican la transformada de Wavelet (DWT) en conjunto al algoritmo Análisis de Componentes Principales (PCA) de modo de realizar una reducción en el orden y así, obtener las principales características de las formas de onda de las señales de DPs obtenidas y poder determinar patrones en el comportamiento de las DPs [13]. La transformada de Wavelet captura características de la señal en altas y bajas frecuencia mediante la aplicación de filtros pasa-altos y pasa-bajo, de modo de separar fuentes de ruido y fuentes de PDs por medio de la obtención de niveles energía. Asimismo, el algoritmo del análisis de componentes principales (PCA), reduce la cantidad de niveles de la transformada de Wavelet mediante una transformación lineal ortogonal en dirección de la variabilidad de los datos y así minimizar la pérdida de información, formando nuevos vectores que representan la descarga. Una de las principales ventajas de estas técnicas es que no dependen de la apreciación humana para la identificación, de modo que es posible automatizar el proceso de medición y separación [14]. En esta línea, se han realizado estudios con data experimental con probetas de resina epóxica con el fin de evaluar la habilidad de determinar la etapa del crecimiento de los árboles eléctricos ante distintas magnitudes de tensión y frecuencia. Los resultados de los patrones obtenidos indicaron que estas son independientes de la tensión y la frecuencia de alimentación, por lo que el comportamiento de las formas de onda de las DPs no se ven influenciados por la señal de alimentación durante el crecimiento [14].

Sin embargo, como se menciona en los primeros párrafos, las técnicas tradicionales (mapa T-F, mapa PR, PRPD, PSA) han sido ocupadas sólo para distinguir y clasificar las fuentes de PDs (internas, superficiales, corona), dejando un vacío en el uso de estas técnicas en el análisis del crecimiento de los árboles eléctricos en probetas con vacuolas e imperfecciones. Por lo tanto, existe la necesidad de explorar otro conjunto de técnicas para determinar y complementar los estudios realizados de modo de analizar el crecimiento de la arborescencia eléctrica evaluando su habilidad para determinar patrones en el crecimiento. De este modo, se propone el uso de los mapas T-F,

mapa PR, Técnica Cromática, Respuesta Temporal y Espectral en conjunto con el algoritmo PCA para la caracterización del crecimiento de los árboles eléctricos, con el fin de evaluar el desempeño que poseen en conjunto para describir su desarrollo.

## **1.2. Objetivos**

A continuación, se define el objetivo general de esta memoria y los objetivos específicos que se desligan de este.

### **1.2.1. Objetivo general**

- Caracterizar el desarrollo de árboles eléctricos en resinas con vacuolas e imperfecciones, utilizando Análisis de Componentes Principales (PCA) para interpretar los patrones temporales y espectrales de las señales de descargas parciales (PD).

### **1.2.2. Objetivos específicos**

1. Identificar y seleccionar técnicas adecuadas para el análisis de las formas de onda de las señales de descargas parciales en el contexto del crecimiento de árboles eléctricos y el uso de PCA en los datos asociados a los árboles eléctricos.
2. Aplicar técnicas Tiempo-Frecuencia, mapas PR, Técnica Cromática, Respuesta Temporal y Espectral y reducir la dimensionalidad mediante PCA en los datos de las señales de descargas parciales, de manera de obtener correlaciones que indiquen patrones subyacentes en el crecimiento de árboles eléctricos en probetas con vacuolas/imperfecciones.
3. Evaluar la capacidad de las técnicas aplicadas para identificar la etapa de crecimiento del árbol, el tipo de imperfección y el tiempo en que pasa por la zona de la vacuola/imperfección.

## **1.3. Estructura de la memoria**

La estructura de esta memoria se basa en la aplicación de un conjunto de técnicas y algoritmos a una base de datos asociadas al crecimiento de árboles eléctricos en probetas con vacuolas e imperfecciones, cuyos datos fueron obtenidos por otros colegas memoristas del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Técnica Federico Santa María. En el capítulo 1, se presenta la introducción, mientras que en el capítulo 2 se detallan los fundamentos conceptuales de las técnicas y algoritmos propuestos que se utilizan para extraer los parámetros de cada conjunto de datos, así como también la metodología de análisis, donde se detalla la aplicación del algoritmo transversal de las técnicas para cada conjunto de datos. Para luego, en el capítulo 3, presentar los resultados

de las componentes principales para cada probeta, y el análisis de los resultados, con el enfoque de determinar si este conjunto de técnicas logran representar el estado de la arborescencia en todas las etapas de crecimiento, el tipo de imperfección presentada y el intervalo de tiempo donde el árbol pasa por la zona de la vacuola/imperfección. Finalmente, en el capítulo 4, se exponen las conclusiones más relevantes de los resultados y análisis, para luego presentar propuestas de posibles trabajos futuros.

# Capítulo 2

## Fundamentos y Metodología de Análisis

En el presente capítulo, se presenta el marco teórico que sustenta la memoria, así como también el funcionamiento matemático y conceptual de las técnicas propuestas, las cuales fueron estudiadas y seleccionadas desde la literatura. Del mismo modo, se define la metodología para extraer y analizar la base de datos de las descargas parciales. Se explica y presenta el algoritmo lógico que se implementará para tratar los datos, de modo de generar un procedimiento reproducible y homologable para otro conjunto de datos.

### 2.1. Descargas parciales

Las descargas parciales (DP) son un fenómeno eléctrico que constituyen ionizaciones de baja energía en un material aislante (sólido, líquido, gaseoso), las cuales derivan en corrientes de fuga dentro del aislante desembocando en disrupciones eléctricas locales y un posterior deterioro sistemático del material, llevando a la erosión y una incipiente falla [15]. Del mismo modo, la norma IEC 60270 [6] se refiere a las descargas parciales como “descargas eléctricas localizadas, que solo unen parcialmente el aislamiento entre conductores y pueden ocurrir o no cerca de un conductor. Las DP son generalmente una consecuencia de concentración de estrés eléctrico local en un aislamiento o en la superficie del aislamiento. Generalmente, tales descargas aparecen como pulsos de duración menor a 1  $[\mu\text{s}]$ ”. Por su parte, las corrientes de fuga pueden ser conducidas a través de la superficie del material, como dentro del mismo. Así, dependiendo de la naturaleza del campo eléctrico ejercido al material aislante en forma de diferencia de potencial y geometría del material se presentan distintas descargas parciales, de las cuales se distinguen internas, superficiales y corona. Las descargas parciales internas se producen principalmente al interior del material aislante debido a la no-homogeneidad de la rigidez eléctrica del mismo, donde debido a la presencia de impurezas de menor rigidez dieléctrica que el material aislante (gas, aire) se producen cargas espaciales (mecanismo streamer) que crean un campo eléctrico interno que intenta oponerse al campo eléctrico

externo impuesto por los electrodos. De este modo, al aplicar tensión alterna al material, una vez que la señal cruce por 0, puede ocurrir una DP en el momento en el que las moléculas no logren acomodarse, de modo que el campo interno refuerce al campo externo ionizando el material [15]. Por su parte, las del tipo superficiales se presentan como disrupciones eléctricas locales en la superficie del material aislante. Debido a la baja rigidez dieléctrica en la superficie, ya sea por humedad o suciedad, se crean caminos que facilitan el flujo de electrones desde los electrodos [16]. Por último, las del tipo corona se presentan en materiales como gas o aire sometidos a altos niveles de campo eléctrico producto de una geometría con radio de curvatura pequeño. De este modo, el material se ioniza con facilidad, formando carga espacial entre electrodos, lo cual puede reforzar u oponer el campo eléctrico externo [15].

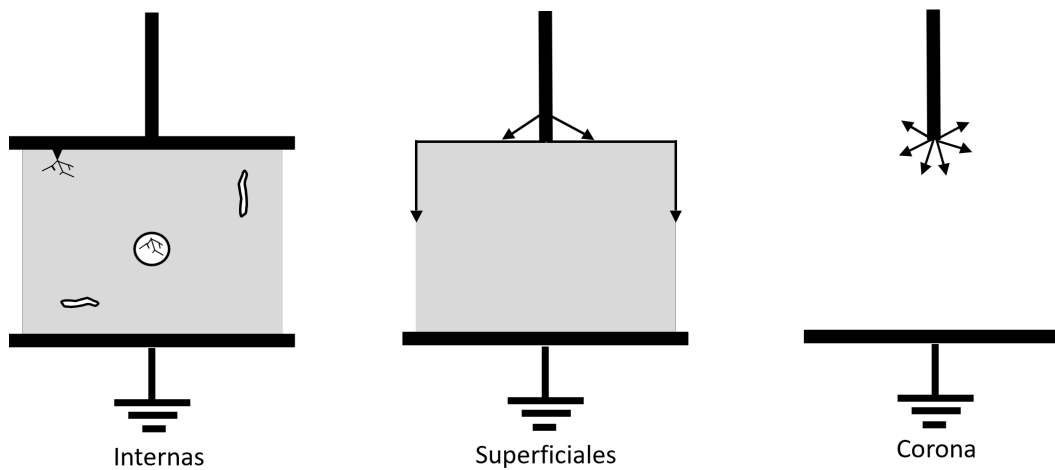


Figura 2.1: Tipos de descargas parciales normalmente encontrados en los materiales

Los fenómenos de arborización eléctrica en el aislamiento eléctrico son indicativos de deterioro progresivo, marcados por una evolución no lineal en su tasa de crecimiento, que mayormente tiende a reducirse con el tiempo. Este comportamiento los distingue como eventos poco comunes de pre-falla eléctrica, conforme a lo documentado en estudios previos [17]. La formación de estos árboles eléctricos varía significativamente en función de las condiciones ambientales y operativas, como la tensión aplicada, frecuencia, temperatura y humedad [18]. Principalmente, se reconocen dos formas de estos fenómenos (véase figura 2.2): una similar a ramas, denominada “branch”, y otra parecida a arbustos, llamada “bush” [19]. La dinámica de su crecimiento está influenciada por múltiples factores, lo que introduce un grado de imprevisibilidad y hace que el proceso sea considerado como caótico pero determinista, alterando así la velocidad a la que se desarrollan estos defectos [17].

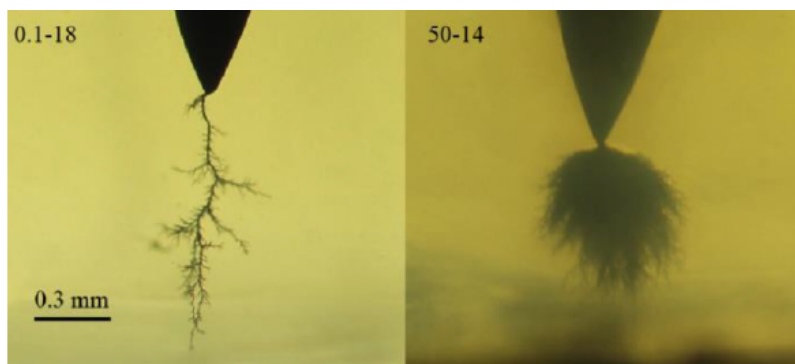


Figura 2.2: Representación de árboles de tipo rama y arbusto. [18]

La investigación y caracterización del desarrollo de la arborización eléctrica abarcan diversos métodos, destacando entre ellos las técnicas de caracterización geométrica [20] [21] y el análisis de descargas parciales (DP) [22] [23]. Esta última, de especial interés para nuestra investigación, es crucial debido a la relación directa entre las descargas parciales y la formación de árboles eléctricos, provocadas por intensos campos eléctricos localizados [17] [18].

## 2.2. Análisis mediante formas de onda de la señal

El tratamiento y análisis de los conjuntos de datos asociados a las señales de DP ha avanzado considerablemente a lo largo del tiempo, pasando de técnicas dependientes de los pulsos de descargas (PRPD, PSA), a técnicas que aprovechan las capacidades avanzadas de los sistemas de adquisición de datos actuales [18]. En particular, el avance tecnológico de los sistemas de adquisición han permitido obtener de manera confiable información asociada a la dinámica de los pulsos de descarga, lo cual ha determinado en el desarrollo de nuevas técnicas para el análisis y obtención de nueva información que permite caracterizar y comprender de mejor forma este fenómeno estocástico.

El enfoque pragmático para estudiar las descargas parciales se basa principalmente en la caracterización detallada de la forma de onda de cada pulso. Lo cual se logra a través de la obtención de parámetros en el dominio temporal y frecuencial, que luego se presenta y analiza de manera gráfica. De esta forma, a través de la exploración y estudio de estos gráficos se buscan patrones y relaciones subyacentes en las dinámicas caóticas de las descargas parciales logrando identificar y clasificar las descargas así como también el ruido [18]. Si bien las técnicas tradicionales lograban identificar ruido y el tipo de descarga parcial, estas veían limitaciones en entornos con alta contaminación de ruido o con múltiples fuentes de descargas parciales superpuestas simultáneamente [18]. Así, la inclusión de estos parámetros asociados a las formas de onda ha logrado determinar las fuentes de descarga incluso en entornos adversos determinando una mejor comprensión de las características físicas, como potencia, magnitud entre otros [24]. Impulsando además, nuevas investigaciones en busca de técnicas que permitan una separación efectiva de las fuentes de descargas parciales y la

identificación precisa de su origen que permitan comprender la naturaleza intrínseca del fenómeno.

Sin embargo, como cualquier enfoque este presenta limitaciones, las cuales radican principalmente en la obtención de los datos y la alta dependencia en su calidad, lo cual supone una importante experiencia en la experimentación (frecuencia de muestreo, resolución inadecuada, etc) en entornos no controlados [25]. A pesar de esto, la combinación de múltiples enfoques de experimentación en conjunto con distintas técnicas de análisis pueden ayudar a mitigar algunas de estas limitaciones y mejorar la eficacia del análisis de descargas parciales. A continuación, se exponen las técnicas de análisis que luego serán ocupadas para analizar las formas de onda asociadas al crecimiento de árboles eléctricos en probetas con vacúolas e imperfecciones.

### 2.2.1. Mapas TF

El mapa tiempo-frecuencia es una técnica utilizada en el procesamiento de señales para analizar y representar características temporales y espectrales de una señal o un conjunto de señales. En particular, estos mapas han sido utilizados comúnmente en aplicaciones para la separación de fuentes en señales tales como tipos de descargas parciales y ruido [8][12][26]. El sustento matemático y teórico de este enfoque se basa en la premisa de que los pulsos de las descargas parciales originados por la misma fuente comparten características temporales y espectrales similares. Según la literatura, la obtención de ambos parámetros debe asegurar que estos no sean dependientes de la amplitud de las señales adquiridas. Por lo cual, se debe normalizar los pulsos de las señales según la ecuación (2.1) [12] [26] [18].

$$\tilde{s}(t) = \frac{s(t)}{\sqrt{\int_0^T s(t)^2 dt}} \quad (2.1)$$

De este modo,  $s(t)$  representa la señal, y al obtener  $\tilde{s}(t)$  se previene que la cantidad de grupos obtenidos disten de sus centros debido a la amplitud que poseen, ya sea temporal o espectralmente. En específico, la técnica determina dos parámetros clave para cada serie temporal de la descarga parcial, uno en el dominio temporal ( $\sigma_T$ ) y otro en el dominio frecuencial ( $\sigma_F$ ), siendo ambos la representación del ancho equivalente de la forma de onda en cada pulso, los cuales son presentados en las ecuaciones (2.2) y (2.3) respectivamente.

$$\sigma_T = \sqrt{\int_0^T (t - t_0)^2 \tilde{s}(t)^2 dt} \quad (2.2)$$

$$\sigma_F = \sqrt{\int_0^\infty f^2 |\tilde{S}(f)|^2 df} \quad (2.3)$$

Siendo  $\sigma_T$  y  $\sigma_F$  los parámetros que representan la medida de concentración de energía en el dominio temporal y espectral en su respectivo ancho equivalente de la señal, respectivamente.  $\tilde{S}(f)$  es la transformada de Fourier de la señal normalizada  $\tilde{s}(t)$ , mientras que  $t_0$  es el “centro de gravedad” de la señal normalizada, la cual se obtiene mediante la expresión (2.4):

$$t_0 = \int_0^T t \tilde{s}(t)^2 dt \quad (2.4)$$

La interpretación de los mapas TF implica analizar la distribución de los grupos en el mapa 2D. Cada grupo en el mapa puede corresponder a una fuente diferente de descarga parcial, ya que las fuentes suelen tener características temporales y espectrales distintivas. Por lo tanto, al observar cómo se agrupan las PDs en el mapa, es posible identificar y separar las diferentes fuentes de descargas parciales. Respecto a la cantidad de información condensada en estos parámetros, pueden existir diferentes formas de onda que presenten los mismos valores de  $\sigma_T$  y  $\sigma_F$ . Sin embargo, se ha demostrado empíricamente que, en general estos parámetros retienen suficiente información para discriminar fenómenos debidos a diferentes fuentes de DP[26].

Recientes investigaciones asociadas al estudio del crecimiento de árboles eléctricos han demostrado que los parámetros de la técnica pueden establecer relaciones consistentes en la evolución del árbol [27]. En la Figura 2.3, se presentan los resultados obtenidos para las muestras de árboles eléctricos sometidos a diferentes frecuencias de energización en las 3 etapas de crecimiento. Se destaca que el parámetro  $\sigma_F$  se mostró particularmente sensible a las variaciones en el crecimiento del árbol en cada una de estas etapas. Esto se evidencia en que el valor más alto de  $\sigma_F$  corresponde a la fase inicial de crecimiento, seguido por los valores asociados a la segunda y tercera etapa, respectivamente. Este patrón establece una tendencia monótona a lo largo de las seis muestras analizadas, según se documenta en [27].

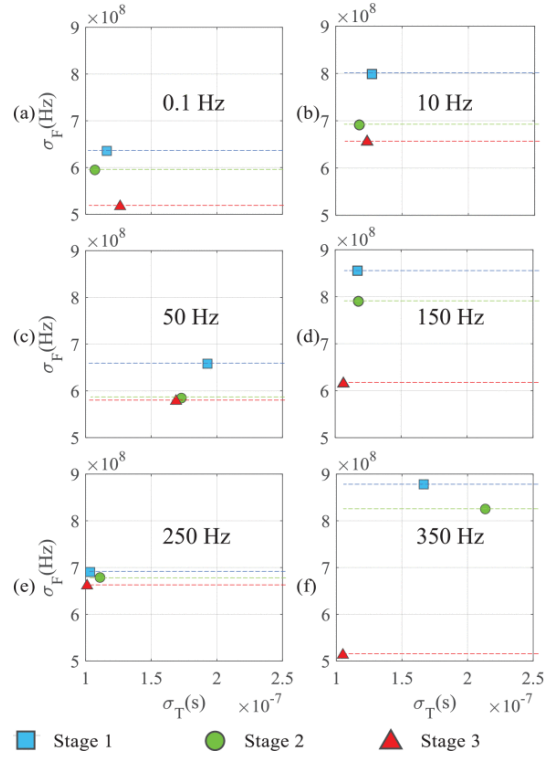


Figura 2.3: Mapas TF para muestras de árboles energizadas con diferente frecuencia; (a) 0,1 Hz 16 kV, (b) 10 Hz 14 kV, (c) 50 Hz 12 kV, (d) 150 Hz 12 kV, (e) 250 Hz 12 kV, (f) 350 Hz 12 kV. [27]

### 2.2.2. Mapas PR

La técnica de Relación de Potencia o Power Ratio (PR) en el ámbito de las descargas parciales (DP) es un método matemático utilizado para identificar y caracterizar las fuentes de descargas parciales y ruido en sistemas eléctricos. Este, se basa principalmente en el análisis de la potencia espectral de los pulsos detectados en diferentes bandas de frecuencia y representar estos en un mapa bidimensional llamado mapa PR. En la literatura, esta técnica ha sido utilizada para distinguir entre diferentes tipos de descargas parciales, como las superficiales, internas y de corona, así como para separar las señales de ruido [9] [27][28] [29].

El proceso de obtención de la relación de potencia implica calcular una Transformada Rápida de Fourier (*FFT*) a cada señal de pulso adquirida para obtener su distribución de magnitud espectral. De este modo, se calcula la potencia espectral de cada pulso en dos bandas de frecuencia: una banda de frecuencia baja (*PRL*) y una banda de frecuencia alta (*PRH*). Estas potencias espectrales se normalizan respecto a la potencia espectral total, considerando como límite la frecuencia máxima determinada (*Ft*). Así, se obtienen dos parámetros que representan la relación de potencia para bajas y altas frecuencias, presentadas en la ecuación (2.5) y (2.6), respectivamente.

$$\%PRL = \frac{\sum_{f_{1L}}^{f_{2L}} |s(f)|^2}{\sum_0^{f_t} |s(f)|^2} \cdot 100 \quad (2.5)$$

$$\%PRH = \frac{\sum_{f_{1H}}^{f_{2H}} |s(f)|^2}{\sum_0^{f_t} |s(f)|^2} \cdot 100 \quad (2.6)$$

De esta forma, una vez determinada la información resultante, esta se representa en un mapa bidimensional, donde cada señal de pulso se representa como un punto con coordenadas ( $PRL$ ,  $PRH$ ). Los puntos se agrupan en regiones, permitiendo de este modo la identificación y caracterización de los diferentes tipos de DP. En la Figura 2.4 se muestran las regiones de potencia que establece la técnica, donde aquellas DPs que caigan en la región 1 determinarán señales cuya potencia espectral es baja en el rango de frecuencias  $[f_{1L}, f_{2H}]$ . La región 2 comprende aquellos puntos que poseen una potencia espectral relativamente alta en la banda  $[f_{1L}, f_{2H}]$ . Por otro lado, la diagonal posee una dualidad, la cual indica que si los puntos caen en la parte superior de esta, la potencia espectral tendrá un valor bajo en la banda  $[f_{1L}, f_{2L}]$  y un valor alto en la banda  $[f_{1H}, f_{2H}]$  y viceversa en la diagonal inferior. Finalmente, la región 0 está prohibida porque los porcentajes de potencia espectral agregados  $PRL+PRH$  no pueden exceder el 100% [9].

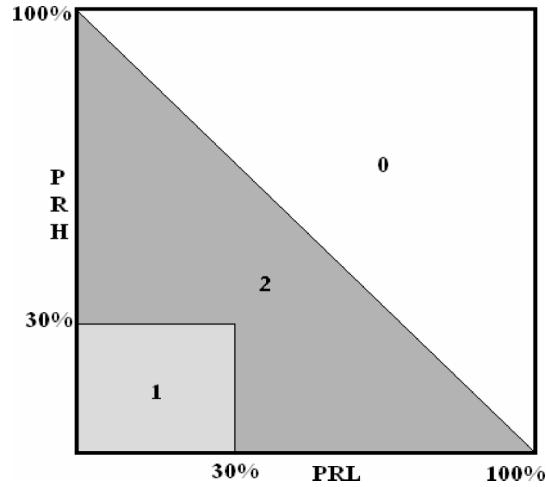


Figura 2.4: Regiones del mapa PR.[9]

Investigaciones sugieren que los intervalos de frecuencia utilizados para calcular los parámetros  $PRL$  y  $PRH$  pueden variar según las características de las señales adquiridas[9] [27] [29]. En esta línea, se ha demostrado que la selección de estos intervalos puede optimizarse mediante algoritmos; como el algoritmo genético (GA) el cual determina una separación máxima entre clusters en los mapas de relaciones de potencia espectrales [28]. Por otro lado, se ha demostrado que los mapas de relación de potencia son sensibles al estado de crecimiento de los árboles eléctricos, lo cual sugiere que esta técnica puede proveer información sobre el estado de avance del árbol eléctrico en

distintas etapas [29]. En la Figura 2.5, se muestra el mapa PR asociado al crecimiento de un árbol eléctrico en el cual, los investigadores lograron demostrar que esta técnica es sensible al crecimiento del árbol en las distintas etapas de crecimiento para distintas frecuencias, lo cual indica que estos parámetros logran capturar la evolución del árbol a medida que este avanza [27].

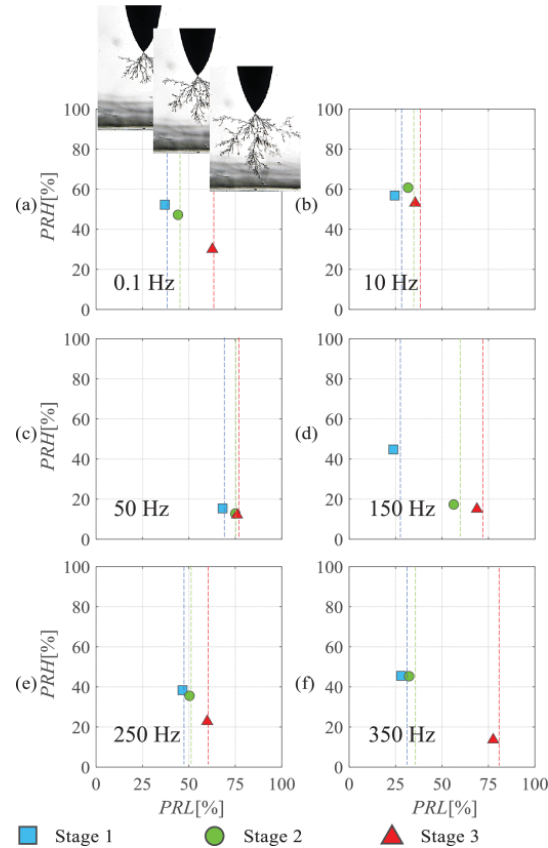


Figura 2.5: Mapas PR para muestras de árboles energizadas con diferente frecuencia; (a) 0,1 Hz 16 kV, (b) 10 Hz 14 kV, (c) 50 Hz 12 kV, (d) 150 Hz 12 kV, (e) 250 Hz 12 kV, (f) 350 Hz 12 kV. Se muestran imágenes del árbol al final de cada etapa para la muestra de árbol de 0,1 Hz.[27]

### 2.2.3. Técnica Cromática

La técnica cromática ( $TC$ ) surge como una metodología innovadora dentro del estudio de las descargas parciales ( $DP$ ). Su propósito principal se basa en diferenciar y categorizar señales que, en primera instancia, pueden parecer ambiguas o difíciles de discernir ya sea en el espectro temporal o frecuencial. La esencia de la  $TC$  radica en la descomposición y evaluación de señales a través de ciertos parámetros específicos. De manera concreta, la técnica se enfoca en tres variables principales de la señal: su energía total ( $E_b$ ), su frecuencia media ( $\omega_c$ ) y su ancho de banda RMS ( $B$ ), sus expresiones se presentan en las ecuaciones (2.7), (2.8) y (2.9) respectivamente. Estos indicadores se extraen del análisis frecuencial de la señal, el cual se determina a través de la transformada de Fourier [24].

$$E_b = \int_0^T |f(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty |F(\omega)|^2 d\omega \quad (2.7)$$

$$\omega_c = \frac{\int_0^\infty \omega |F(\omega)|^2 d\omega}{2\pi E_b} \quad (2.8)$$

$$B = \sqrt{\frac{1}{E_b} \int_0^\infty (\omega - \omega_c)^2 |F(\omega)|^2 d\omega} \quad (2.9)$$

Siendo  $E_b$  el parámetro que representa la magnitud energética de la señal, y el cual tiene por objetivo proporcionar indicios sobre la intensidad de la fuente de DP. Por su parte,  $\omega_c$  ofrece una perspectiva de la frecuencia predominante de la señal, ya que si bien diferentes fuentes de DP pueden manifestarse en distintas frecuencias, este parámetro resulta ser un factor crucial en la diferenciación. Del mismo modo, el ancho de banda de RMS de la señal ( $B$ ) indica la distribución frecuencial de la señal, ofreciendo matices sobre la variedad espectral de las señales adquiridas de las descargas parciales.

Mediante estos indicadores, se puede configurar un espacio tridimensional donde cada origen de DP se manifiesta como un punto específico o agrupación. Sin embargo, estudios anteriores han expuesto la relevancia particular de  $\omega_c$  y  $B$  para la distinción efectiva entre diversas fuentes de DP y posibles interferencias o ruidos [11] [24].

Por otro lado, la aplicación de la TC ha demostrado ser valiosa en la identificación de fuentes potencialmente dañinas de DP en equipos eléctricos, como transformadores [30]. Además, ha sido útil en la distinción entre diferentes emisiones de radiofrecuencia relacionadas con DP [24]. En el área de los árboles eléctricos, se ha observado que la frecuencia promedio  $\omega_c$  revela cambios a medida que el árbol eléctrico avanza. De hecho, en la mayoría de los análisis, el centroide tiende a desplazarse hacia abajo en el mapa conforme el árbol eléctrico crece [27]. No obstante, la técnica no está exenta de desafíos. La selección adecuada de sensores, las limitaciones en el ancho de banda y la caracterización de múltiples fuentes de DP simultáneas son algunas de las barreras que aún enfrenta.

#### 2.2.4. Respuesta temporal y espectral de las señales

Según la literatura, las descargas parciales presentan un comportamiento oscilatorio amortiguado característico en el dominio del tiempo, lo que ha llevado a la posibilidad de obtener distribuciones

de datos con diferentes niveles de asimetría y apuntalamiento, que se pueden caracterizar mediante los valores de skewness ( $S$ ) y curtosis ( $K$ ), respectivamente. Parámetros que ayudan a evaluar la normalidad de la distribución de los datos analizados [31] [10].

En este contexto, la presente técnica propuesta se basa en tres parámetros extraídos de cada señal capturada. Dos de estos relacionados con las magnitudes temporales positivas y negativas de la señal (curtosis), y el tercero con su contenido espectral. En las ecuaciones (2.10) y (2.11) se presentan de manera matemática las expresiones que permiten obtener ambos parámetros de la curtosis basados en las magnitudes positivas y negativas de una DP o ruido respectivamente, donde estudios han demostrado que estos valores pueden diferenciar claramente entre diferentes tipos de fuentes de DP y ruido [10].

$$K_{(+)} = \frac{\sum (|sn_{(+)}| - |\bar{s}_{(+)}|)^4}{(N_{(+)} - 1) \sigma_{(+)}^4} \quad (2.10)$$

$$K_{(-)} = \frac{\sum (|sn_{(-)}| - |\bar{s}_{(-)}|)^4}{(N_{(-)} - 1) \sigma_{(-)}^4} \quad (2.11)$$

Donde  $sn_{(+)}$  y  $sn_{(-)}$  son las magnitudes positivas y negativas de la señal respectivamente,  $\bar{s}_{(+)}$  y  $\bar{s}_{(-)}$ , los valores medios de las magnitudes positivas y negativas respectivamente,  $N_{(+)}$  y  $N_{(-)}$  son el número total de valores obtenidos para  $sn_{(+)}$  y  $sn_{(-)}$ . Mientras que  $\sigma_{(+)}$  y  $\sigma_{(-)}$  son las desviaciones estándar de  $sn_{(+)}$  y  $sn_{(-)}$  respectivamente.

Por otro lado, el parámetro  $FMW$  se deriva desde el contenido espectral de la señal, el cual a través de la ecuación (2.12) establece la banda de frecuencia con el máximo contenido espectral de la señal, ponderado por un factor de relevancia ( $RF$ ) el cual se presenta en (2.13).

$$F_{MW} = f_{max} \cdot RF \quad (2.12)$$

$$RF = \frac{\sum_{f_1}^{f_2} S(f)}{\sum_0^{f_{end}} S(f)} \quad (2.13)$$

Donde  $S(f)$  representa la transformada rápida de Fourier (FFT) del pulso de PD o ruido eléctrico, y  $f_{end}$  la banda de frecuencia máxima del pulso. En la Figura (2.6), se presenta el proceso de obtención de los parámetros, donde  $RF$  se obtiene a través de la identificación de la potencia máxima espectral  $P_{max}$  asociada a la frecuencia  $f_{max}$ . Posteriormente, se determina el contenido espectral promedio de la señal  $P_{avg}$ , el cual se establece entre el 5 % y el 95 % de la potencia máxima espectral  $P_{max}$ . Así, una vez determinado estos parámetros, es posible obtener  $f_1$  y  $f_2$ , los cuales

corresponden a las frecuencias que interceptan el lóbulo donde  $P_{max}$  fue encontrado [10].

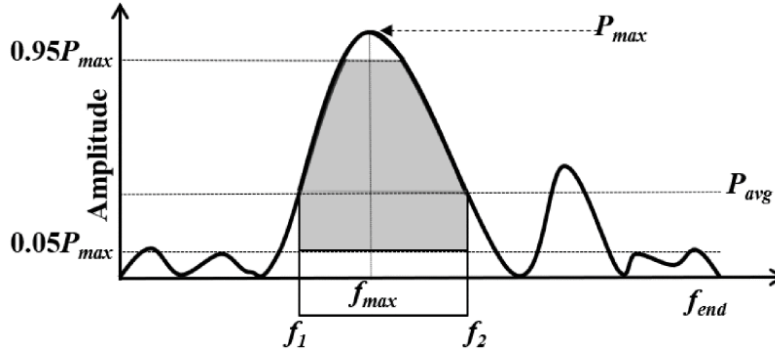


Figura 2.6: Proceso de selección de los parámetros  $FMW$  y  $RF$  a partir del espectro de frecuencia de la señal.[10]

De este modo, los tres parámetros extraídos ( $K_{(+)}$ ,  $K_{(-)}$ , y  $FMW$ ) conforman un mapa 3D, donde cada punto puede ser asociado a una fuente específica de PD o ruido. Este enfoque facilita la identificación y separación de diferentes fuentes de PD y ruido eléctrico sin requerir procesamientos o filtrados adicionales, haciendo la técnica bastante eficiente y directa. Sin embargo, es crucial destacar que el posicionamiento de los clusters en el mapa 3D puede ser influenciado por variaciones en los parámetros eléctricos del circuito de medición, y por ende, la asignación específica de un tipo de fuente a una posición no es universal [10].

### 2.3. Análisis de componentes principales (PCA)

El Análisis de Componentes Principales (PCA), también conocido como descomposición en Funciones Empíricas Ortogonales (EOF), es una técnica no paramétrica esencial para la reducción de dimensionalidad en diversas disciplinas [32]. Su aplicación es crucial cuando se enfrentan a conjuntos de datos de alta dimensionalidad, donde la redundancia de información puede obstaculizar la clasificación eficiente. El PCA determina la esencia de los datos, al conservar solo aquellas componentes con la mayor varianza, eliminando así la redundancia y enfatizando las relaciones subyacentes más significativas.

En términos matemáticos, la técnica PCA transforma un conjunto de variables posiblemente correlacionadas en un nuevo conjunto de variables descorrelacionadas, llamadas componentes principales. Esta transformación se logra mediante una combinación lineal ortogonal que maximiza la varianza de las variables transformadas [33]. La ecuación fundamental del PCA puede representarse de forma general como:

$$\mathbf{x}'_{q \times s} = \mathbf{e}_{q \times r} \mathbf{u}_{r \times s} \quad (2.14)$$

Donde  $\mathbf{x}'$  es la matriz de puntuaciones que contiene las variables transformadas,  $\mathbf{e}$  la matriz base ortogonal que representa los datos original,  $\mathbf{u}$  la matriz de componentes principales,  $q$  la cantidad de observaciones,  $s$  la dimensionalidad del espacio de coordenadas PC (cuantas componentes tiene el PCA) y  $r$  la dimensionalidad del espacio original. Los valores de la matriz  $\mathbf{x}'$  se componen a través de una combinación lineal de las nuevas variables buscadas, donde los vectores de la matriz  $\mathbf{u}$  representan las nuevas variables buscadas (componentes principales). Mientras que  $e$  indican el peso o contribución de la componente principal en la valores de  $\mathbf{x}'$  [32].

Los componentes principales de la matriz  $\mathbf{u}$  se derivan de tal manera que son mutuamente ortogonales entre los valores y capturan la mayor varianza posible de los datos originales. De este modo, se busca que pocas componentes principales (PCs) describan al máximo el sistema original, compuesto de  $q$  observaciones. Como también que los PCs encontrados de la matriz  $\mathbf{u}$  sean linealmente independientes entre sí [32]. El cómputo del PCA es relativamente simple a partir de funciones pre-establecidas en muchos lenguajes (sklearn en Python), donde si los datos que se requieren reducir su dimensionalidad poseen valores que pueden influenciar las variables, se debe normalizar para que estos posean media y desviación estándar igual a 0 y 1, respectivamente. Para luego ser transformados al espacio de componentes principales [32]. Matemáticamente, esto se describe como la solución a un problema de autovalores, donde se busca maximizar la varianza a lo largo de los ejes de los componentes principales. De este modo, la matriz  $\mathbf{u}$ , se obtiene a través de las variables originales, es decir:

$$\mathbf{u}_{r \times s} = \mathbf{e}_{q \times r}^T \mathbf{x}'_{q \times s} \quad (2.15)$$

El cálculo de las componentes principales, en este caso de la matriz  $\mathbf{u}$ , requiere de una transformación lineal del espacio que diagonalice la matriz de covarianza o correlación, extrayendo sus valores propios y vectores propios [34]. La matriz de covarianza, se determina a través de los datos originales, tal como se muestra en la ecuación (2.16), donde  $\mathbf{x}_i$  representan los valores originales y  $q$  la cantidad de observaciones o mediciones que se tiene.

$$\mathbf{C} = \frac{1}{q} \sum_i^q \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T \quad (2.16)$$

Mediante la ecuación (2.17), se resuelve el problema de valores propios para la matriz de covarianza  $[\mathbf{C}]$ :

$$[\mathbf{C}][\mathbf{E}] = [\mathbf{E}][\mathbf{\Lambda}] \quad (2.17)$$

De forma más general:

$$[\mathbf{C}] = [\mathbf{E}][\mathbf{\Lambda}][\mathbf{E}]^T \quad (2.18)$$

$$= [\mathbf{E}] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 & 0 & \dots & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \lambda_q \end{bmatrix} [\mathbf{E}]^T \quad (2.19)$$

La solución entrega una matriz diagonal  $\mathbf{\Lambda}$  con los valores propios de la matriz de covarianza  $[\mathbf{C}]$  y una matriz  $\mathbf{E}$ , cuyas columnas contienen los vectores propios. Así, la matriz de valores propios  $\mathbf{\Lambda}$  corresponde a la matriz  $\mathbf{C}$  (covarianza o correlación) en el nuevo espacio definido por la matriz  $\mathbf{E}$ . Asimismo, los valores propios indican la cantidad de varianza capturada por cada componente principal, mientras que los vectores propios definen la dirección de estos componentes en el espacio de datos original. Es decir, contiene la misma información, pero vista desde otro ángulo [32]. Finalmente, las variables nuevas  $\mathbf{u}$  resultan de la proyección de los datos originales  $\mathbf{X}$  sobre la base definida por  $\mathbf{E}$ .

La efectividad de la técnica también radica en su capacidad para simplificar la complejidad de los datos, permitiendo una interpretación visual y analítica más accesible. Por ejemplo, al reducir un conjunto de datos multidimensional a dos o tres componentes principales, es posible visualizar patrones y agrupaciones que de otro modo serían ocultos en la dimensionalidad original. En aplicaciones prácticas, como en el análisis de descargas parciales, la técnica ha demostrado ser una herramienta poderosa para la reducción de dimensiones y el preprocesamiento, facilitando la clasificación y el análisis de fuentes en datos complejos [33] [35] [36] [37] [38] [14]. Este enfoque no solo mejora la eficiencia de los modelos analíticos sino que también proporciona entendimientos valiosos sobre la dinámica de los sistemas estudiados [14].

## 2.4. Base de datos utilizada

La base de datos en estudio proviene íntegramente de experimentaciones llevadas a cabo en el Laboratorio de Alta Tensión de la Universidad Técnica Federico Santa María. Dicha base fue suministrada por dos colegas memoristas del Departamento de Ingeniería Eléctrica, quienes realizaron ensayos en probetas con presencia de vacuolas de aire y probetas con limaduras de hierro, some-

tiéndolas a alta tensión mediante una configuración de electrodos punta-plano. Específicamente, esta base de datos comprende archivos en formato h5, los cuales contienen registros de descargas parciales obtenidos directamente de las mediciones realizadas siguiendo una metodología detallada y almacenados en un Osciloscopio Keysight [18]. Este procedimiento se ajusta al estándar técnico IEC 60270 [6]. Los datos registran todo el proceso de crecimiento del árbol eléctrico, incluyendo la iniciación del árbol eléctrico, el paso por la imperfección y culminando en la ruptura del material aislante. Además, se dispone de una documentación fotográfica que evidencia el crecimiento del árbol eléctrico y el deterioro progresivo del material aislante, capturada en intervalos de 1 minuto.

Es importante recordar que el objetivo de esta memoria de título se concentra en la caracterización del desarrollo de la arborescencia eléctrica en probetas con vacuolas e imperfecciones. Por tanto, se profundizará en el procesamiento y análisis de los datos mediante las técnicas propuestas, más que en el procedimiento de adquisición y filtrado de datos, dado que los datos proporcionados ya han sido previamente filtrados.

## 2.5. Algoritmo lógico de análisis

El procesamiento de los datos se estructura según el algoritmo ilustrado en la Figura 2.7, que detalla el procedimiento para extraer las señales de descargas parciales a lo largo del desarrollo del árbol eléctrico. Asimismo, se describe la obtención de parámetros a partir de las técnicas especificadas en el marco teórico, las cuales serán implementadas en Python para generar un código aplicable a los conjuntos de datos extraídos de cada probeta ensayada. El análisis concluye con la aplicación de la técnica PCA a los parámetros asociados con cada descarga parcial, resultando en una representación gráfica de la evolución de las componentes principales para cada probeta examinada. La cual se contrasta temporalmente con las imágenes de cada minuto, presentándose además un video de la evolución del árbol en comparación con la evolución de los valores del PCA.

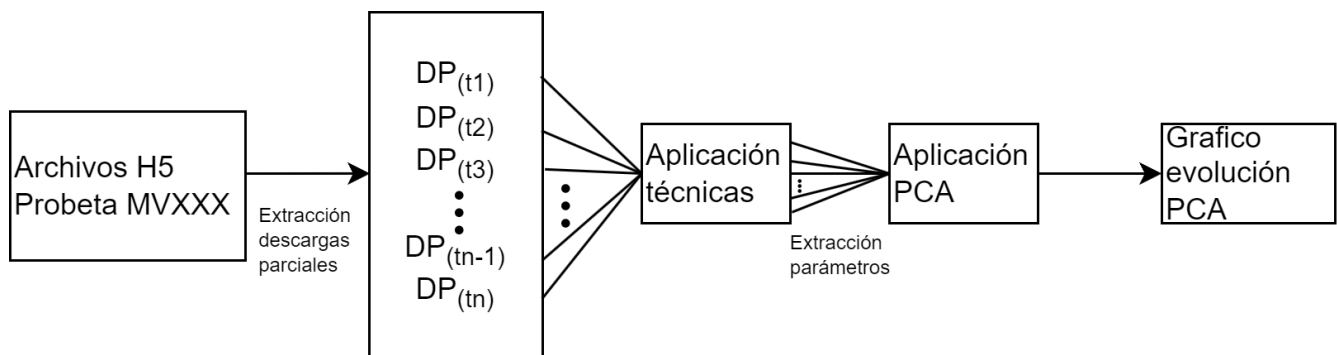


Figura 2.7: Algoritmo lógico de análisis para el tratamiento de los datos

Los archivos h5, derivados de la experimentación con probetas que contienen vacuolas o limaduras de hierro, registran las señales de descargas parciales desde el inicio hasta la formación del arco

eléctrico y la ruptura del material dieléctrico, en este caso, resina epóxica. Tras la extracción de las descargas parciales, estas son filtradas para eliminar ruido o interferencias, aunque este proceso no se detalla en la presente investigación ya que los datos analizados se encuentran filtrados.

Con las descargas parciales secuenciadas cronológicamente, se aplican las técnicas propuestas a cada una, determinando así 10 parámetros por técnica para cada descarga parcial. Por ejemplo, si se registran 1 millón de descargas parciales, se conforma una matriz de 1 millón de filas por 10 columnas. Posteriormente, se normalizan los datos para estandarizarlos con media cero y desviación estándar de uno. Utilizando la librería sklearn en Python, se aplica PCA a esta matriz normalizada, generando una nueva matriz de dimensiones reducidas que reflejan la principal variabilidad de los datos.

El número de componentes principales seleccionadas para el análisis es un parámetro definido previamente en la función PCA. La interpretación de los resultados se basa en la comparación de la evolución temporal de los valores de PCA para diferentes probetas, correlacionando su evolución con las imágenes del crecimiento del árbol capturadas cada minuto. Este enfoque permite determinar si las técnicas empleadas revelan patrones significativos en las distintas etapas del crecimiento del árbol, el tipo de imperfección y la duración del proceso en la vacuola o imperfección.

# Capítulo 3

## Resultados y Análisis

En este capítulo, se exponen los resultados y análisis obtenidos mediante el conjunto de técnicas y el algoritmo de análisis desarrollados en el capítulo 2, aplicados a probetas con vacuolas y probetas con limaduras de hierro sometidas a un crecimiento de 50 [Hz] y 14 [kV]. Se analizan dos componentes principales para ambas configuraciones dado que la tercera componente no evidenció un cambio significativo en el desarrollo del árbol eléctrico (ver Anexos 5.3). Si bien, se obtuvieron resultados para 9 probetas con vacuola y 7 probetas con limaduras de hierro (ver Anexos 5.1 y 5.2), para efectos de la extensión del presente escrito, se analizan y presentan los resultados de 3 probetas para cada configuración, debido a que estas probetas demostraron un crecimiento global representativo para cada tipo de probeta. Se observó que todas las probetas ensayadas compartían un patrón dinámico consistente en los valores de PCA para todas las etapas de crecimiento. Destacando un comportamiento simétrico en contrafase<sup>1</sup>, el cual se caracteriza por una relación de inversión en el movimiento de las componentes, es decir, cuando una componente aumenta, la segunda tiende a disminuir y viceversa. Como también un patrón asociado a un comportamiento cohesivo<sup>2</sup> de los valores de ambas componentes, es decir, que ambas componentes se mueven en la misma dirección, reflejando una transición hacia una dinámica temporal unificada (tanto para vacuolas como para limaduras). Este patrón se complementó con variaciones porcentuales en los momentos donde los PCA cambiaban sus dinámicas, se cruzaban o exhibían crecimiento/decrecimiento en sus valores.

Para la interpretación de los datos, los valores de las componentes principales se redondearon en tramos de 1 minuto, tanto para las probetas con vacuolas como para las probetas con limaduras de hierro. Esto implica agrupar los valores de ambas componentes principales en función del tiempo de ocurrencia de la descarga parcial para tramos de 1 minuto y así calcular su promedio. Este

---

<sup>1</sup>Comportamiento simétrico en contrafase: relación de inversión en el movimiento de las componentes, es decir, cuando una componente aumenta, la segunda tiende a disminuir y viceversa.

<sup>2</sup>Comportamiento cohesivo: ocurre cuando ambas componentes principales se mueven en la misma dirección, reflejando una transición hacia una dinámica temporal unificada.

enfoque se alinea con la frecuencia de captura de imágenes para cada probeta ensayada, que es cada 1 minuto, facilitando así la correlación de los cambios en la morfología del árbol con las dinámicas presentadas por ambas componentes principales.

Es menester mencionar que los valores de los PCA responden a la reducción de los datos en la mayor dirección de la varianza. Por lo tanto, debido a la naturaleza misma de la técnica PCA, ambas componentes principales no representan características físicas de las señales de los datos, ya sea temporales o frecuenciales, las cuales fueron extraídas mediante las técnicas propuestas [33]. Sin embargo, un cambio brusco o una tendencia distinta en los valores de los componentes puede ser indicativo de una transición de estado o una etapa diferente en la evolución del fenómeno de arborescencia. De este modo, este capítulo presenta la correlación entre la evolución temporal de las componentes principales y la arborescencia eléctrica de cada probeta. Por otro lado, se definen 3 etapas del árbol<sup>345</sup> y 3 eventos<sup>678</sup> para el crecimiento del árbol desde el electrodo punta hasta el electrodo plano.

### 3.1. Probetas con vacuolas

A continuación, se presenta el análisis y los resultados obtenidos de las probetas V1, V2 y V3. Si bien, se estudiaron 9 probetas en total (véase Anexo 5.1), estas tres en particular demostraron un crecimiento global representativo para este tipo de probeta. Las técnicas analíticas aplicadas, incluyendo la aplicación del análisis de componentes principales (PCA), permitieron una disminución eficaz en la complejidad de los datos recopilados y una visualización global del crecimiento del árbol. Las características geométricas de las probetas estudiadas se presentan en las Figuras 3.1, 3.2 y 3.3, respectivamente. Las cuales presentan la imperfección entre 0,1 [ $\mu\text{m}$ ] y 1 [mm] del electrodo tipo punta.

---

<sup>3</sup>Etapas antes de la imperfección: zona en la cual el árbol eléctrico se encuentra entre el electrodo de punta y la imperfección

<sup>4</sup>Etapas imperfección: zona donde el árbol eléctrico está ubicado espacialmente donde la imperfección se encuentra.

<sup>5</sup>Etapas final: zona en la cual el árbol eléctrico se encuentra entre la imperfección y el electrodo plano.

<sup>6</sup>Intercepto con imperfección: evento en el cual el árbol eléctrico establece contacto con la imperfección.

<sup>7</sup>Paso por la imperfección: evento donde el árbol eléctrico pasa la imperfección.

<sup>8</sup>Ruptura: evento en el cual el árbol eléctrico intersepta el electrodo plano.

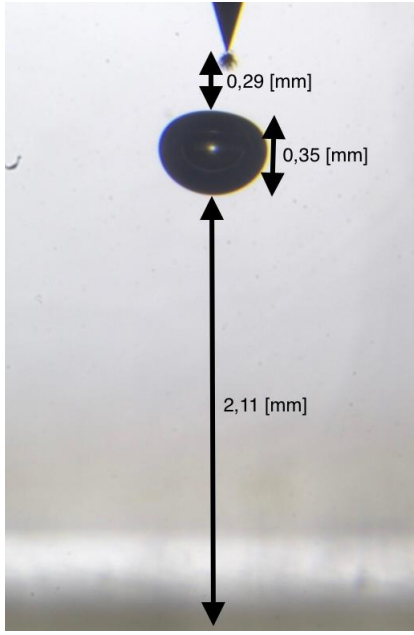


Figura 3.1: Características geométricas probeta V1.

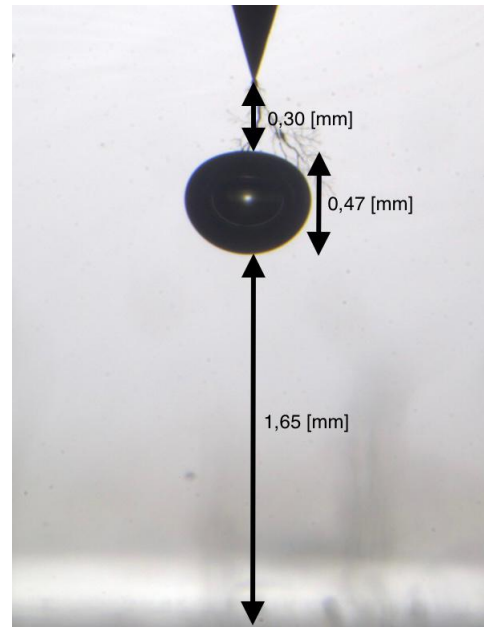


Figura 3.2: Características geométricas probeta V2.

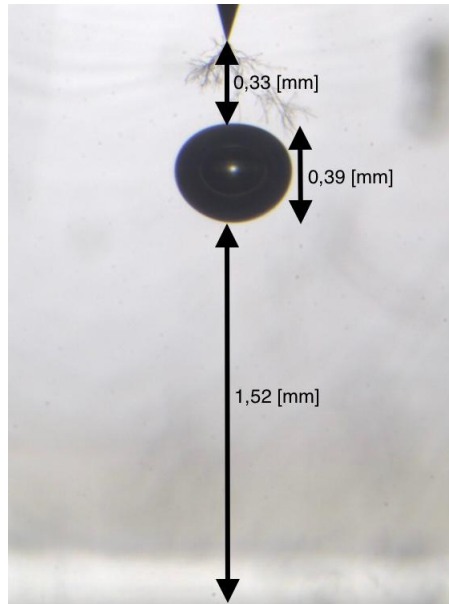


Figura 3.3: Características geométricas probeta V3.

Como se documenta en los Anexos 5.1, se observó que todas las probetas ensayadas compartían un patrón dinámico consistente en los valores de PCA para todas las etapas de crecimiento. Destacando un comportamiento simétrico en contrafase, el cual se caracteriza por una relación de inversión en el movimiento de las componentes, es decir, cuando una componente aumenta, la segunda tiende a disminuir y viceversa. Como también un patrón asociado a un comportamiento cohesivo de los valores de ambas componentes, es decir, que ambas componentes se mueven en la misma dirección,

reflejando una transición hacia una dinámica temporal unificada. Este patrón se complementó con variaciones porcentuales en los momentos donde los PCA cambiaban sus dinámicas, se cruzaban o exhibían crecimiento/decrecimiento en sus valores. Las probetas, compuestas de resina epóxica y con vacuolas, se sometieron a ensayos a 50[Hz] y 14[kV] bajo una configuración punta-plano.

### 3.1.1. Probeta V1

En la probeta V1, analizada en la figura 3.4<sup>9</sup>, se observa que el fenómeno físico asociado al desarrollo del árbol eléctrico atraviesa todas las zonas de las etapas en un periodo total de 150 minutos, donde la gráfica en el eje y no está centrada en 0 debido a que las componentes principales toman valores negativos. Asimismo, se observa que el evento de intercepto con la imperfección en el minuto 78 ya ocurrió, que la etapa de imperfección comienza en el minuto 95 y que en el minuto 130 el árbol eléctrico se encuentra en la etapa final. Respecto a las componentes principales, la primera componente alcanza su valor máximo, que es 4,24, en el minuto 105, y registra su valor mínimo, -1,26, en el minuto 136. Por otro lado, la segunda componente principal muestra una tendencia diferente, logrando su valor máximo, 2,83, en el minuto 136, mientras que su valor mínimo, -2,68, se presenta en el inicio del experimento, en el minuto 1.

En el análisis temporal de las componentes principales de la probeta V1, se observa un patrón distintivo de comportamiento simétrico en la transición de sus valores. Este patrón se caracteriza por una relación de inversión en el movimiento de las componentes: cuando la primera componente aumenta, la segunda tiende a disminuir y viceversa, lo que se denomina una dinámica simétrica en contrafase. Lo cual ocurre para 4 rangos temporales; el rango de 0 a 11 minutos, donde la primera componente presenta un valor promedio igual a 1,35, mientras que la segunda componente un valor igual a -2,46. El rango de 12 a 78 minutos, donde se presentan valores promedios de -0,97 y 0,20 para la primera y segunda componente principal, respectivamente. En el rango de los 78 a 95 minutos donde la primera componente y segunda componente presentan valores promedio iguales a 0,73 y -2,42, respectivamente. Y el rango entre los minutos 96 y 110 con valores promedio de -1,05 y 0,65 para la primera y segunda componente principal, respectivamente.

Por otro lado, desde el minuto 111 al 150, ambas componentes principales presentan un comportamiento cohesivo en sus valores, moviéndose en la misma dirección y reflejando una transición hacia una dinámica temporal unificada. Hasta alcanzar la ruptura del material con valores de 1,24 y -1,18 para la primera y segunda componente principal, respectivamente.

---

<sup>9</sup>Evolución arborescencia: <https://youtube.com/shorts/pHqYsXP8Noc>

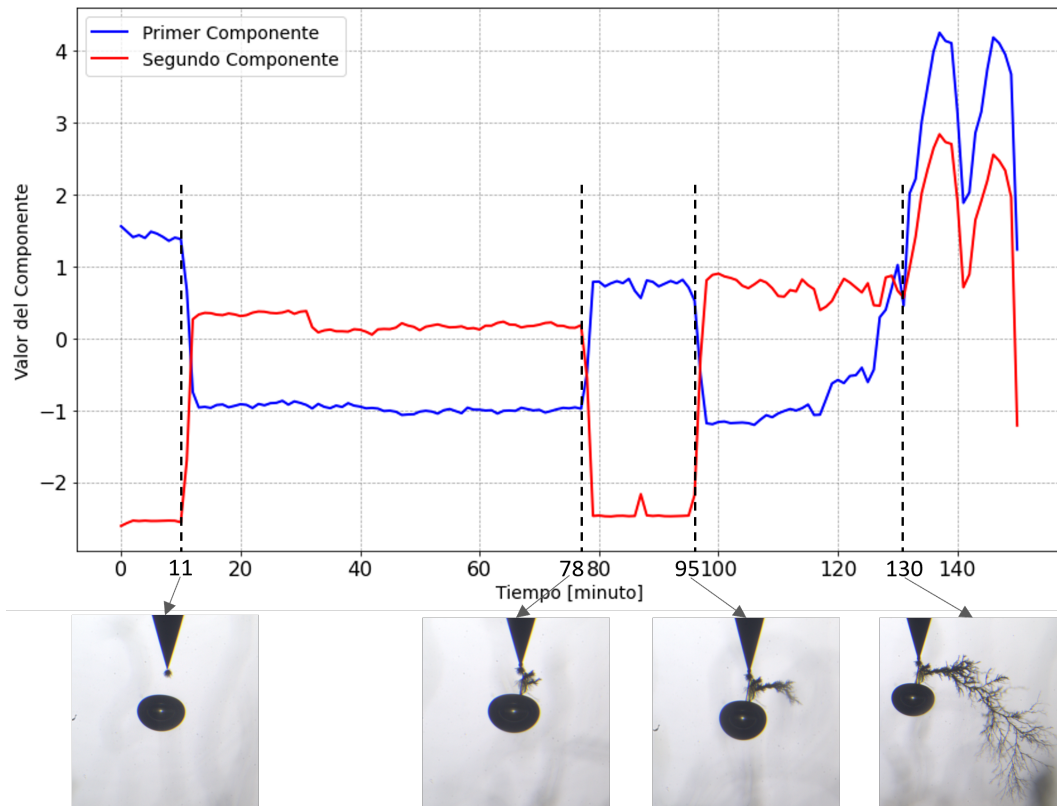


Figura 3.4: Evolución componentes principales para probeta V1.

En la tabla 3.1, se muestran las variaciones porcentuales exhibidas para los distintos rangos temporales del comportamiento de los PCA. Se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan, o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores. Estas variaciones porcentuales son respecto del minuto anterior, es decir, entre el minuto 11 y 12, se presentó una variación porcentual de -244% para la primera componente y de -117% para la segunda componente. Asimismo, estas variaciones porcentuales se presentan a partir de la figura 3.4, identificando estos minutos como los posteriores al cruce y/o intercepto entre ambas componentes principales (minuto 12, 79, 96 y 131).

Tabla 3.1: Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V1.

V1	Minutos			
	11-12	78-79	95-96	130-131
Variación porcentual PCA 1	-244 %	-146 %	-279 %	-709 %
Variación porcentual PCA 2	-117 %	-1172 %	-170 %	-79 %

Ahora bien, las variaciones de las componentes principales que se presentan en los 4 rangos de

simetría y en el último tramo establece la interrogante de si es que esta evolución, y los cruces que se presentan temporalmente, debido a las variaciones de las dos componentes principales, determinan un cambio físico en la morfología del árbol.

La figura 3.6, muestra el momento exacto en el minuto 17, posterior al primer cruce de los PCA establecido en el minuto 11 desde el primer al segundo rango, donde se observa que respecto al minuto 5 (figura 3.5) se presenta un cambio notorio en la morfología del árbol, y donde se destaca que ambos momentos se presentan en la etapa antes de la imperfección.

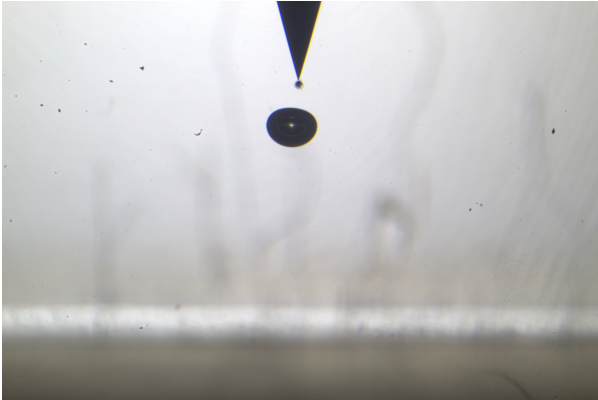


Figura 3.5: Morfología árbol V1, minuto 5.

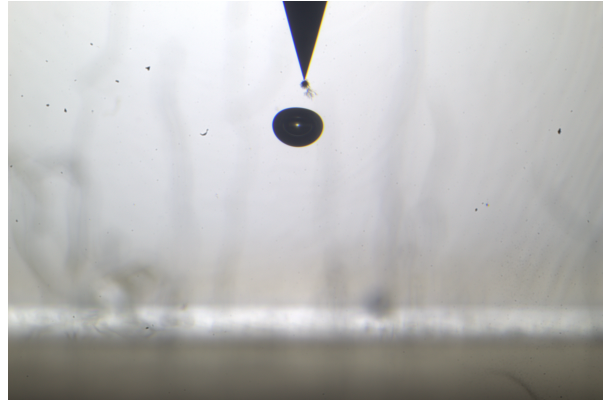


Figura 3.6: Morfología árbol V1, minuto 17.

Asimismo, la figura 3.7 muestra la evolución del árbol en el minuto 47, donde se observa claramente el evento de intercepto del árbol con la vacuola. La figura 3.8 muestra la morfología del árbol presentada en el minuto 105, donde se observa el evento de paso por la imperfección, lo cual ocurre luego de la variación presentada por las componentes principales desde el tercer al cuarto rango.

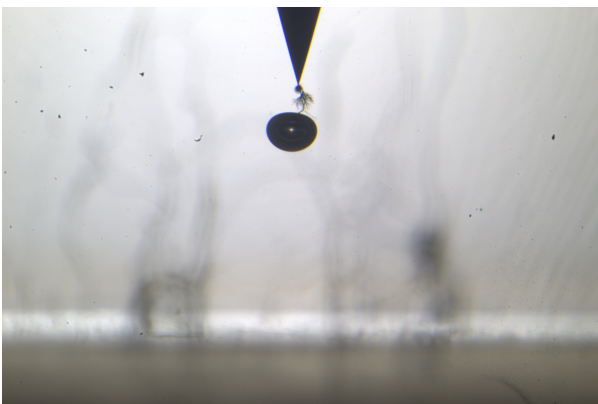


Figura 3.7: Morfología árbol V1, minuto 47.

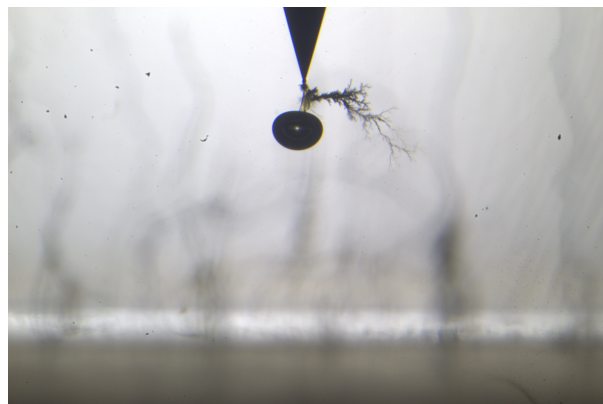


Figura 3.8: Morfología árbol V1, minuto 105.

En la figura 3.9, se presenta la etapa final del árbol en el minuto 143, la cual se establece en el rango temporal donde las variaciones de los valores de las componentes principales exhiben un

comportamiento similar en su dinámica, identificando así la etapa donde el árbol está próximo a tocar el electrodo plano.

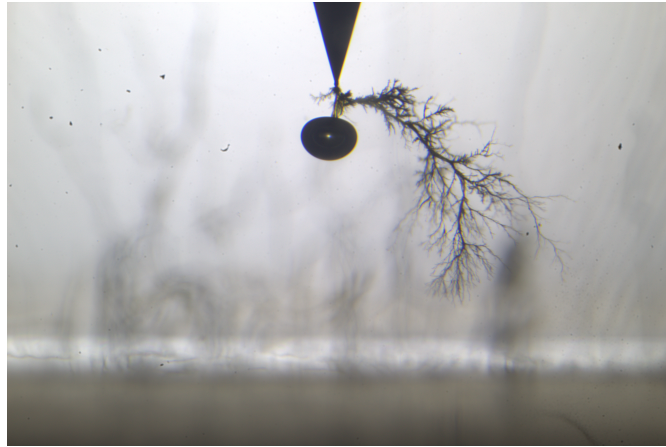


Figura 3.9: Etapa final V1, minuto 143.

En el análisis de la probeta V1, las variaciones porcentuales en las componentes principales revelan correlaciones claves con las etapas de desarrollo del árbol eléctrico. Específicamente, una variación porcentual significativa de  $-146\%$  y  $-1172\%$  en las componentes principales, observada en el minuto 79, precede a un crecimiento notorio del árbol, en comparación al minuto 95 (véase figura 3.4). Además, la variación registrada en el minuto 12, con valores de  $-244\%$  y  $-117\%$  para la primera y segunda componente, respectivamente, coincide con un cambio físico apreciable en la arborescencia, evidenciado en los minutos posteriores a este evento (ver Figura 3.6).

Asimismo, tras la variación porcentual en el minuto 96 de  $-279\%$  y  $-170\%$  en las componentes, se observa el evento de paso por la imperfección, como se documenta en la figura 3.8. De manera relevante, la variación porcentual en el minuto 131, con valores de  $-709\%$  y  $79\%$  en las componentes, marca el inicio de la dinámica cohesiva de los PCA, establecido además en la etapa final del desarrollo del árbol (ver figura 3.9).

Estos resultados, al correlacionarse con las imágenes del fenómeno, destacan la eficacia de la técnica propuesta para identificar las distintas etapas de crecimiento de la arborescencia en la probeta V1. La correlación entre las variaciones porcentuales, como se detalla en la Tabla 3.1, y los cambios en la morfología del árbol eléctrico a través del tiempo, permite distinguir las etapas anteriores a la vacuola, la etapa del árbol por la imperfección y la etapa final. Así como los eventos de paso por la imperfección y el evento de ruptura. Del mismo modo, se observa que posterior a las variaciones porcentuales en los valores de las componentes principales para los rangos temporales donde los PCA presentan dinámicas en contrafase, el árbol eléctrico determina un ennegrecimiento en sus canales, claramente documentado en las imágenes. Mientras que la dinámica en contrafase, en conjunto a las variaciones porcentuales se relaciona con un crecimiento del árbol eléctrico en

dirección al electrodo plano.

### 3.1.2. Probeta V2

La probeta V2 presenta el comportamiento temporal de las componentes principales expuesto en la Figura 3.10, donde se observa que el árbol eléctrico atraviesa todas las zonas de las etapas en un periodo total de 55 minutos. Durante el período de observación, la primera componente principal alcanzó su valor máximo de 1,75 a los 55 minutos, mientras que el valor mínimo se registró en el inicio de la medición con un valor de -3,92. Paralelamente, la segunda componente principal presentó valores máximos y mínimos de 1,92 y -0,94 a los 54 y 19 minutos, respectivamente. Asimismo, se observa que el evento de intercepto con la imperfección en el minuto 25 ya ocurrió, que en el minuto 25 el árbol eléctrico se encuentra en la etapa de imperfección y que en el minuto 35 el árbol eléctrico se encuentra en la etapa final.

Al igual que los resultados del PCA de la probeta V1 (ver figura 3.4<sup>10</sup>), se destaca que ambas componentes principales presentan una dinámica en contrafase para tres rangos temporales. El primero, presentado desde el minuto 0 al minuto 6, con un promedio igual a -3,66 y 1,07 para la primera y segunda componente principal, respectivamente. El segundo rango, se presentado desde el minuto 7 al minuto 11, con valores promedio de -0,60 y -0,81 para la primera y segunda componente principal. Además, se destaca que en el minuto 11, ambas componentes se cruzan alcanzando valores de -0,74 y -0,75 para la primera y segunda componente principal, respectivamente. Para determinar así, el tercer rango temporal, el cual se establece entre el minuto 12 hasta el minuto 25, donde la primera componente cruza el 0 con una pendiente de la regresión igual a 0.03 [unidades/minuto], y la segunda componente presenta una promedio igual a -0,85. Así, posterior al minuto 25, se observa un comportamiento de crecimiento cohesivo en la dinámica de las componentes principales, generándose en el minuto 55, la ruptura del material con valores de 1,75 y 1,88 para la primera y segunda componente, respectivamente.

---

<sup>10</sup>Evolución arborescencia: <https://www.youtube.com/shorts/fb5a5SXmMn8>

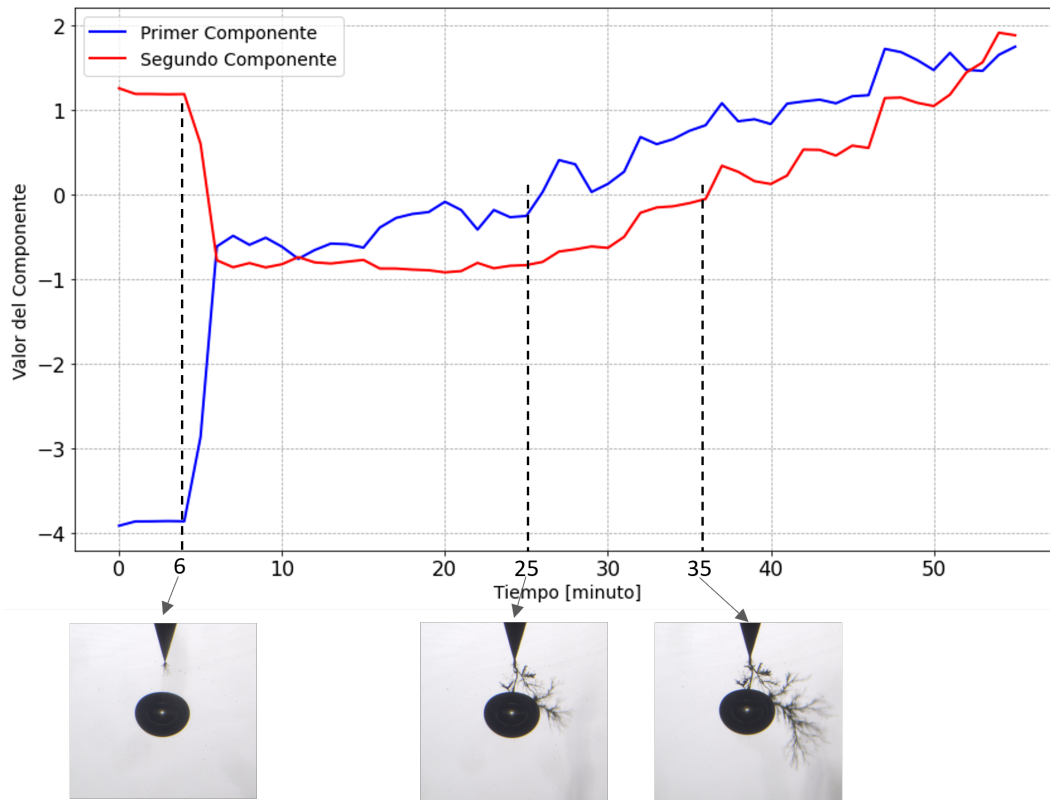


Figura 3.10: Evolución componentes principales para probeta V2.

En la tabla 3.2, se muestran las variaciones porcentuales, exhibidas para los 3 rangos temporales del comportamiento de los PCA, definidos anteriormente. Donde se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores, en específico cuando la primera y segunda componente cruzan el 0 (minuto 26 y 36, respectivamente). Estas variaciones porcentuales son respecto del minuto anterior, es decir, entre el minuto 6 y 7, se presentó una variación porcentual de -76 % para la primera componente y de -284 % para la segunda componente. Asimismo, estas variaciones porcentuales se presentan a partir de la figura 3.10, identificando estos minutos como los posteriores al cruce y/o intercepto entre ambas componentes principales (minuto 7, 26, y 36).

Tabla 3.2: Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V2.

V2	Minutos		
	6-7	25-26	35-36
Variación porcentual PCA 1	-76 %	-233 %	34 %
Variación porcentual PCA 2	-284 %	-12 %	-353 %

Del mismo modo que en la probeta V1, es necesario analizar si los cambios en la dinámica de las componentes principales presentados en la figura 3.10 se correlacionan con los cambios morfológicos presentados en la probeta analizada.

Las figuras 3.11 y 3.12, muestran puntualmente la etapa de crecimiento del árbol antes de la imperfección, para los minutos 5 y 9, respectivamente. Donde se destaca que posterior a la transición entre el primer y segundo rango temporal, con una variación porcentual de -76 % y -284 % para el primer y segundo componente principal el árbol presentó un cambio notorio en su morfología.

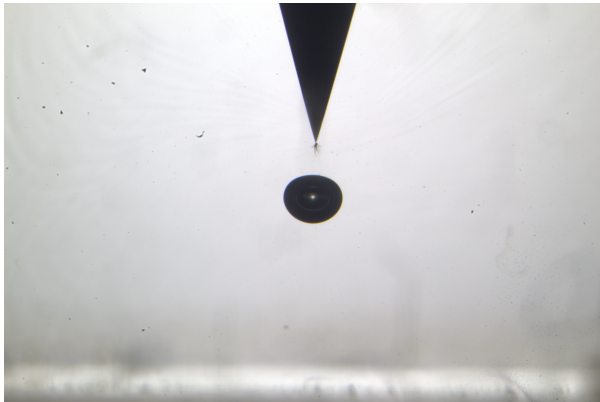


Figura 3.11: Morfología árbol V2, minuto 5.

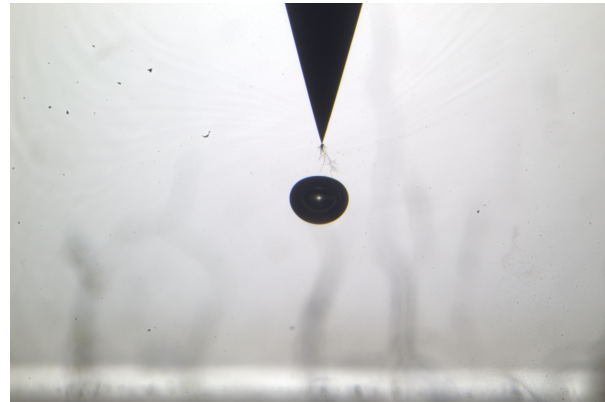


Figura 3.12: Morfología árbol V2, minuto 9.

La figura 3.13 muestra la morfología alcanzada por el árbol eléctrico en el minuto 14, en la cual se observa claramente el evento de intercepto con la imperfección, donde los canales micrométricos presentados en el material polimérico interceptan la vacuola. Esta ocurrencia se presenta posterior a la transición desde el cruce entre ambas componentes al tercer rango temporal. Por su parte, la figura 3.14, muestra la morfología del árbol en el minuto 27, mostrando que el evento de paso por la imperfección, donde los canales de la arborescencia pasan la vacuola y se presenta el comienzo de la etapa final. Cuya ocurrencia, se establece posterior al cruce por cero de la primera componente principal, donde la dinámica de la primera y segunda componente principal presenta un comportamiento temporal cohesivo.

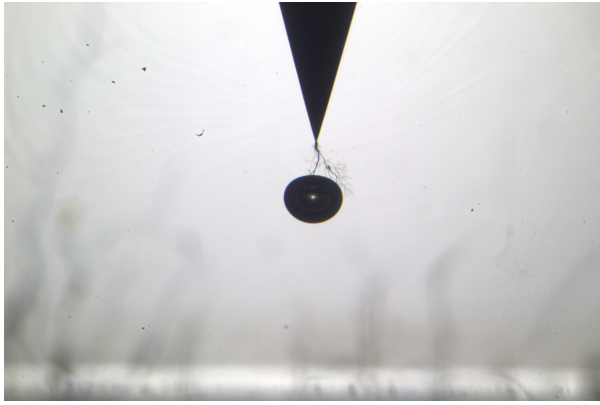


Figura 3.13: Morfología árbol V2, minuto 14.

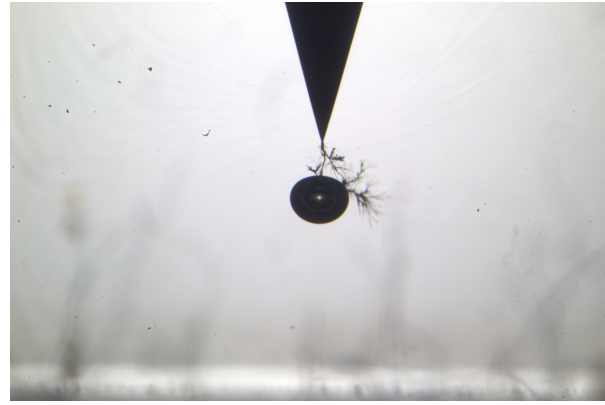


Figura 3.14: Morfología árbol V2, minuto 27.

Por último, la figura 3.15 muestra el árbol eléctrico en la etapa final para el minuto 54 (pre formación del arco eléctrico), donde se destaca una morfología de la arborescencia altamente marcada y ennegrecida, lo cual establece una mayor probabilidad de ruptura del material polimérico.

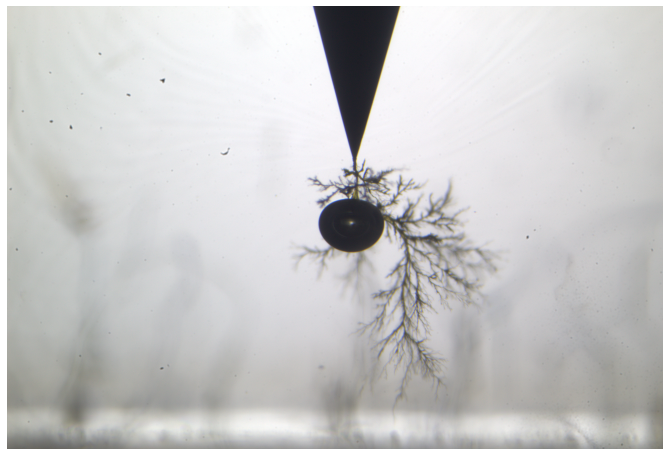


Figura 3.15: Etapa final V2, minuto 54.

El análisis de las variaciones porcentuales en las componentes principales de la probeta V2, detalladas en la Tabla 3.2, permite establecer correlaciones significativas entre los valores del PCA y las distintas fases del crecimiento del árbol eléctrico. Una variación porcentual notable en el minuto 7, con valores de  $-76\%$  y  $-284\%$  para la primera y segunda componente respectivamente, coincide con un crecimiento significativo del árbol, posterior a la ocurrencia de esta variación porcentual, documentado en la Figura 3.12. Este crecimiento es determinante para el evento de intercepto con la imperfección que se observa posteriormente para el minuto 14, en la Figura 3.13.

En el minuto 26, se registran variaciones de  $-233\%$  y  $-12\%$  en las primeras dos componentes, un momento crítico que precede al evento de paso por la imperfección, como se ilustra en la Figura 3.14. Además, las variaciones de  $34\%$  y  $-353\%$  en las componentes principales en el minuto 36 coinciden

con un cambio significativo cuando la segunda componente cruza el valor cero. Estos resultados son consistentes con los observados en la probeta V1, donde las dinámicas de contrafase y cohesión de las componentes a lo largo del tiempo muestran una correlación clara con las diferentes etapas del desarrollo del árbol eléctrico.

Es particularmente interesante observar que, al igual que la probeta V1 durante la etapa final del crecimiento del árbol, la dinámica cohesiva de las dos componentes principales muestra valores cercanos entre sí, lo que se relaciona en un notorio crecimiento del árbol para un corto período de tiempo. Condicionando el material para una inminente ruptura. Por lo tanto, los resultados obtenidos para la probeta V2 proporcionan una identificación clara de las distintas etapas del árbol eléctrico, evidenciando un patrón que refleja tanto la evolución física como las características eléctricas del fenómeno estudiado. De esta forma, y al igual que en la probeta V1, las variaciones porcentuales presentadas para ambas componentes se relacionan con las etapas del árbol eléctrico, precediendo un crecimiento notorio del árbol en la dinámica cohesiva de la evolución del PCA.

### **3.1.3. Probeta V3**

La probeta V3, presenta el comportamiento temporal de las componentes principales expuesta en la figura 3.16<sup>11</sup>, la cual a priori es distinta a la exhibida por las probetas V1 y V2. Durante el periodo de observación de 91 minutos, la primera componente principal alcanzó su valor máximo de 1,60 a los 27 minutos, mientras que el valor mínimo se registró en el minuto 62 con un valor de -2,42. Paralelamente, la segunda componente principal presentó valores máximos y mínimos de 1,74 y -0,78 a los 63 y 44 minutos, respectivamente. Se observa que para el minuto 25, el árbol eléctrico se encuentra en la etapa final del crecimiento, y no se ha presentado el evento de intercepto con la imperfección. Del mismo modo, en el minuto 57, se observa que aún no se establece el evento de intercepto con la imperfección, mientras que en el minuto 84, se observa el evento de intercepto con la imperfección y con el electrodo plano, lo cual indica una posterior ruptura.

Por otro lado, se destaca que el comportamiento de los valores del PCA presenta una dinámica temporal distinta a las observadas en las probetas V1 y V2, cuyas dinámicas temporales globales exhibían primeramente una dinámica de contrafase, para luego establecer una dinámica cohesiva en los últimos minutos del crecimiento, hasta alcanzar la ruptura. La presente probeta, revela un comportamiento inverso en las dinámicas analizadas anteriormente, donde inicialmente se presenta una dinámica cohesiva desde el minuto 0 hasta el minuto 58, para luego, presentarse la dinámica de contrafase en los valores de la primera y segunda componente principal desde el minuto 59 hasta el minuto 91. Tanto la primera como segunda componente principal, presentan una pendiente para la regresión lineal de 0,03 y 0,04, respectivamente desde el minuto 1 hasta el minuto 26. Mientras que una pendiente para la regresión lineal entre el minuto 26 y el minuto 41 de -0,05 y -0,06,

---

<sup>11</sup>Evolución arborescencia: <https://youtube.com/shorts/crj7hcv81nw>

para la primera y segunda componente principal, respectivamente. Posteriormente, se identifica una zona temporal desde el minuto 42 al minuto 58, donde la primera y segunda componente principal presentan un valor promedio de sus valores igual a 0,60 y -0,74. Finalmente, se presenta una dinámica de contrafase entre el minuto 59 al minuto 91. En esta última etapa, se destaca la ocurrencia del minuto 85, donde la primera y la segunda componente presentan valores de -0,87 y -0,76, respectivamente.

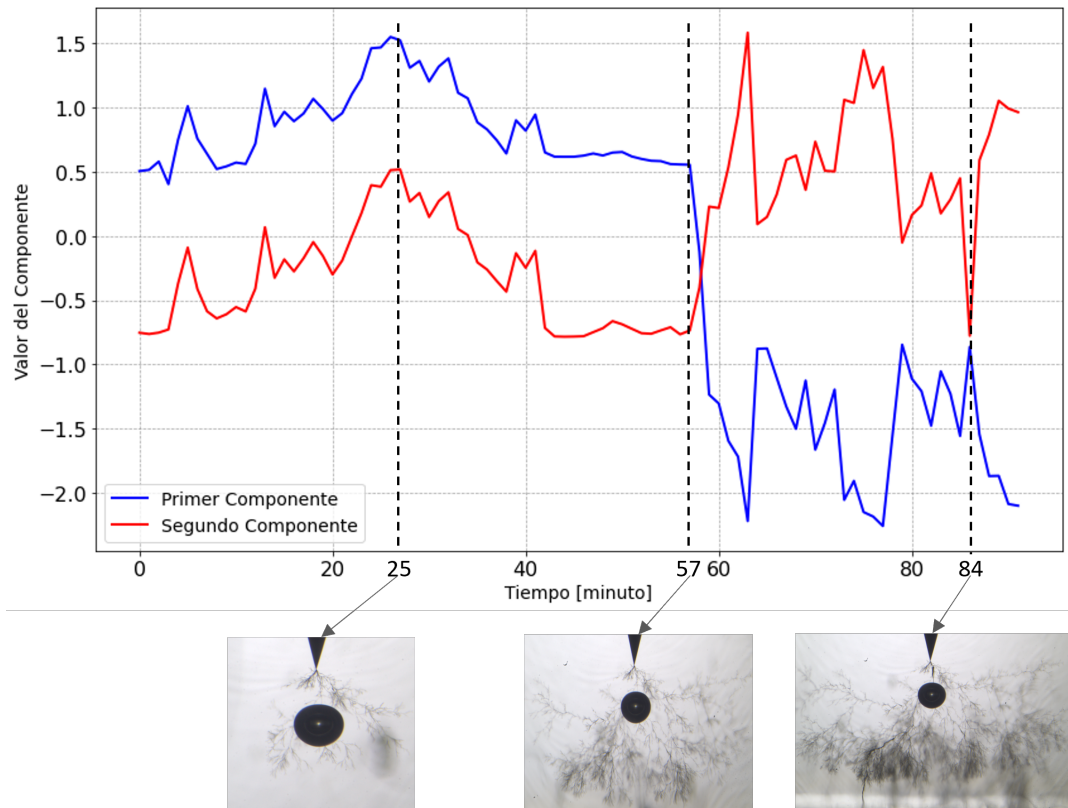


Figura 3.16: Evolución componentes principales para probeta V3.

En la tabla 3.3, se muestran las variaciones porcentuales exhibidas para los rangos temporales del comportamiento de los PCA que describen las variabilidades mas importantes en la evolución del PCA, donde se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores, en específico cuando la primera y segunda componente poseen pendientes positivas y negativas, como cuando se presenta la dinámica de simetría en contrafase. Así como también, cuando la segunda componente toca el 0, indicando además altas variaciones porcentuales entre el minuto 16 y 17, y el cambio de pendiente de la primera y segunda componente presentado entre el minuto 25 y 26, que presenta altas variaciones porcentuales.

Tabla 3.3: Variación porcentual de las componentes principales de la probeta V3.

V3	Minutos			
	16-17	25-26	57-58	84-85
Variación porcentual PCA 1	16 %	25 %	-351 %	75 %
Variación porcentual PCA 2	289 %	171 %	-131 %	-268 %

En las figuras 3.17 y 3.18, se muestra la morfología que presenta el árbol eléctrico para el minuto 17 y 19, momentos donde se presenta la variación porcentual del minuto 16 al 17 y 2 minutos posteriores a esta ocurrencia (para mostrar el crecimiento del árbol). Se observa la alta cantidad de canales creados debido a las descargas parciales ocurridas en este rango temporal y el alto desarrollo en el crecimiento del árbol. Del mismo modo, se destaca que para el minuto 17, el árbol eléctrico se encuentra en la etapa antes de la imperfección, mientras que para el minuto 19, el árbol eléctrico presenta el evento de paso por la imperfección, estableciéndose así la etapa final del árbol eléctrico, con el interesante hecho de que estos no la interceptan, generándose así una especie de desvío en la imperfección.

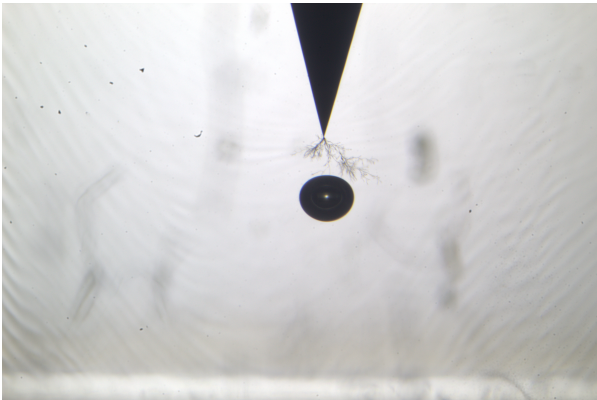


Figura 3.17: Morfología árbol V3, minuto 17.

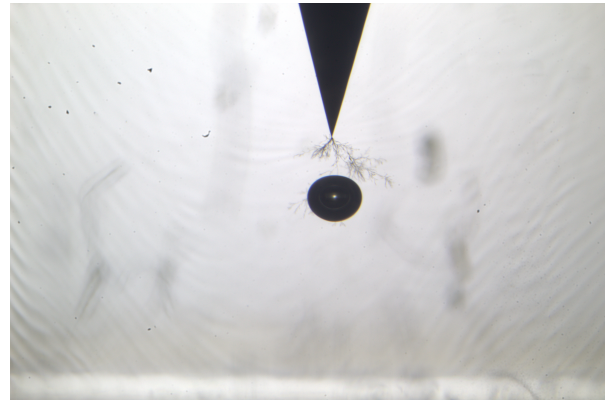


Figura 3.18: Morfología árbol V3, minuto 19.

Por otra parte, la figura 3.19 muestra la morfología del árbol para el minuto posterior a la alta variación porcentual presentada entre el minuto 25 y el minuto 26. Se aprecia que la morfología alcanzada por la arborescencia estableció un crecimiento aleatorio en los caminos creados por la presencia de las descargas parciales, para el rango donde los valores de las componentes principales presentaban valores promedio de 0,60 y -0,74 para la primera y segunda componente, respectivamente. Posterior al cruce de las componentes principales en el minuto 58, donde la dinámica de los valores de las componentes principales presentan contrafase en su movimiento temporal, la figura

3.20 muestra una evolución morfológica de la arborescencia altamente desarrollada para el minuto posterior, donde los canales presentes en la vacuola si bien son finos en su anchura, presentan una aleatoriedad importante en la distribución espacial del material, lo cual hace pensar que la ruptura puede generarse por cualquier canal. De este modo, la cantidad de canales generados para ambos minutos, destaca una evolución considerable y una alta probabilidad de ruptura.

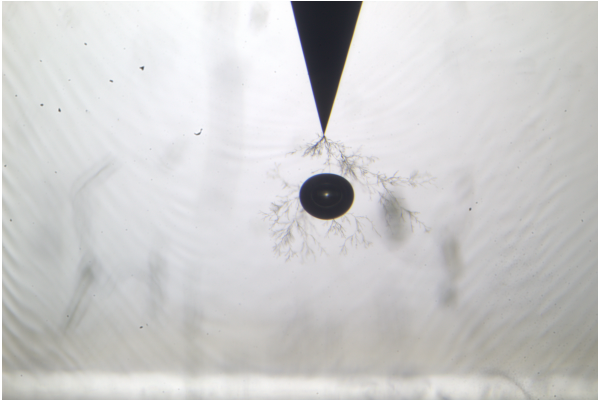


Figura 3.19: Morfología árbol V3, minuto 27.

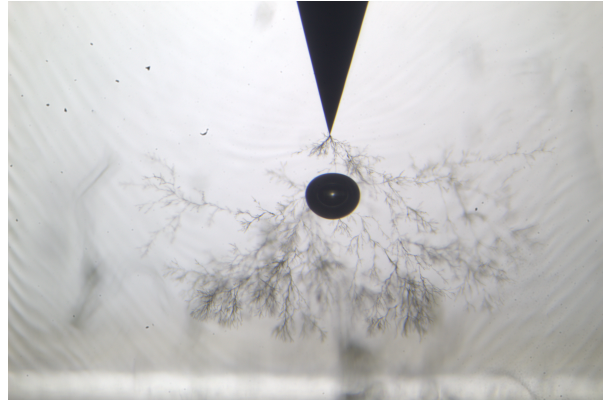


Figura 3.20: Morfología árbol V3, minuto 59.

La figura 3.21, muestra la morfología de la arborescencia alcanzada en el minuto 85, donde si bien, en los minutos anteriores los canales no habían interceptado la vacuola, en el minuto 85 se destaca el evento de intercepto con la imperfección, lo cual se establece en el punto donde la primera y segunda componente principal presentan valores de  $-0,87$  y  $-0,76$ , respectivamente. Del mismo, se observa un canal que intercepta el electrodo plano, lo que a priori se interpretaría como el canal que presentaría la ruptura. Sin embargo, la figura 3.22 muestra la ruptura del material para el minuto 91, 6 minutos posteriores al evento de intercepto con la imperfección la cual se establece a través de la vacuola y no por el canal recientemente mencionado.

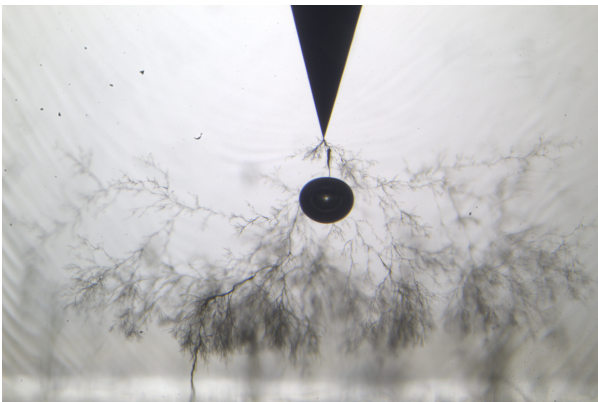


Figura 3.21: Morfología árbol V3, minuto 85.

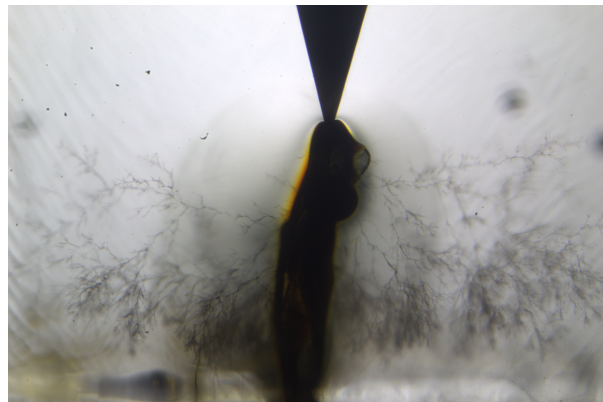


Figura 3.22: Ruptura árbol V3, minuto 91.

El análisis de las variaciones porcentuales en las componentes principales de la probeta V3 (ver tabla 3.3) revela hallazgos significativos. Se observaron variaciones de 16 % y 289 % en las compo-

entes principales en el minuto 17, un momento clave que, al correlacionarlo con las figuras 3.17 y 3.18, se asocia con un marcado crecimiento de los canales de la arborescencia. Este fenómeno es aún más evidente en el minuto 19, periodo en el que se registra una notable variabilidad en las componentes.

Además, en el minuto 26, las variaciones porcentuales de 25 % y 171 % en las primeras dos componentes, respectivamente, y las observadas en el minuto 58 (de -351 % y -131 %), son fundamentales para comprender el desarrollo del árbol, como se muestra en las figuras 3.19 y 3.20 para los minutos 27 y 59, 1 minuto posterior a la ocurrencia de estas variaciones porcentuales. Estas altas variaciones son indicativas de la etapa final del crecimiento del árbol, donde las ramificaciones están presentes en gran parte del material, y se encuentran próximos a alcanzar el electrodo plano.

En el minuto 85, las variaciones de 75 % y -268 % en las componentes principales señalan el evento de intercepto con la imperfección, ilustrado en la figura 3.21. Aunque los patrones observados en la probeta V3 difieren significativamente de las probetas V1 y V2, dado que la morfología del árbol en V3 es más aleatoria y no sigue los eventos consecutivos de intercepto con la imperfección, paso por la imperfección y ruptura, estos resultados son cruciales para caracterizar el comportamiento específico de V3. En esta probeta, se observa que la dinámica cohesiva de los PCA se relaciona con el crecimiento del árbol, mientras que la dinámica de contrafase, especialmente en la última fase temporal, es determinante para el evento de intercepto con la imperfección. Ambas dinámicas se caracterizan por presentar altas variaciones porcentuales en las componentes principales.

## 3.2. Probetas con limaduras

A continuación, se presenta el análisis y los resultados obtenidos de las probetas F1, F2 y F3. Si bien, se estudiaron 7 probetas en total (véase Anexo 5.2), estas tres en particular demostraron un crecimiento global representativo para este tipo de probeta. Las técnicas analíticas aplicadas, incluyendo la aplicación del análisis de componentes principales (PCA), permitieron una disminución eficaz en la complejidad de los datos recopilados y una visualización global del crecimiento del árbol. Como se documenta en los Anexos 5.2, se observó que todas las probetas ensayadas compartían un patrón dinámico consistente en los valores de PCA para todas las etapas de crecimiento. Destacando un comportamiento simétrico en contrafase, el cual se caracteriza por una relación de inversión en el movimiento de las componentes, es decir, cuando una componente aumenta, la segunda tiende a disminuir y viceversa. Como también un patrón asociado a un comportamiento cohesivo de los valores de ambas componentes, es decir, que ambas componentes se mueven en la misma dirección, reflejando una transición hacia una dinámica temporal unificada. Este patrón se complementó con variaciones porcentuales en los momentos donde los PCA cambiaban sus dinámicas, se cruzaban o exhibían crecimiento/decrecimiento en sus valores. Las probetas, compuestas de resina epóxica y con limaduras de hierro, se sometieron a ensayos a 50[Hz] y 14[kV] bajo una con-

figuración punta-plano. Las características geométricas de las probetas con limaduras presentadas se exponen en las Figuras 3.23, 3.24 y 3.25, respectivamente.

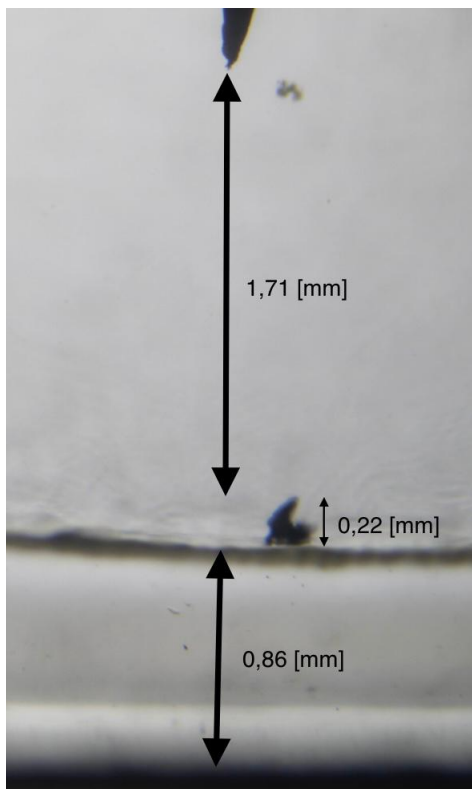


Figura 3.23: Características geométricas probeta F1.

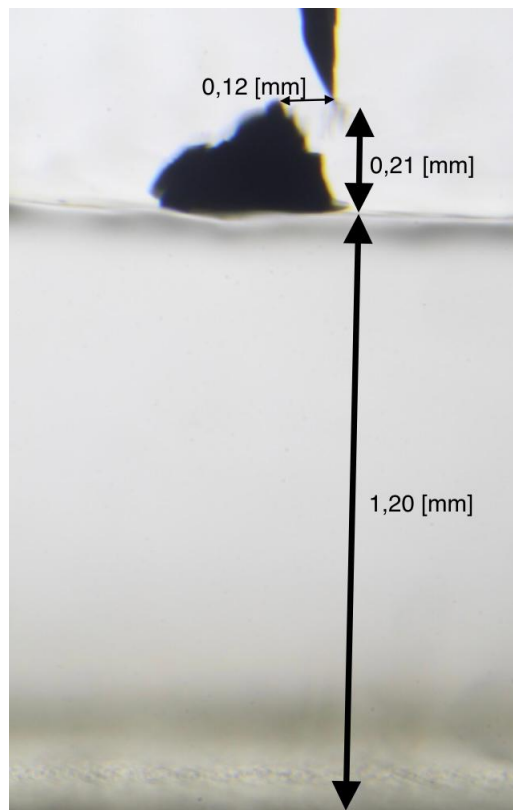


Figura 3.24: Características geométricas probeta F2.

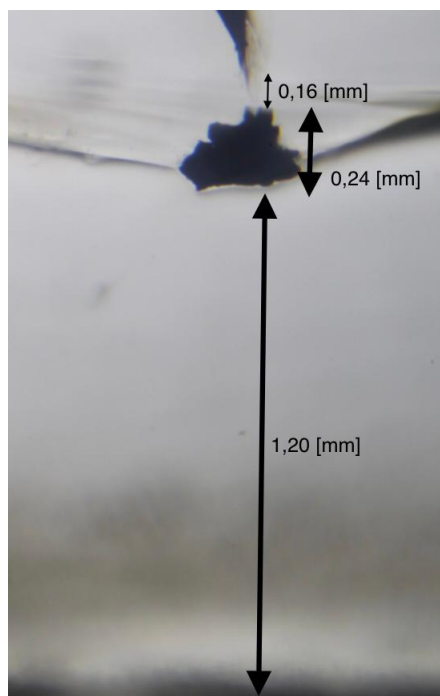


Figura 3.25: Características geométricas probeta F3.

### 3.2.1. Probeta F1

La probeta F1 presenta el comportamiento temporal expuesto en la figura 3.26<sup>12</sup>, donde la duración del crecimiento de la arborescencia eléctrica fenómeno físico en todas sus etapas (etapa antes de la imperfección, etapa imperfección y etapa final) presenta una duración de 107 minutos. Los resultados de ambas componentes del PCA muestran que el valor máximo de la primera componente principal se alcanza en el minuto 96 con un valor igual a 3,96, mientras que el mínimo valor que presenta se alcanza en el minuto 6 con un valor igual a -1,09. La segunda componente principal alcanza su máximo en el minuto 96, con un valor igual a 2,22 y su mínimo en el minuto 47 con un valor igual a -0,42. Se observa que para el minuto 11, 39 y 65 el árbol se encuentra en la etapa antes de la imperfección, mientras que para el minuto 92, el árbol se encuentra en la etapa final.

Se destaca un rango temporal amplio de los PCA con una dinámica de contrafase, desde el minuto 0 hasta el minuto 65, donde se presentan 3 promedios para ambas componentes. El primero, desde el minuto 0 al 11, con valores promedio para la primera y segunda componente principal de -1,08 y 0,11, respectivamente. Luego, valores promedio de -0,70 y -0,16 para la primera y segunda componente principal, respectivamente, entre el minuto 12 al 38. Para finalmente, entre el minuto 39 y el 65 presentar valores promedio de -0,28 y -0,34. Posterior a este tiempo, la segunda componente principal se mantiene en el valor promedio de -0,34, mientras que la primera componente aumenta su valor promedio a 0,03 entre el minuto 66 y 92. Finalmente, ambas componentes principales

<sup>12</sup>Evolución arborescencia: <https://youtube.com/shorts/wzTjDx3uM9A>

presentan una dinámica cohesiva en su comportamiento, generándose la disrupción eléctrica del material en el minuto 107, con un valor de 2,12 y 0,68 para la primera y segunda componente principal, respectivamente.

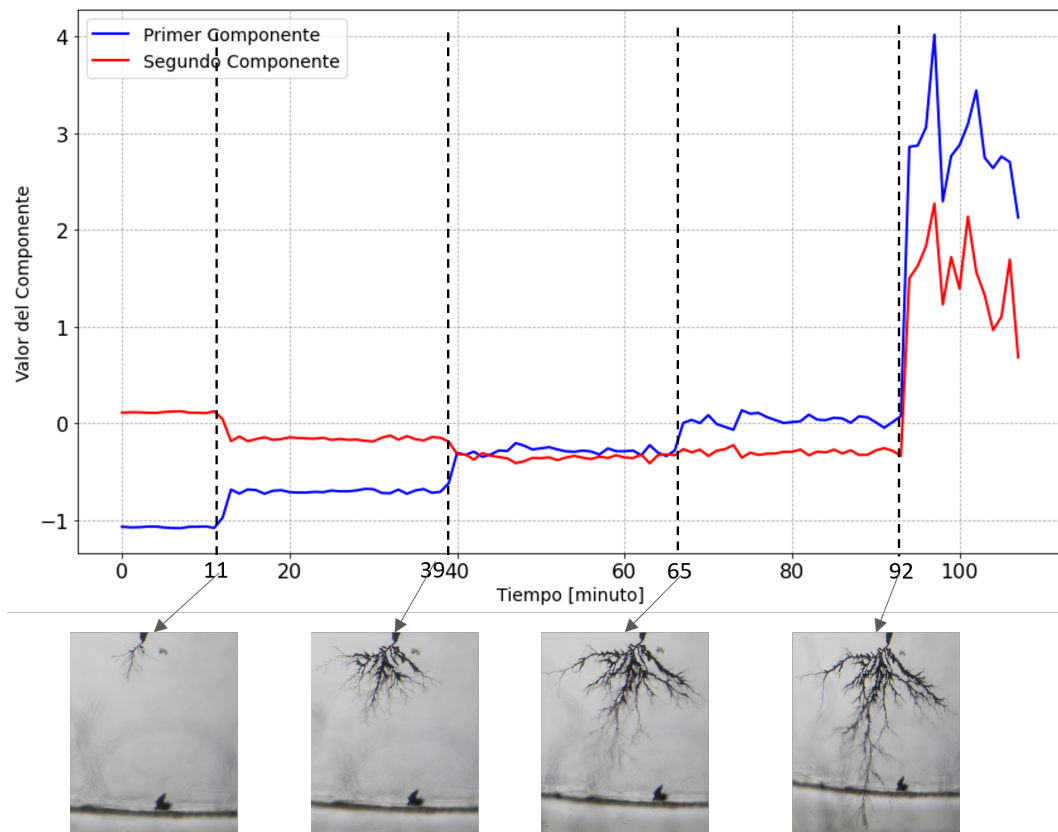


Figura 3.26: Evolución componentes principales para probeta F1.

En la tabla 3.4, se muestran las variaciones porcentuales exhibidas para los rangos temporales del comportamiento de los PCA que describen las variabilidades mas importantes en la evolución del PCA. Se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores, en específico cuando la primera y segunda componente poseen pendientes positivas y negativas, así como también cuando se presentan las dinámicas de simetría en contrafase y las dinámicas cohesivas. Estas variaciones porcentuales son respecto del minuto anterior, es decir, entre el minuto 11 y 12, se presentó una variación porcentual de -30 % para la primera componente y de 251 % para la segunda componente. Asimismo, estas variaciones porcentuales se presentan a partir de la figura 3.26, identificando estos minutos como los posteriores al cruce y/o intercepto entre ambas componentes principales (minuto 12, 40, 66 y 93).

Tabla 3.4: Variación porcentual de las componentes principales para la probeta F1

F1	Minutos			
	11-12	39-40	65-66	92-93
Variación porcentual PCA 1	-30 %	-34 %	-101 %	3284 %
Variación porcentual PCA 2	251 %	82 %	-19 %	-532 %

En las figuras 3.27 y 3.28, se muestra la morfología que presenta el árbol eléctrico para 5 minutos anteriores y 5 minutos posteriores a la ocurrencia de la transición entre el primer y segundo rango temporal de simetría en contrafase (minuto 7 y 17), donde el árbol se encuentra en la etapa antes de la imperfección. De las figuras, se destaca el importante crecimiento que se generó luego de la transición entre el primer y segundo rango temporal de simetría de contrafase, así como también la anchura de los canales de la arborescencia, viéndose oscurecidas.

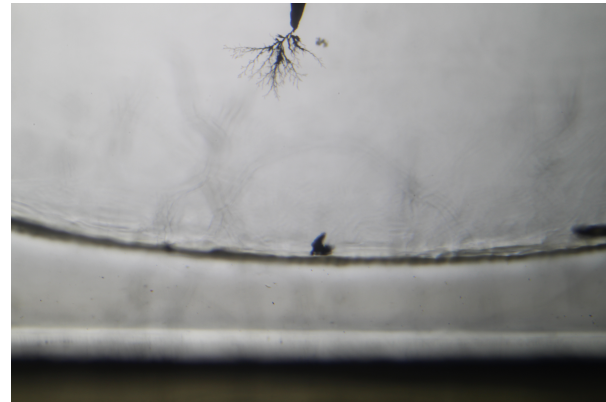
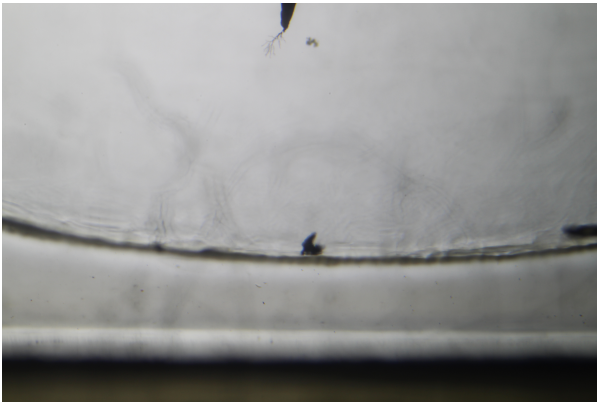


Figura 3.27: Morfología árbol F1, minuto 7.

Figura 3.28: Morfología árbol F1, minuto 17.

Del mismo modo, la figura 3.29 muestra la morfología alcanzada por el árbol eléctrico en el minuto 67, donde se observa claramente que los canales creados por la ocurrencia de las descargas parciales se ubican en la misma distancia que la limadura, estableciéndose posterior a la variación porcentual entre el minuto 65 y 66 la etapa de imperfección. Lo cual se presenta en el rango temporal de simetría de contrafase donde la primera y segunda componente presentan valores promedio de -0,28 y -0,34 respectivamente. Por su parte, la figura 3.30, muestra la morfología del árbol en el minuto 93, mostrando claramente que el árbol pasa la zona donde la limadura yace, determinando así la etapa final. Cuya ocurrencia, se establece posterior al cruce por cero de la primera componente principal, determinando un valor promedio para esta componente de 0,03. Además, se destaca que la arborescencia presenta un crecimiento del árbol crece en dirección vertical con canales mas finos que los que se presentan en el inicio del crecimiento.

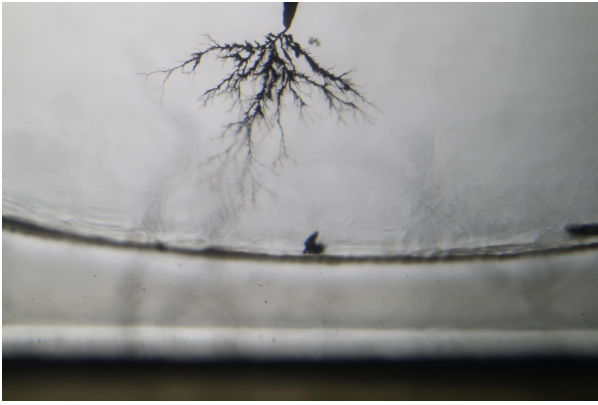


Figura 3.29: Morfología árbol F1, minuto 67.

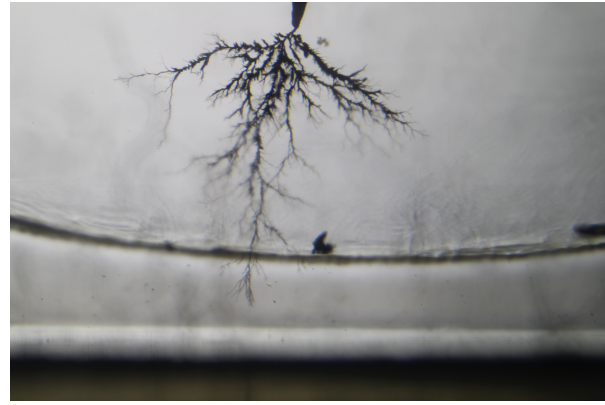


Figura 3.30: Morfología árbol F1, minuto 93.

Finalmente, la figura 3.31 muestra el evento de ruptura del material para el minuto 107, donde la primera y segunda componente principal establecen un comportamiento cohesivo en sus dinámicas y presentan valores de 2,12 y 0,68 para ese minuto, respectivamente. Asimismo, se destaca que la ruptura del polímero no intercepta la limadura, lo cual genera un comportamiento nuevo en relación con las probetas con vacuola presentadas anteriormente.

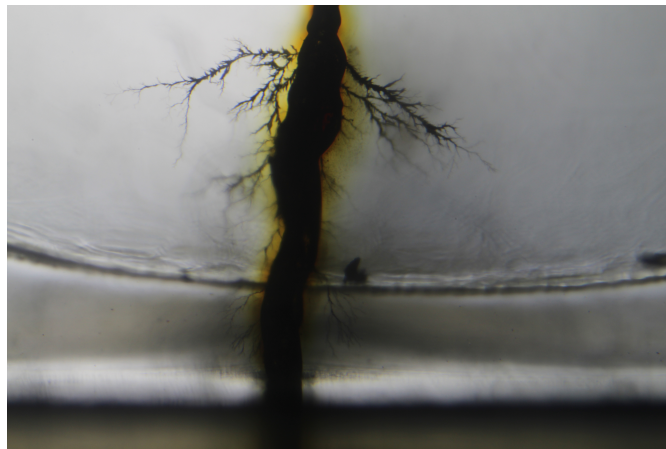


Figura 3.31: Ruptura árbol F1, minuto 107.

El análisis de los resultados del PCA para la probeta F1, en conjunción con la correlación realizada con las imágenes capturadas en momentos clave, revela aspectos fundamentales sobre el crecimiento de la arborescencia. Esta correlación es evidente en los datos presentados en la tabla 3.4. Una observación notable es la similitud en las dinámicas de crecimiento entre la probeta F1 y las probetas V1 y V2. En estas últimas, se observaron inicialmente dinámicas de contrafase seguidas por una fase cohesiva. En el caso de la probeta F1, el evento de ruptura se observó cuando ambas componentes principales alcanzaron la dinámica cohesiva, con variaciones porcentuales de 3284 % y -532 % para la primera y segunda componente, respectivamente, alrededor del minuto 93.

Otro aspecto destacado es la notoria oscuridad de las ramificaciones presentes en el material, y el grosor presentado por las mismas, observados en todo el crecimiento de la arborescencia. Es interesante señalar que entre los minutos 12 y 39, las variaciones porcentuales de ambas componentes del PCA mantuvieron valores bajos. Sin embargo, tras la variación porcentual observada en el minuto 12 (con -30 % y 251 % para la primera y segunda componente, respectivamente), se evidenció un notable crecimiento del árbol, como se muestra en la figura 3.28. Posteriormente, en el minuto 66, las variaciones porcentuales de -101 % y -19 % en las componentes principales anticiparon un cambio morfológico importante para el minuto posterior, ilustrado en la figura 3.29. Por lo que los resultados del PCA se relacionan con el desarrollo del árbol para sus distintas etapas, donde la dinámica cohesiva se relacionó con la etapa final del árbol, mientras que la dinámica simétrica en contrafase en las etapas antes de la imperfección, como la etapa de imperfección.

Finalmente, cabe destacar que, a pesar de la presencia de la limadura, el evento de ruptura no se produjo a través de la imperfección. Más aún, la arborescencia no interceptó en ningún momento la limadura, un hallazgo interesante que resalta la complejidad y la naturaleza única del crecimiento del árbol en esta probeta específica.

### 3.2.2. Probeta F2

La probeta F2 presenta el comportamiento temporal expuesto en la Figura 3.32<sup>13</sup>, donde la duración del crecimiento de la arborescencia eléctrica fenómeno físico en todas sus etapas presenta una duración de 220 minutos. Los resultados de ambas componentes del PCA muestran que el valor máximo de la primera componente principal se alcanza en el minuto 219 con un valor igual a 3,25, mientras que el mínimo valor que presenta se alcanza en el minuto 1 con un valor igual a -1,03. La segunda componente principal alcanza su máximo en el minuto 219, con un valor igual a 1,35 y su mínimo en el minuto 27 con un valor igual a -0,93. De la figura, se observa que para el minuto 22, el árbol se encuentra en la etapa antes de la imperfección, mientras que para el minuto 107, el árbol se encuentra en la etapa de imperfección, con el evento de intercepto con la imperfección ya ocurrido. El minuto 192 y minuto 206 se presentan canales anchos, determinando que el árbol se encuentre en la etapa final.

Se destaca un rango temporal amplio de los PCA con una dinámica de contrafase, desde el minuto 1 hasta el minuto 192, donde se presentan 3 cruces para ambas componentes. El primero, desde el minuto 1 al 22, con valores promedio para la primera y segunda componente principal de -0,78 y 0,48, respectivamente. Luego, se presenta una disminución lineal para la primera componente y un aumento de la segunda componente de manera lineal, entre el minuto 23 al 107, con valores promedio de la regresión lineal igual a -0,004 y 0,007, respectivamente. Para luego, presentar la última dinámica simétrica de contrafase entre los minutos 108 al 192. Donde se destaca la variación

---

<sup>13</sup>Evolución arborescencia: <https://youtube.com/shorts/8IXp2855t3s>

presentada en el minuto 136 y en el minuto 156, con valores para la primera componente iguales a  $-0,89$  y  $-0,29$ , respectivamente, mientras que la segunda componente presenta valores de  $0,55$  y  $-0,03$ . Posterior a este tiempo, la segunda componente principal se mantiene en el valor promedio de  $-0,03$ , mientras que la primera componente aumenta su valor promedio a  $0,63$  entre el minuto 192 y 205. Finalmente, ambas componentes principales presentan una dinámica cohesiva en su comportamiento, generándose la disrupción eléctrica del material en el minuto 220, con un valor de  $3,22$  y  $1,33$  para la primera y segunda componente principal, respectivamente.

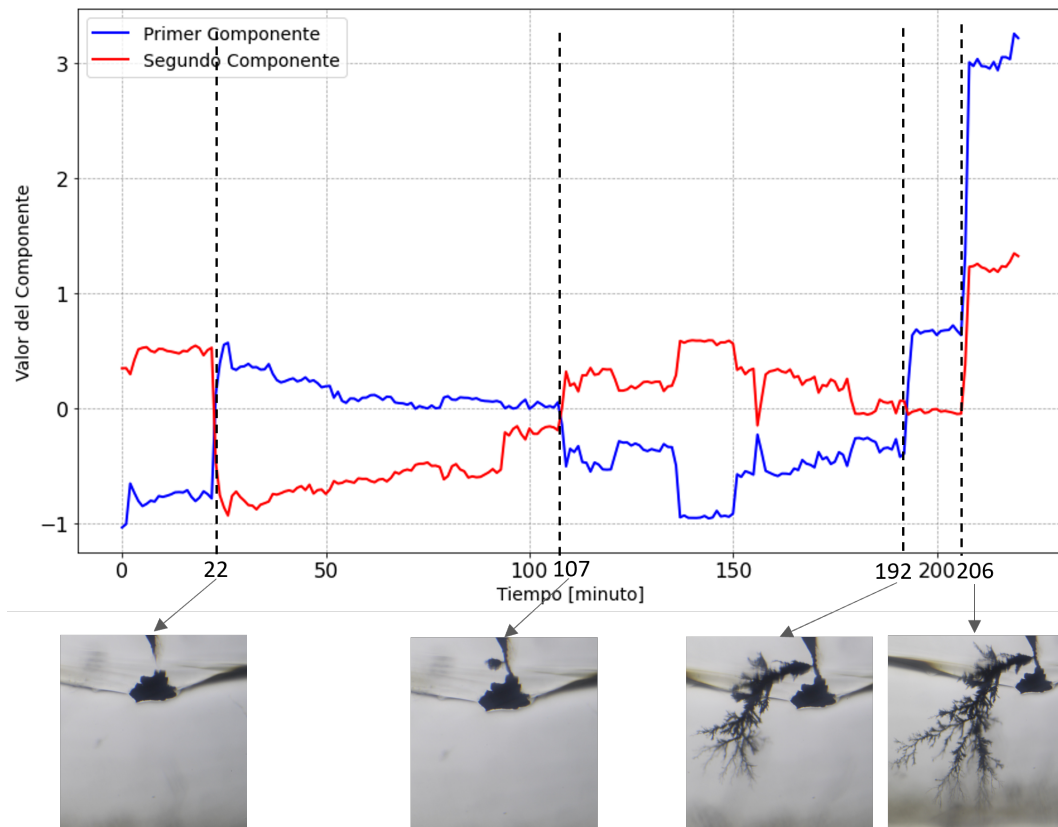


Figura 3.32: Evolución componentes principales para probeta F2.

En la tabla 3.5, se muestran las variaciones porcentuales exhibidas para los rangos temporales del comportamiento de los PCA que describen las variabilidades más importantes en la evolución del PCA. Se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores, en específico cuando la primera y segunda componente poseen pendientes positivas y negativas, así como también cuando se presentan las dinámicas de simetría en contrafase y las dinámicas cohesivas. Estas variaciones porcentuales se establecen respecto del minuto anterior, es decir, entre el minuto 22 y 23, se presentó una variación porcentual de  $-129\%$  para la primera componente y de  $-209\%$  para la segunda componente. Asimismo, estas variaciones porcentuales se presentan a partir de la figura 3.32, identificando estos minutos como los posteriores al cruce y/o intercepto entre ambas componentes

principales (minuto 23, 108, 136, 156, 193 y 207).

Tabla 3.5: Variación porcentual de las componentes principales para la probeta F2.

F2	Minutos					
	22-23	107-108	135-136	155-156	192-193	206-207
Variación porcentual PCA 1	-129 %	-1493 %	172 %	79 %	-260 %	172 %
Variación porcentual PCA 2	-209 %	-210 %	198 %	-558 %	61 %	401 %

En las figuras 3.33 y 3.34, se muestra la morfología que presenta el árbol eléctrico para el minuto 45 y 110, respectivamente. Se observa que en el minuto 45, 22 minutos posterior al primer cruce producido en el minuto 23, se presenta el evento de intercepto con la imperfección. Del mismo modo, en el minuto 110, se muestra el importante crecimiento que se posee la arborescencia en el rango temporal posterior al minuto 108 donde la primera y segunda componente se cruzan, indicando además que el árbol se encuentra en la etapa antes de la imperfección pero con el evento de intercepto ya ocurrido.

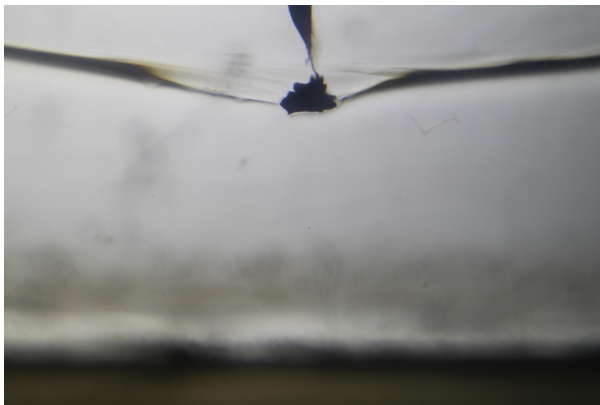


Figura 3.33: Morfología árbol F2, minuto 45.

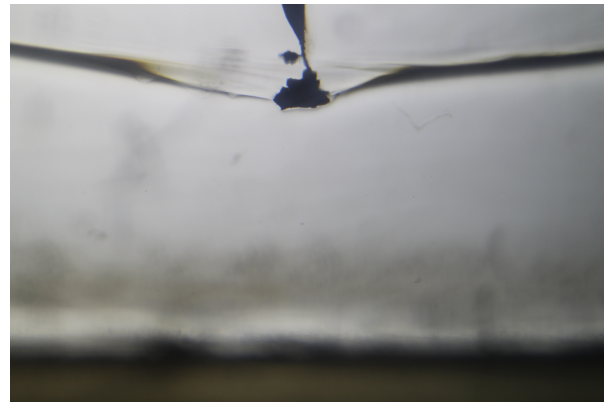


Figura 3.34: Morfología árbol F2, minuto 110.

Del mismo modo, la figura 3.35 muestra la morfología alcanzada por el árbol eléctrico en el minuto 175, donde se observa claramente que los canales creados por la ocurrencia de las descargas parciales se ubican en la misma distancia que la limadura, determinando el evento de paso por la imperfección. Lo cual se establece en el rango temporal de simetría de contrafase. Por su parte, la figura 3.36, muestra la morfología del árbol en el minuto 219, posterior al cambio en la dinámica de las componentes principales, mostrando claramente que en la etapa donde los PCA muestran una

dinámica cohesiva, el árbol presenta un alto nivel de desarrollo, con canales notablemente oscuros y definidos en su morfología.

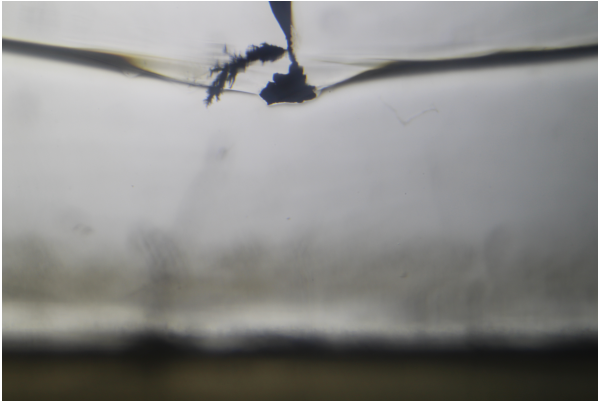


Figura 3.35: Morfología árbol F2, minuto 175.

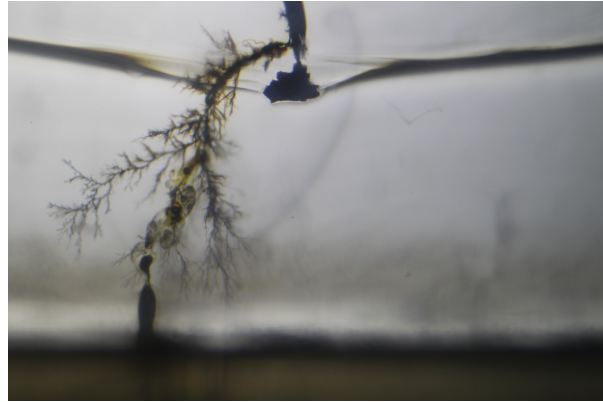


Figura 3.36: Morfología árbol F2, minuto 219.

Finalmente, la figura 3.37 muestra la ruptura del material para el minuto 220, donde la primera y segunda componente principal establecen un comportamiento cohesivo en sus dinámicas y presentan valores de 3,22 y 1,33 para ese minuto, respectivamente. Respecto a los resultados encontrados para la probeta F1, se destaca que en la presente probeta el evento de ruptura del polímero ocurre por la limadura, lo cual indica un comportamiento similar en relación con las probetas con vacuola presentadas anteriormente.

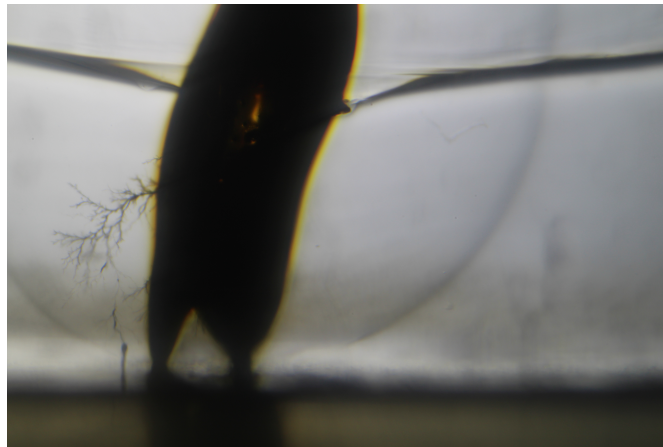


Figura 3.37: Ruptura árbol F2, minuto 220.

El análisis de las variaciones porcentuales de las componentes principales de la probeta F2, detalladas en la tabla 3.5, revela correlaciones significativas entre dichas variaciones y las distintas etapas del desarrollo del árbol eléctrico. Un ejemplo destacado es la variación porcentual de -1493 % y -210 % en las componentes para el minuto 108, las cuales están asociadas con una notable oscuridad de las ramificaciones en el material, documentado 2 minutos posteriores en la figura 3.34.

Durante el período comprendido entre los minutos 108 y 192, se observa una dinámica simétrica en contrafase en las componentes principales, que se traduce en variaciones significativas. En los minutos 136 y 156, las variaciones registradas fueron de 172 % y 79 % para la primera componente, y 198 % y -558 % para la segunda componente, respectivamente. Estas variaciones se reflejan en un alto grado de deterioro del material, con canales intensamente oscuros y definidos, como se muestra en la Figura 3.35.

Además, en los minutos 193 y 207, se producen dos picos de alta variabilidad en las componentes principales, con variaciones de -260 % y 172 % para la primera componente, y de 61 % y 401 % para la segunda componente, respectivamente. Estas fluctuaciones, correspondientes a la etapa final, contribuyen significativamente al desarrollo avanzado de la arborescencia, tal como se documenta en la figura 3.36, donde se aprecian canales más oscuros y una ruptura que abarca la mayoría de los canales generados por las descargas parciales.

Por lo tanto, los resultados obtenidos para la probeta F2, junto con la correlación establecida con las imágenes de crecimiento, demuestran la eficacia de la técnica empleada y el uso del PCA para identificar las distintas etapas del desarrollo del árbol. Se establece una similitud con los hallazgos de la probeta F1 y otras probetas con vacuolas, en las cuales las dinámicas de simetría en contrafase juegan un papel crucial en el desarrollo de los canales. De este modo, la alta variabilidad observada en los valores del PCA indica un crecimiento y desarrollo significativo del árbol, mientras que la dinámica cohesiva señala la etapa final del crecimiento, caracterizada por un desarrollo acelerado en un corto período de tiempo.

### 3.2.3. Probeta F3

La probeta F3, presenta el comportamiento temporal de las componentes principales expuesta en la figura 3.38<sup>14</sup>, la cual a priori es distinta a la exhibida por las probetas F1 y F2. Durante el periodo de observación de 135 minutos, la primera componente principal alcanzó su valor máximo de 2,38 a los 134 minutos, mientras que el valor mínimo se registró en el minuto 8 con un valor de -2,22. Paralelamente, la segunda componente principal presentó valores máximos y mínimos de 0,77 y -1,06 a los 14 y 8 minutos, respectivamente. De la figura, se observa que la imperfección se encuentra próxima al electrodo plano, lo cual determina que la etapa anterior a la imperfección coincida con la etapa imperfección. De este modo, se observa que para el minuto 11, el árbol se encuentra en la zona de la imperfección con el evento de intercepto con la imperfección aún no ocurrido. Por otra parte, el minuto 63 muestra el árbol en la etapa final, al igual que para el minuto 80, donde se destaca la notable anchura y oscuridad de los canales para ambos instantes de tiempo.

Por otro lado, se destaca que el comportamiento de los valores del PCA presenta una dinámica

---

<sup>14</sup>Evolución arborescencia: <https://youtube.com/shorts/isBsbZHEK6Y>

temporal similar a la probeta V3 en el primer tramo de rango temporal, dado entre el minuto 1 hasta el minuto 87, donde ambas componentes principales presentan simetrías temporales en sus valores. Presentándose primeramente una dinámica cohesiva desde el minuto 1 hasta el minuto 80. Para luego, después del cruce que se establece en el minuto 81, y hasta el minuto 135, exhibir un crecimiento de la primera componente principal, con una pendiente de la regresión lineal igual a 0,04, mientras que la segunda componente, una pendiente igual a -0,10. La ruptura del material ocurre en el minuto 135, con valores de la primera y segunda componente principal iguales a 2,27 y -0,03, respectivamente. Del mismo modo, la dinámica cohesiva que se presenta desde el minuto 1 hasta el 87, presenta variabilidades y dinámicas interesantes en los valores de ambas componentes. El primero presentado entre el minuto 12 y 13, con una variación porcentual aproximada de -46 % (-1,76 y -0,95) para la primera componente principal, mientras que para la segunda componente principal, una variación porcentual aproximada de -692 % (-0,13 y 0,77, respectivamente). Entre el minuto 21 y el minuto 53, la segunda componente exhibe un promedio igual a 0,001, y la primera componente una pendiente de la regresión lineal igual a 0,014. Luego, desde el minuto 54 al 64, la primera y segunda componente presentan una pendiente de la regresión igual a 0,10 y 0,03. Posteriormente, entre el minuto 65 y 87, la segunda componente presenta un promedio igual a 0,35 y la primera componente un promedio igual a 0,12.

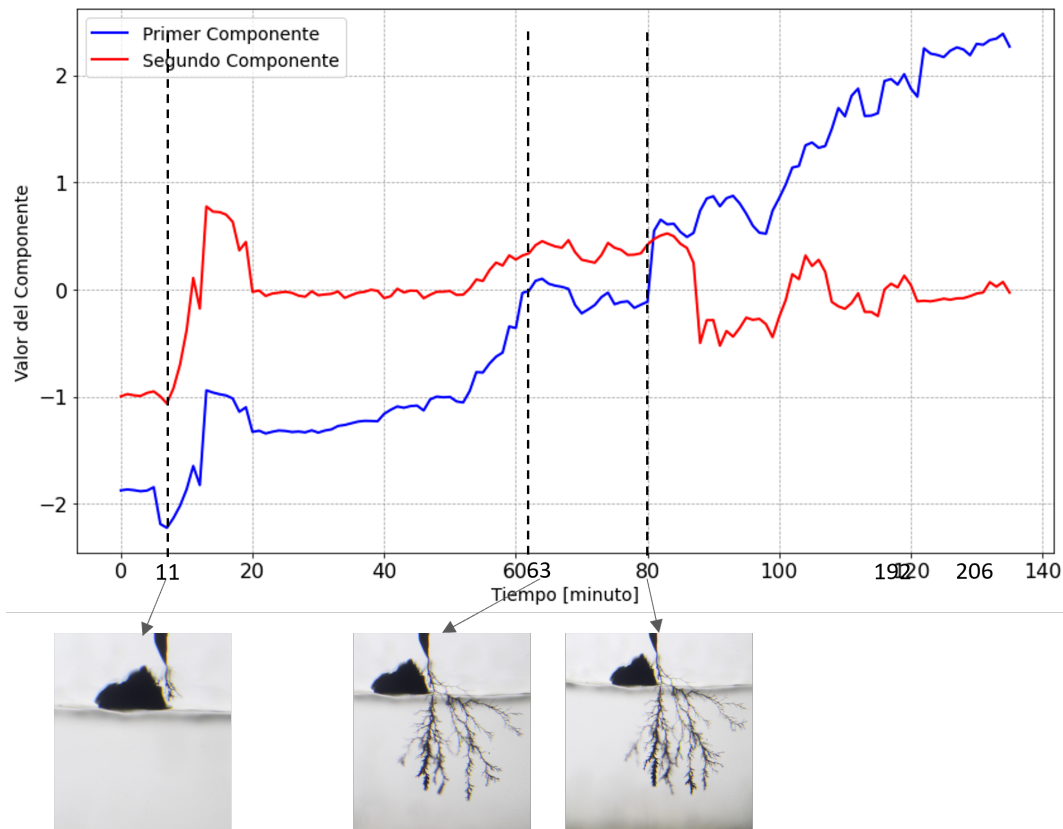


Figura 3.38: Evolución componentes principales para probeta F3.

En la tabla 3.6, se muestran las variaciones porcentuales exhibidas para los rangos temporales del comportamiento de los PCA que describen las variabilidades más importantes en la evolución del PCA. Se destacan las importantes variaciones presentadas para los momentos en donde las componentes se cruzan o exhiben un crecimiento/decrecimiento en sus valores, en específico cuando la primera y segunda componente poseen pendientes positivas y negativas, así como también cuando se presentan las dinámicas de simetría en contrafase y las dinámicas cohesivas. Estas variaciones porcentuales se establecen respecto del minuto anterior, es decir, entre el minuto 11 y 12, se presentó una variación porcentual de -46 % para la primera componente y de -701 % para la segunda componente. Asimismo, estas variaciones porcentuales se presentan a partir de la figura 3.38, identificando estos minutos como los posteriores a las máximas variaciones porcentuales de las componentes principales (minuto 12, 64, 81 y 88).

Tabla 3.6: Variación porcentual de las componentes principales de la probeta F3.

F3	Minutos			
	11-12	63-64	80-81	87-88
Variación porcentual PCA 1	-46 %	769 %	-277 %	40 %
Variación porcentual PCA 2	-701 %	31 %	35 %	-189 %

En las figuras 3.39 y 3.40, se muestra la morfología que presenta el árbol eléctrico para dos minutos anteriores y posteriores a la variación porcentual exhibida en el minuto 12 (minuto 10 y 14). De estos momentos, se destaca el evento de intercepto de la imperfección, ocurrido en el minuto 14, posterior a la variación porcentual presentada entre el minuto 11 y 12 de -46 % y -701 %, para la primera y segunda componente, respectivamente.

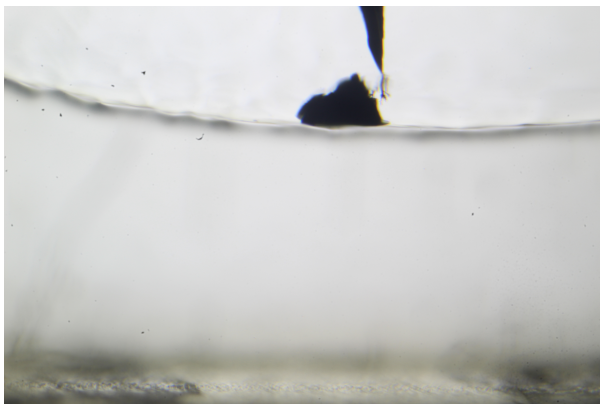


Figura 3.39: Morfología árbol F3, minuto 10.

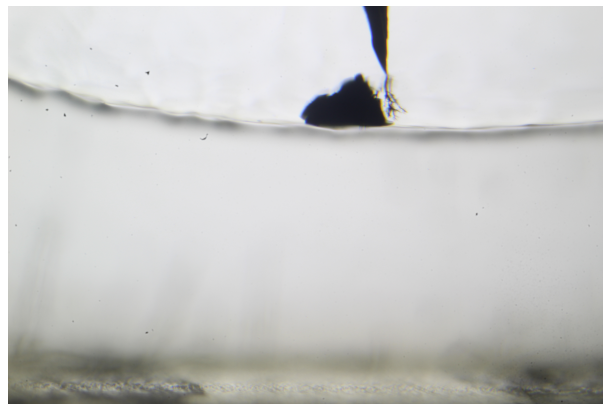


Figura 3.40: Morfología árbol F3, minuto 14.

Del mismo modo, la figura 3.41 muestra la morfología alcanzada por el árbol eléctrico 2 minutos posteriores a la variación porcentual de 769% y 31% para la primera y segunda componente principal en el minuto 64, donde se observa claramente que los canales creados por la ocurrencia de las descargas parciales han alcanzado un notable desarrollo en su crecimiento, estableciendo que el árbol se encuentre en la etapa final. Lo cual se establece en el rango temporal donde la dinámica sigue siendo cohesiva, y la primera y segunda componente presentan valores promedio de 0,12 y 0,35, respectivamente. Por su parte, la figura 3.42, muestra la morfología del árbol en el minuto 134, donde la primera presenta una pendiente para la regresión lineal de 0,04, mientras que la segunda una promedio igual a -0,10. Asimismo, se observa con notoriedad el alto desarrollo en la morfología del árbol, y la importante cantidad de ramificaciones existentes en la probeta.

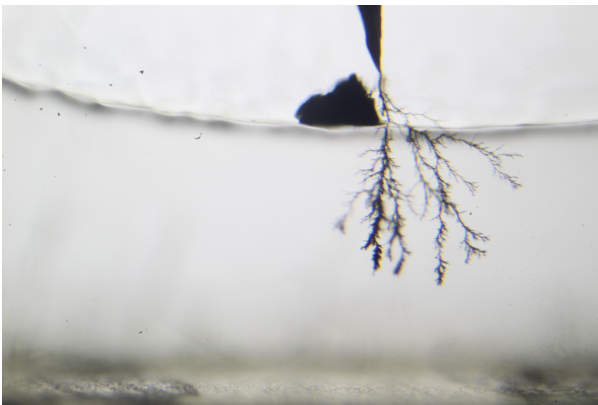


Figura 3.41: Morfología árbol F3, minuto 66.

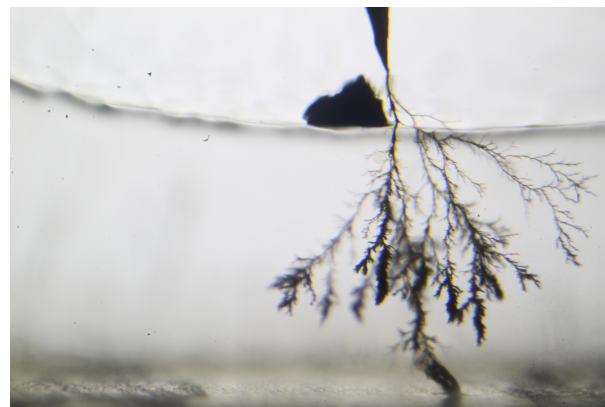


Figura 3.42: Morfología árbol F3, minuto 134.

Finalmente, la figura 3.43 muestra la ruptura del material para el minuto 135, donde se destaca que el evento de ruptura del material polimérico sí intercepta la limadura, lo cual indica un comportamiento similar en relación con las probetas con vacuolas presentadas anteriormente.

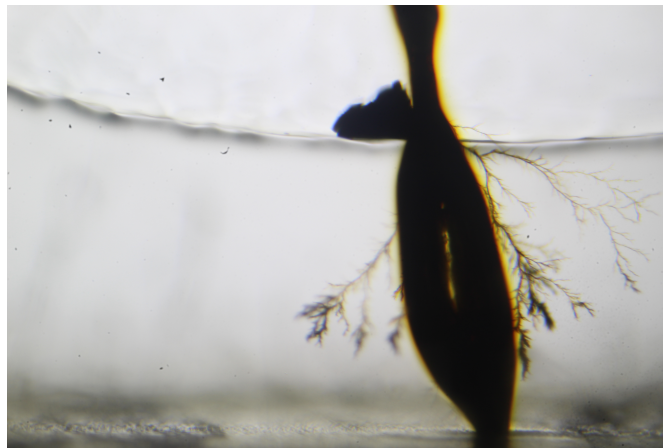


Figura 3.43: Ruptura árbol F3, minuto 135.

La tabla 3.6 muestra variaciones porcentuales en las componentes principales que se correlacionan significativamente con las etapas del árbol eléctrico en la probeta F3 y las dinámicas que presenta el PCA. Se destaca la notable variación porcentual de -46 % y -701 % registrada en el minuto 12, la cual se alinea con el evento de intercepto con la imperfección, como se documenta en la figura 3.40 correspondiente al minuto 14. Asimismo, la variación observada en el minuto 64, con valores de 769 % y 31 %, indica un importante desarrollo del árbol, evidenciado en la figura 3.41.

Posteriormente, en los minutos 81 y 88, se observan variaciones porcentuales de -277 % y 35 %, y de 40 % y -189 % en las primeras y segundas componentes, respectivamente. Cuyas variaciones porcentuales marcan un periodo temporal donde la primera componente muestra un incremento progresivo, llevando a un crecimiento del árbol menos pronunciado que en las etapas anteriores, como se muestra en la figura 3.42.

Estos resultados del PCA en la probeta F3, a pesar de presentar un comportamiento temporal distinto al de las probetas F1 y F2, logran identificar de manera efectiva el evento de intercepto con la imperfección y el evento de ruptura, la cual ocurre cuando la primera componente aumenta progresivamente su valor. Además, cabe destacar que, aunque los hallazgos en la primera etapa cohesiva de la probeta F3 son similares a los observados en la probeta V3, difieren en las etapas posteriores al paso por la imperfección. Mientras que en la V3 se observa una dinámica simétrica en contrafase, la probeta F3 muestra una correlación más clara entre el crecimiento del árbol y la primera componente principal, sin cambios significativos en el comportamiento de la segunda componente.

# Capítulo 4

## Conclusiones y trabajo futuro

Los resultados obtenidos revelan una conexión evidente entre las etapas del árbol eléctrico y las significativas variaciones en las primeras dos componentes principales. Se observó que, sin importar el tipo de imperfección (vacuolas o limaduras), las dinámicas de simetría en contrafase y cohesivas desempeñan roles distintos pero críticos en el proceso de crecimiento del árbol, así como también en un notorio desarrollo en las ramificaciones oscuras. De este modo, se observó que las dinámicas cohesivas se relacionó con un crecimiento considerable en el tiempo, mientras que las dinámicas simétricas en contrafase determinaron un alto desarrollo de los canales del árbol. Por lo tanto, es posible establecer que las técnicas propuestas son adecuadas para el análisis de las señales de descargas parciales. Se puede argumentar que la observación de canales oscuros en las ramificaciones del árbol, asociados a dinámicas de simetría inversa de las componentes principales, podría indicar la presencia de canales altamente carbonizados. Sin embargo, esta hipótesis no puede confirmarse a priori debido a la necesidad de una resolución más detallada y de mediciones adicionales. Estas son esenciales para verificar si lo que parece ser ennegrecimiento en los canales corresponde efectivamente a una carbonización de las paredes del material dieléctrico.

Los análisis realizados a las componentes principales, subrayan variaciones porcentuales notables en cada etapa de desarrollo del árbol. Mientras que los valores iniciales de las componentes no mostraron una correlación directa en la etapa antes de la imperfección, se destacó que, a excepción de la probeta V3 y F3, las dinámicas cohesivas determinaron el evento de ruptura del material dieléctrico en momentos donde las dos componentes alcanzaban valores máximos, sugiriendo una relación intrínseca entre la etapa final de desarrollo del árbol eléctrico y la dinámica cohesiva en el análisis PCA. La capacidad de las técnicas aplicadas para identificar las etapas del árbol, así como el impacto de las imperfecciones, se evidencia en los resultados específicos de las probetas con vacuolas y con limaduras. Se logró distinguir las distintas etapas de crecimiento del árbol y los eventos en la mayoría de las probetas, aunque la V3 presentó un comportamiento atípico, debido

a principalmente que el crecimiento del árbol no presentó eventos consecutivos (intercepto con imperfección, paso por imperfección y ruptura), se destaca que el evento de ruptura se presentó en la dinámica simétrica en contrafase. La probeta F3, por su parte, destacó que el evento de ruptura se presentó en la etapa final donde la primera componente aumentaba su valor, posterior a la dinámica cohesiva.

Finalmente, es crucial reconocer que, aunque el enfoque metodológico adoptado proporciona descubrimientos nuevos, presenta limitaciones en su capacidad para distinguir entre diferentes tipos de imperfecciones. Este desafío subraya una oportunidad importante para futuras investigaciones, señalando la necesidad de refinamientos en la metodología y en la interpretación de los resultados bajo diversas condiciones experimentales, como la variación en las configuraciones de electrodos o la inclusión de múltiples tipos de imperfecciones. Este aspecto no solo abre nuevas avenidas para la investigación sino que también enfatiza la importancia de seguir explorando y perfeccionando las técnicas para una comprensión más profunda y detallada de la arborización eléctrica.

## 4.1. Conclusiones

En base a lo mencionado anteriormente, es posible establecer las siguientes conclusiones:

- La caracterización del desarrollo de árboles eléctricos en resinas con vacuolas e imperfecciones se logró exitosamente, utilizando el Análisis de Componentes Principales (PCA) para interpretar los patrones temporales y espectrales de señales de descargas parciales. Las variaciones porcentuales en las componentes principales, en conjunto con las dinámicas simétricas en contrafase y cohesivas fueron fundamentales para identificar distintas fases de desarrollo del árbol eléctrico.
- Las técnicas seleccionadas y aplicadas para el análisis de las señales de descargas parciales, en conjunto a la reducción de la dimensionalidad en la dirección de la mayor varianza aplicado por el PCA, han demostrado ser efectivas en identificar y caracterizar las etapas de crecimiento de los árboles eléctricos. Esto incluye la evaluación de la influencia de las imperfecciones y la dinámica del crecimiento en las distintas etapas.
- Las altas variaciones porcentuales en las componentes principales se correlacionaron con cambios significativos en la morfología del árbol eléctrico, indicando un nuevo enfoque en la comprensión del fenómeno. Asimismo, las dinámicas cohesivas favorecieron un rápido crecimiento de los canales hacia el electrodo con menor potencial, mientras que las dinámicas de simetría en contrafase un notable desarrollo de los canales del árbol. Se reconoce la necesidad de más investigación para mejorar la diferenciación entre diferentes tipos de imperfecciones y explorar la aplicabilidad de las técnicas en otros contextos, ya que la técnica propuesta no establece diferencias en las dinámicas, como en variaciones porcentuales para cada tipo de

configuración (vacuola/imperfección).

## **4.2. Trabajo futuro**

Las habilidades y métodos desarrollados por esta memoria en el análisis de señales complejas que determinan un comportamiento aleatorio y altamente no lineal pueden ser útiles en el análisis de señales biomédicas, como los electrocardiogramas (ECG) o electroencefalogramas (EEG), para desentrañar patrones significativos en datos médicos.

Un trabajo de gran importancia consiste en implementar esta técnica como una herramienta de diagnóstico y monitorización de equipos eléctricos, o bien implementar, a través de inteligencia artificial (IA) la identificación de la etapa de degradación que se presenta en los equipos eléctricos.

# Capítulo 5

## Anexo

### 5.1. Resultados probetas con vacuolas

A continuación, se presentan los resultados del PCA obtenidos para las probetas MV182, MV185, MV187, MV189, MV124 y MV153. Cabe destacar que las probetas MV182, MV185, MV187 y MV189 corresponden a probetas donde la vacuola se encuentra a una distancia mayor a  $100[\mu\text{m}]$ , pero menor a  $1[\text{mm}]$  de la punta de electrodo de alta tensión. Mientras que para las probetas MV124 y MV153, la vacuola se encuentra introducida en el electrodo de punta.

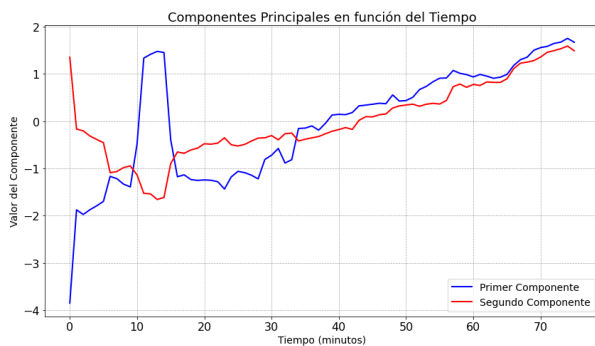


Figura 5.1: Resultados PCA, MV182.

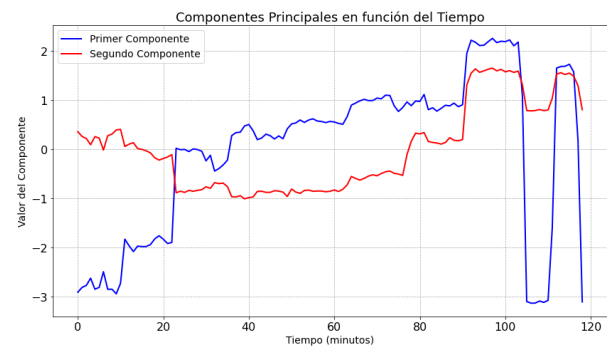


Figura 5.2: Resultados PCA, MV185.

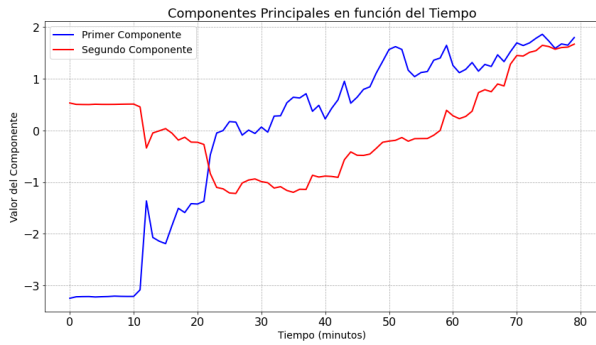


Figura 5.3: Resultados PCA, MV187.

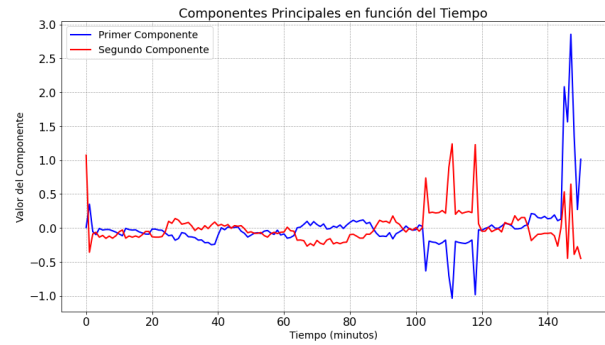


Figura 5.4: Resultados PCA, MV189.

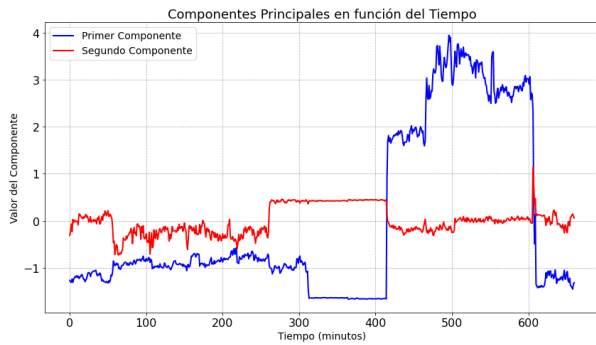


Figura 5.5: Resultados PCA, MV124.

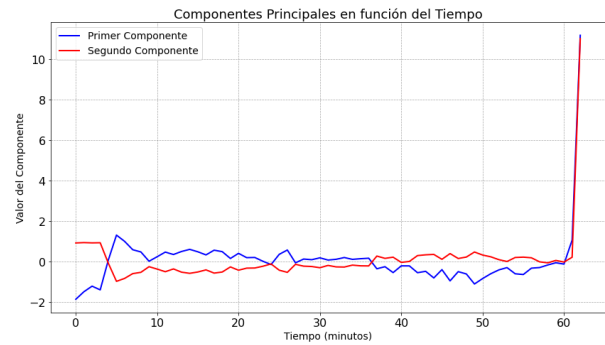


Figura 5.6: Resultados PCA, MV153.

## 5.2. Resultados probetas con limaduras

A continuación, se presentan los resultados del PCA obtenidos para las probetas ML1N, ML5N, ML7N, ML8N. Estas probetas poseen limaduras de hierro en su interior, donde la configuración posee un electrodo punta sometido a alta tensión (14 [kV]) y un electrodo plano con el menor diferencial de potencial. Asimismo, la configuración que presentan estas probetas van desde los 50[ $\mu\text{m}$ ] a los 2,0 [mm] entre la imperfección de limadura y electrodo de punta.

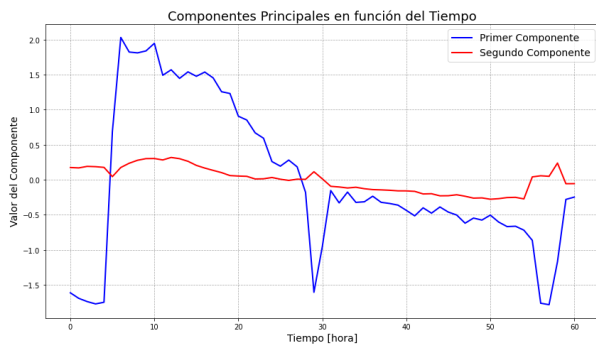


Figura 5.7: Resultados PCA, ML1N.

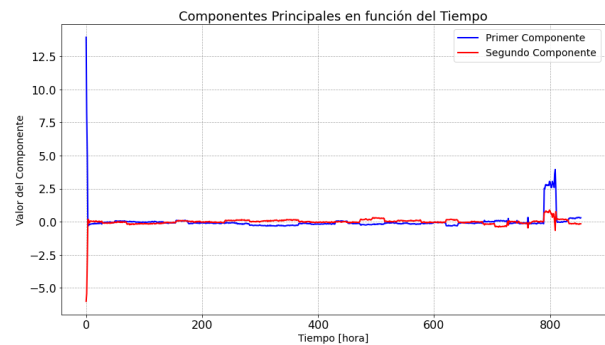


Figura 5.8: Resultados PCA, ML5N.

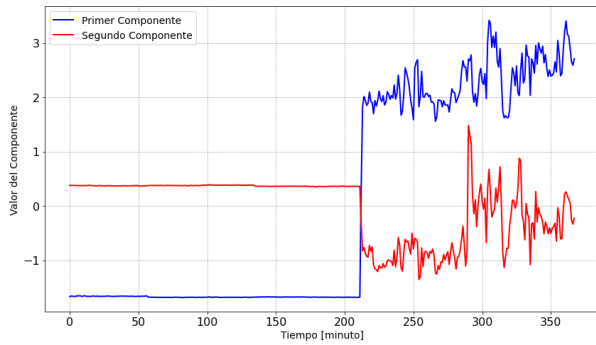


Figura 5.9: Resultados PCA, ML7N.

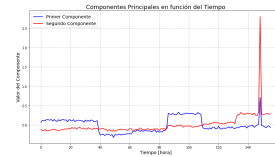


Figura 5.10: Resultados PCA, ML8N.

### 5.3. Resultado PCA con tercera componente principal

A continuación, se presentan los resultados de las componentes principales con la tercera componente, la cual como se observa en las figuras, no evidenciaron cambios significativos en la evolución temporal de sus valores. Cabe destacar que no se presentan todos los gráficos, ya que esto implica un mayor peso del archivo final, y como se menciona los resultados para la tercera componente no suponen una evidencia de lo que se propone.

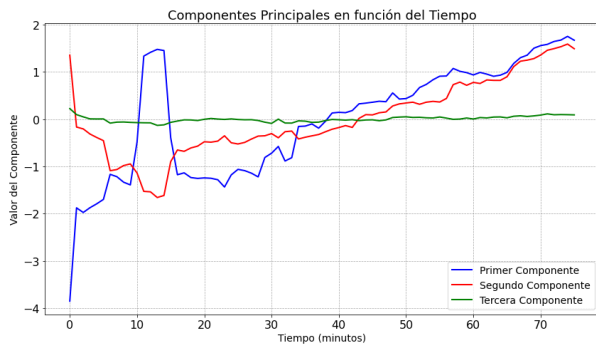


Figura 5.11: Resultados PCA, MV182.

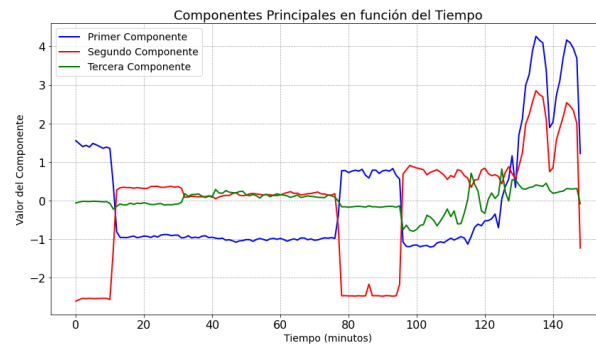


Figura 5.12: Resultados PCA, V1.

# Bibliografía

- [1] Roger. Schurch-Brandt. *Three-Dimensional Imaging and Analysis of Electrical Trees*. 1.<sup>a</sup> ed. Manchester: Faculty of Engineering y Physical Sciences, 2014, págs. 19-21.
- [2] G. C. Montanari y A. Cavallini. *Partial discharge diagnostics: from apparatus monitoring to smart grid assessment*. 1.<sup>a</sup> ed. Vol. 29. 3. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2013, págs. 8-17.
- [3] Pablo Donoso. *Análisis de descargas parciales en árboles eléctricos bajo excitación alterna de muy baja frecuencia mediante técnicas de análisis de series de tiempo no lineales*. 1.<sup>a</sup> ed. Valparaiso: Departamento Ingeniería Eléctrica-UTFSM, 2020, págs. 1-3.
- [4] G. Montanari M. Conti A. Cavallini y F. Guastavino. *Identification of electrical tree growth in insulation systems by fuzzy logic techniques based on partial discharge acquisition*. 1.<sup>a</sup> ed. Vol. 2. IEEE International Conference on Solid Dielectrics, ICSD 2004, 2004, págs. 661-664.
- [5] M. Hoof y R. Patsch. *Analyzing partial discharge pulse sequences-a new approach to investigate degradation phenomena*. IEEE International Symposium on Electrical Insulation, 1994, págs. 327-331.
- [6] International Electrotechnical Commission. *Partial discharge measurements Techniques, IEC 60270*. IEC, 2015.
- [7] N. Hayakawa H. Okubo y A. Matsushita. *The relationship between partial discharge current pulse waveforms and physical mechanisms*. Vol. 18. 3. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2002, págs. 38-45.
- [8] A. Cavallini et al. “A new methodology for the identification of PD in electrical apparatus: properties and applications”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 12.2 (2005), págs. 203-215. DOI: 10.1109/TDEI.2005.1430391.
- [9] J. A. Ardila-Rey et al. “Partial discharge and noise separation by means of spectral-power clustering techniques”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 20.4 (2013), págs. 1436-1443. DOI: 10.1109/TDEI.2013.6571466.
- [10] J Ardila-Rey R. Schurch N. M. Poblete S. Govindarajan O. Muñoz y B. A. de Castro. “Separation of Partial Discharges Sources and Noise Based on the Temporal and Spectral Response of the Signals”. En: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 70.4 (2021), págs. 1-13. DOI: 10.1109/TIM.2021.3121488..

- [11] J. Ardila-Rey J. Martínez-Tarifa M. Mejino R. Albarracín M. V. Rojas-Moreno y G. Robles. “Chromatic classification of RF signals for partial discharges and noise characterization”. En: *IEEE International Conference on Solid Dielectrics (ICSD)* 4 (2013), págs. 67-70. DOI: 10.1109/ICSD.2013.6619863..
- [12] A. Cavallini et al. “A new approach to the diagnosis of solid insulation systems based on PD signal inference”. En: *IEEE Electrical Insulation Magazine* 19.2 (2003), págs. 23-30. DOI: 10.1109/MEI.2003.1192033.
- [13] L. Hao et al. *Discrimination of multiple PD sources using wavelet decomposition and principal component analysis*. Vol. 18. 5. IEEE Transactions on Dielectrics y Electrical Insulation, 2011, págs. 1702-1711.
- [14] O. Munoz R. Schurch y J. Ardila-Rey. “Electrical Tree Growth Identification by Means of Discrete Wavelet Transform (DWT) and Principal Component Analysis (PCA)”. En: 8.<sup>a</sup> ép. 14 (2021), págs. 2-9. DOI: 10.1109/TIM.2023.3284922.
- [15] E. Kuffel, W.S. Zaengl, J. Kuffel. *High Voltage Engineering*. Newnes, 2000.
- [16] F. H. Kreuger, E. Gulski, and A. Krivda. *Classification of partial discharges*. Vol. 28. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1993, págs. 917-931.
- [17] Yunxiao Zhang et al. “Electrical Trees and Their Growth in Silicone Rubber at Various Voltage Frequencies”. En: *Energies* 11.2 (2018). ISSN: 1996-1073. DOI: 10.3390/en11020327. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/11/2/327>.
- [18] O. Munoz. *Análisis de la forma de onda en descargas parciales durante el crecimiento de árboles eléctricos con excitación de frecuencia variable*. Valparaíso: Departamento Ingeniería Eléctrica-UTFSM, 2022.
- [19] Leonard Alexander Dissado y John C. Fothergill. “Electrical degradation and breakdown in polymers”. En: 1992. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:136753407>.
- [20] Roger Schurch et al. “Imaging and analysis techniques for electrical trees using X-ray computed tomography”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 21.1 (2014), págs. 53-63. DOI: 10.1109/TDEI.2013.003911.
- [21] Yuanxiang Zhou et al. “Morphology of electrical trees in silicon rubber”. En: *Journal of Electrostatics* 71.3 (2013). Journal of ELECTROSTATICS, Electrostatics 2013 12th International Conference on Electrostatics, págs. 440-448. ISSN: 0304-3886. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.elstat.2012.12.035>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304388612001970>.
- [22] N. H. Aziz et al. “Analysis of partial discharge features as prognostic indicators of electrical treeing”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 24.1 (2017), págs. 129-136. DOI: 10.1109/TDEI.2016.005957.
- [23] Ibrahim Idrissu, Zepeng Lv y Simon M Rowland. “The dynamic character of partial discharge in epoxy resin at different stages of treeing”. En: *2016 IEEE International Conference on Dielectrics (ICD)*. Vol. 2. 2016, págs. 728-731. DOI: 10.1109/ICD.2016.7547719.

- [24] J. Ardila-Rey et al. “A Comparison of Inductive Sensors in the Characterization of Partial Discharges and Electrical Noise Using the Chromatic Technique”. En: *Sensors* 18.4 (2018). ISSN: 1424-8220. DOI: 10.3390/s18041021. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/18/4/1021>.
- [25] Yasmin Hanum Md Thayoob et al. “Characterization of Phase Resolved Partial Discharge waveforms from instrument transformer using statistical signal processing technique”. En: *2015 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*. 2015, págs. 355-360. DOI: 10.1109/ICSIPA.2015.7412217.
- [26] A. Cavallini et al. “Advanced PD inference in on-field measurements. I. Noise rejection”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 10.2 (2003), págs. 216-224. DOI: 10.1109/TDEI.2003.1194102.
- [27] Osvaldo Muñoz et al. “Partial Discharge Electrical Tree Growth Identification by Means of Waveform Source Separation Techniques”. En: *IEEE Access* 9 (2021), págs. 64665-64675. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3075914.
- [28] J.M. Fresno et al. “Partial discharges and noise separation using spectral power ratios and genetic algorithms”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 24.1 (2017), págs. 31-38. DOI: 10.1109/TDEI.2016.005898.
- [29] Roger Schurch, Osvaldo Munoz y Jorge Ardila-Rey. “Spectral Power Analysis of Partial Discharges Waveforms During Electrical Tree Growth Under Different Excitation Frequencies”. En: *Proceedings of the 21st International Symposium on High Voltage Engineering*. Ed. por Bálint Németh. Cham: Springer International Publishing, 2020, págs. 899-907. ISBN: 978-3-030-31676-1.
- [30] R.K. Aggarwal. “Chromatic classification of RF signals produced by electrical discharges in HV transformers”. En: *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution* 152 (5 sep. de 2005), 629-634(5). ISSN: 1350-2360. URL: [https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-gtd\\_20045076](https://digital-library.theiet.org/content/journals/10.1049/ip-gtd_20045076).
- [31] A. Cavallini et al. “Advanced PD inference in on-field measurements. I. Noise rejection”. En: *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation* 10.2 (2003), págs. 216-224. DOI: 10.1109/TDEI.2003.1194102.
- [32] Facultad Ciencias Físicas y Matemáticas. *Análisis de Componentes Principales y Funciones Empíricas Ortogonales*. Vol. 1. Métodos Climatológicos - Semestre Otoño, 2021.
- [33] Norasage Pattanadech y Phethai Nimsanong. “Partial discharge classification using learning vector quantization network model”. En: *TENCON 2014 - 2014 IEEE Region 10 Conference*. 2014, págs. 1-5. DOI: 10.1109/TENCON.2014.7022349.
- [34] Daniel S. Wilks. *Statistical methods in the atmospheric sciences*. Amsterdam; Boston: Elsevier Academic Press, 2011. URL: [https://www.amazon.com/Statistical-Atmospheric-Sciences-International-Geophysics/dp/0123850223/ref=pd\\_bxgy\\_14\\_img\\_3?\\_encoding=UTF8&psc=1&refRID=ESPQQ0R2PB1TP1VJSGCZ](https://www.amazon.com/Statistical-Atmospheric-Sciences-International-Geophysics/dp/0123850223/ref=pd_bxgy_14_img_3?_encoding=UTF8&psc=1&refRID=ESPQQ0R2PB1TP1VJSGCZ).

- [35] Norasage Pattanadech y Phethai Nimsanong. “Effect of training methods on the accuracy of PCA-KNN partial discharge classification model”. En: *TENCON 2014 - 2014 IEEE Region 10 Conference*. 2014, págs. 1-5. DOI: 10.1109/TENCON.2014.7022350.
- [36] N. Pattanadech et al. “Partial discharge classification using probabilistic neural network model”. En: *2015 18th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*. 2015, págs. 1176-1180. DOI: 10.1109/ICEMS.2015.7385217.
- [37] Haikun Shang, Zitao Zheng y Feng Li. “PD feature extraction based on cross-wavelet transform and PCA”. En: *2017 3rd IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE)*. 2017, págs. 556-560. DOI: 10.1109/CCSSE.2017.8087994.
- [38] N.H. Nik Ali et al. “Comparison of clustering techniques of multiple partial discharge sources in high voltage transformer windings”. En: *2015 IEEE 11th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials (ICPADM)*. 2015, págs. 256-259. DOI: 10.1109/ICPADM.2015.7295257.