Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California

Doctorado en Ciencias en Ciencias de la Tierra con orientación en Geología

Análisis geomorfológico y estructural de la Cuenca Pescadero Sur, Golfo de California, a partir de batimetría de alta resolución y técnicas de aprendizaje automático

Tesis
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
Doctor en Ciencias

Presenta:

Luis Angel Vega Ramírez

Ensenada, Baja California, México
2022

Tesis defendida por

Luis Angel Vega Ramírez

y aprobada por el siguiente Comité

Dr. Juan Contreras Pérez	Dr. Ronald Michael Spelz Madero
Codirector de tesis	Codirector de tesis

Dr. Luis Mariano Cerca Martínez

Dr. Jonás De Dios De Basabe Delgado

Dr. Antonio González Fernández

Dr. Javier Alejandro González Fernández
Coordinador del Posgrado en Ciencias de la Tierra

Dr. Pedro Negrete Regagnon
Director de Estudios de Posgrado

Resumen de la tesis que presenta Luis Angel Vega Ramírez como requisito parcial para la obtención del grado de Doctor en Ciencias en Ciencias de la Tierra con orientación en Geología

Análisis geomorfológico y estructural de la Cuenca Pescadero Sur, Golfo de California, a partir de batimetría de alta resolución y técnicas de aprendizaje automático

Resumen aprobado por:

Dr. Juan Contreras Pérez	Dr. Ronald Michael Spelz Madero
Codirector de tesis	Codirector de tesis

El análisis discriminante lineal (ADL) es una técnica utilizada en aprendizaje automático y en reconocimiento de patrones para problemas de reducción de dimensionalidad. En este trabajo de tesis, aplicamos el ADL para detectar escarpes de fallas en perfiles batimétricos de alta resolución en la Cuenca Pescadero Sur (CPS) ubicada en el Golfo de California. El ADL utiliza como muestras de entrenamiento a los perfiles de escarpes de fallas y cuestas (topografía inclinada) identificados en la Cordillera Alarcón (CA). Esta representación geométrica se transforma a un espacio paramétrico mediante un modelo idealizado de degradación de escarpes de falla. Mediante inversión, obtenemos el producto del coeficiente de difusión de masa con el tiempo (τ), la altura del escarpe (u_0) y la bondad de ajuste del modelo (ε) sobre los perfiles del escarpe y las cuestas. El ADL transforma el espacio paramétrico τ, u_0, ε según el criterio de Fisher en un espacio dimensional 1D que maximiza la separabilidad de las clases. Posteriormente, la clasificación se realiza mediante la regla de decisión de Bayes utilizando funciones de densidad de probabilidad construidas a partir de los datos proyectados en 1D para cada clase (escarpes de falla y cuestas). Los resultados de la implementación en la CPS muestran la capacidad de detectar fallas en la parte más profunda de la cuenca donde el piso oceánico plano de la cuenca está interrumpido por arreglos de escarpes de falla morfológicamente jóvenes. La interpretación ADL supera a la identificación manual, particularmente en los escarpes de fallas que tienen una longitud superior a ∼3 km, mientras que las fallas más cortas son difíciles de distinguir de otras características lineales como canales. Identificamos episodios de generación e interacción cinemática entre fallas a partir de la obtención de las edades de difusión. Se estiman edades absolutas para el escarpe de falla oeste y central de 274 ka y 41 ka respectivamente.

Palabras clave: ADL, escarpes, fallas, degradación, batimetría

Abstract of the thesis presented by Luis Angel Vega Ramírez as a partial requirement to obtain the Doctor of Science degree in Earth Sciences with orientation in Geology.

Geomorphological and structural analysis of the south pescadero basin, gulf of california, from high resolution bathymetry and machine learning techniques

Abstract approved by:

Dr. Juan Contreras Pérez	Dr. Ronald Michael Spelz Madero
Thesis Co-Director	Thesis Co-Director

The linear discriminant analysis (LDA) is a common technique used in machine learning and pattern recognition for dimensionality reduction problems. Here, the LDA is applied to detect faults-scarps in high-resolution bathymetric profiles in the Southern Pescadero Basin (SPB) in the Gulf of California. The LDA uses fault scarps and cuestas (sloping topography) identified by a geomorphologist in the neighboring Alarcón Rise (AR). An idealized fault-scarp degradation model transforms these geometric representations into a parametric space. Through inversion, we extracted the product of the mass diffusion coefficient with time (τ), scarp height (u_0), and goodness of fit of the model on the scarp profiles and cuestas (ε). The LDA transforms the parametric space τ u_0, ε by the Fisher's criterion into a 1D dimensional space that maximizes the separability of classes. Then, the classification is performed by Bayes decision rule using the probability density functions built from the 1D projected data for each class (fault-scarps and cuestas). The implementation results in cross-sectional profiles across the SPB show the ability to detect faults in the deepest part of the basin where the flat basin floor is interrupted by morphologically young fault-scarp arrays. The LDA interpretation outperforms manual identification, particularly in faults scarps that are longer than ∼3 km, whereas shorter faults are challenging to discern from other linear features like channels. The model can extract information about the state of degradation of the scarps. This application identifies fault generation episodes and resolves kinematic interactions between faults. Additionally, we estimate absolute ages of 274 ka and 41 ka for the western and central fault scarps, respectively.

Keywords: LDA, fautl, scarps, degradation, bathymetry

Dedicatoria

A Juan Contreras y Ronald Spelz

Agradecimientos

Al Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada por por todo el apoyo brindado y especialmente a la División de Ciencias de la Tierra.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por brindarme el apoyo económico para realizar mis estudios de doctorado. No. de becario: 658010.

Al Dr. Juan Contreras, al Dr. Ronald Spelz, a la Dra. Raquel Negrete y al Dr. Florian Neumann muchas gracias, por todo su apoyo, enseñanzas y tiempo.

A los miembros de mi comité de tesis al Dr. Mariano Cerca, al Dr. Jonas De Dios De Basabe y al Dr. Antonio González.

A todo el personal técnico por su amable atención y disposición a José Mojarro, Sergio, Humberto, Martin Pacheco, Cristian, Mastache, Erick, Gabriel, Víctor.

Al personal administrativo, Melissa Corral, Celica Cuevas, Dolores Sarracino, Norma Fuentes, Citlali Romero, Ruth Eaton, Elizabeth Aviles.

A mis amigos del equipo de trabajo de Flujo de Calor y Tectónica, Florian, Karina, Juan Gerardo, Nestor, Isabella, Ismael y Marc.

A mis amigos que me acompañaron durante el doctorado.

A los profesores de Ciencias de la Tierra y Ciencias de la Computación por compartir su tiempo y conocimiento.

A Beatriz Váldes por acompañarme en las buenas y en las malas.

A mis padres y a mis hermanos que siempre han confiado en mi.

Tabla de contenido

Tabla de contenido (continuación)

Lista de figuras

Figura Página

Lista de figuras (continuación)

Figura Página

Lista de figuras (continuación)

Capítulo 1. Introducción

1.1. Antecedentes

El avance tecnológico en la construcción de instrumentos nos permite la capacidad de generar mapas del fondo marino con mayor precisión y resolución espacial (Clague *et al.*, 2014; Ondréas *et al.*, 2018; Paduan *et al.*, 2018). Los vehículos submarinos autónomos o AUV (por sus siglas en inglés) representan el estado del arte en tecnología de exploración del fondo marino y ejecutan reconocimientos con un nivel de detalle similar a los alcanzados por los drones aéreos. Los mapas de batimetría generados por estos vehículos autónomos (programados) se utilizan para identificar estructuras como fallas, fracturas, ventilas hidrotermales, flujos de lava y para estudiar los procesos que las conectan entre sí (Macdonald, 1998; Clague *et al.*, 2018). En consecuencia, la adquisición de datos de alta resolución conduce a un incremento en la cantidad de estructuras pequeñas que deben procesarse e identificarse. Esta es una tarea tediosa que consume mucho tiempo y que requiere la identificación manual a múltiples escalas de observación, así como la medición de las propiedades geométricas como la longitud y el desplazamiento de una falla (Dawers *et al.*, 1993; Gupta y Scholz, 2000a). Por lo tanto, es una necesidad apremiante utilizar herramientas matemáticas que faciliten el diseño de detectores automatizados para la exploración del fondo marino y en Ciencias de la Tierra en general (Portner *et al.*, 2015; Maschmeyer *et al.*, 2019).

Nuestro estudio se centra principalmente en la Cuenca de Pescadero Sur (CPS) y en el extremo noreste de la Cordillera de Alarcón (CA) ubicadas en el sur del Golfo de California (Figura 1). La CA es un centro de dispersión de velocidad intermedia que se caracteriza por tener una estructura con forma de domo compuesta por lavas andesíticas y riolíticas (Clague *et al.*, 2018; Portner *et al.*, 2021). El arreglo de fallas en la zona noreste de la CA, consiste en múltiples segmentos de fallas unidos y de fisuras creadas por enfriamiento y dilatación. Por el contrario, la CPS, presenta segmentos de falla aislados y algunos traslapados que interactúan débilmente. Se distribuyen en áreas grandes formando rampas de relevo con bloques de piso llenos de sedimentos pelágicos.

Aquí presentamos un nuevo método semiautomático para identificar escarpes de falla en datos de batimetría de alta resolución. Demostramos que sólo tres parámetros geométricos simples como la altura, la curvatura y el desajuste a un modelo de degradación, son necesarios para separar los escarpes de fallas de otras morfologías en clases linealmente independientes. El problema principal es encontrar la manera óptima de separar escarpe de falla de otra topografía similar. Una solución empleada aquí es usar algoritmos de aprendizaje automático para etiquetar clases de muestras ya clasificadas como escarpes o topografía. Nuestro método también se basa en el modelado unidimensional (1D) de degradación de escarpes de falla. Cuando se combinan estas dos estrategias, el rendimiento es similar al obtenido por un experto. Además, con este método, también es posible estimar las edades geomorfológicas relativas de los conjuntos de fallas, que son esenciales para comprender el historial de deformación de las zonas activas de extensión y las relaciones de escala de longitud de poblaciones de fallas (Walsh *et al.*, 2003; Contreras *et al.*, 2000; Gupta y Scholz, 2000b).

1.2. Justificación

El fondo marino abarca alrededor de 223 millones de kilómetros cuadrados. La gran mayoría de esta área no puede ser observada directamente. En las últimas décadas su exploración se ha podido expandir de forma explosiva, por lo que hoy en día el fondo oceánico es más accesible que nunca. Sin embargo, existen mejores mapas de la superficie de Marte que del fondo marino. Con este trabajo de tesis contribuiremos a entender el proceso de degradación y propagación de los escarpes de falla de la Cuenca Pescadero Sur ubicada a 3700 m de profundidad en el Golfo de California mediante batimetría de alta resolución y técnicas de aprendizaje automático.

1.3. Hipótesis

Los algoritmos de aprendizaje automático pueden ser implementados para facilitar el proceso de detección de fallas y extraer información importante a partir de la batimetría de alta resolución.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

El objetivo de este trabajo de tesis es investigar la interacción entre los escarpes de fallas y su proceso de degradación el cual modela la evolución geomorfológica del fondo marino a través del tiempo y del espacio, por medio de algoritmos de aprendizaje automático aplicados a la batimetría de alta resolución de la Cuenca Pescadero Sur.

1.4.2. Objetivos específicos

- Establecer los parámetros o características que serán útiles para clasificar los escarpes de falla.
- Obtener las edades de difusión. Estas son importantes para establecer una cronología relativa entre escarpes de falla. Se ajustará el modelo de degradación de escarpes a perfiles transversales de la batimetría de alta resolución de la Cuenca Pescadero Sur.
- Implementar la técnica del Análisis Discriminante Lineal para la clasificación de escarpes de falla. El tiempo de Computo que resulte de esta implementación servirá para analizar la viabilidad de utilizar la técnica con grades volúmenes de datos.
- Realizar análisis estructural y geomorfológico de los resultados obtenidos en detección y clasificación de escarpes de falla.

1.5. Marco geológico

El Golfo de California es un límite oblicuo-divergente entre las placas tectónicas de América del Norte y el Pacífico (Figura 1a). Es un sistema de fallas de deslizamiento lateral derecho en echelon que abren una serie de cuencas y centros de dispersión (Lonsdale *et al.*, 1980; Lonsdale, 1991). El sistema se caracteriza por un movimiento oblicuo lateral derecho a lo largo del límite de la placa, con un ángulo de 20° entre el eje del rift y la dirección del movimiento de la placa (Umhoefer *et al.*, 2007). La parte norte del Golfo de California está cubierta por gruesos depósitos sedimentarios derivados del río Colorado, que esconden complejas zonas de falla (van Wijk *et al.*, 2017). Por otro lado, en el sur la sedimentación es menor y la CA ha desarrollado una nueva corteza oceánica con anomalías magnéticas asociadas (Larson, 1972; Lonsdale *et al.*, 1980; Nagy y Stock, 2000; Persaud *et al.*, 2003; González-Fernández *et al.*, 2005).

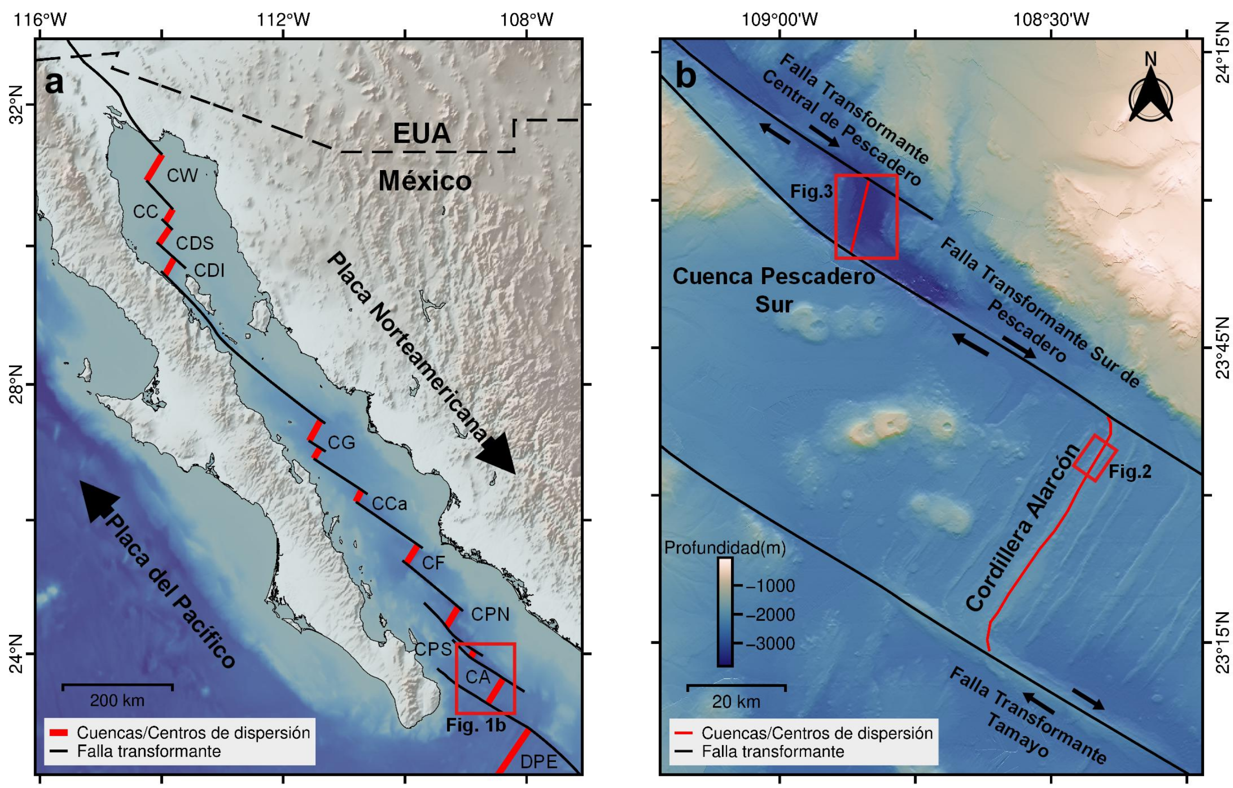

Figura 1. a) Mapa del marco tectónico del Sistema de Rift del Golfo de California. Las flechas indican el movimiento relativo de la placa Norteamericana y Pacífico. Abreviaturas: CW = Cuenca Wagner; CC = Cuenca del Consag; CDS, CDI = Cuenca Delfín Superior e Inferior, respectivamente; CG = Cuenca de Guaymas; CCa = Cuenca Carmen; CF = Cuenca Farallón; CPN = Cuenca Pescadero Norte; CPS = Cuenca Pescadero Sur; CA = Cordillera Alarcón; DPE = Dorsal del Pacifico Este. El rectángulo (rojo) indica la ubicación de la Figura 1b. b) Mapa tectónico y batimétrico del sur del Golfo de California, mostrando las áreas en la CA y CPS analizadas en este estudio (Lonsdale *et al.*, 1980; Lonsdale, 1991; Nagy y Stock, 2000; Persaud *et al.*, 2003; González-Fernández *et al.*, 2005; Umhoefer *et al.*, 2007).

La CA es un centro de dispersión activo ubicado en la desembocadura del Golfo de California. Es el segmento de dispersión más largo (50 km) del Golfo de California y tiene una tasa de propagación de 4.9 cm/año (DeMets *et al.*, 2010), que representa el 92 % del movimiento relativo entre las placas de América del Norte y el Pacífico (Lizarralde *et al.*, 2007). El extremo suroeste de la CA está delimitado por la falla transformante de Tamayo de 60 km de largo; la falla transformante de Pescadero Sur limita el extremo noreste conectando este centro de dispersión con la CPS (Figura 1b). La CPS forma parte del Complejo de la Cuenca Pescadero (CCP), (Ramírez-Zerpa *et al.*, 2021) que consiste de tres grabens asimétricos separados por fallas transformantes (Mann et al., 1983).

El mapa batimétrico de CA revela una amplia gama de escarpes de fallas normales y fisuras que cortan domos de lava, conos volcánicos, montículos en almohadilla y flujos de lava de composición variable (Clague *et al.*, 2018). La Figura 2a ilustra fallas activas, el desarrollo de fisuras y el domo riolítico en la porción NE de la transición entre la zona neovolcánica y la cresta axial adyacente. Estas estructuras fueron examinadas en detalle por Portner *et al.* (2015) y Vega-Ramirez (2018). Un análisis de frecuencia (Vega-Ramirez, 2018) muestra que la longitud de las traza de fallas normales siguen una distribución de ley de potencia (Figura 2b), una característica observada en ambientes tectónicos extensionales con deformación alta (Cowie y Scholz, 1992; Marrett y Allmendinger, 1992; Dawers *et al.*, 1993; Cladouhos y Marrett, 1996; Contreras *et al.*, 1997; Gupta y Scholz, 2000a,b; Kim y Sanderson, 2005; Whipp *et al.*, 2017). La interpretación aceptada es que la población de fallas ha alcanzado un punto de saturación caracterizado por segmentos de falla traslapados. Así, las fallas crecen en longitud principalmente por coalescencia, es decir, interacción entre sus extremos que posteriormente se fusionan con otras, en lugar de crecimiento aislado o nucleación (Spyropoulos *et al.*, 1999; Contreras *et al.*, 2000; Gupta y Scholz, 2000a).

La formación de fisuras en la CA está restringida a un intervalo a lo largo del eje neovolcánico de unos pocos cientos de metros de ancho, al noreste del domo riolítico. En su mayor parte, estas fisuras se formaron dentro de flujos de lava suaves de bajo relieve que inundaron el bloque de techo del semigraben. Un análisis de frecuencia vs. tamaño muestra que las fisuras siguen una distribución exponencial en lugar de una ley de potencia (Figura 2c). Supak *et al.* (2006) demostraron en una serie de experimentos analógicos que las fracturas resultantes de la flexión inducida por cargas verticales desarrollan tales distribuciones exponenciales de frecuencia vs tamaño. Su experimento también reveló que las fracturas se desarrollan preferencialmente a lo largo del eje de flexión como según lo observado a lo largo del eje neovolcánico de CA. Los foraminíferos recuperados por un vehículo operado a distancia, proporcionan una edad mínima para las fallas (Clague *et al.*, 2018). Las edades del radiocarbono indican que, posiblemente, las fallas más largas comenzaron a crecer hace alrededor de 10 ka. Esta edad no representa el inicio de la extensión en la cuenca, sin embargo, es una buena aproximación de la época en que los flujos de lava más jóvenes se comenzaron a producir.

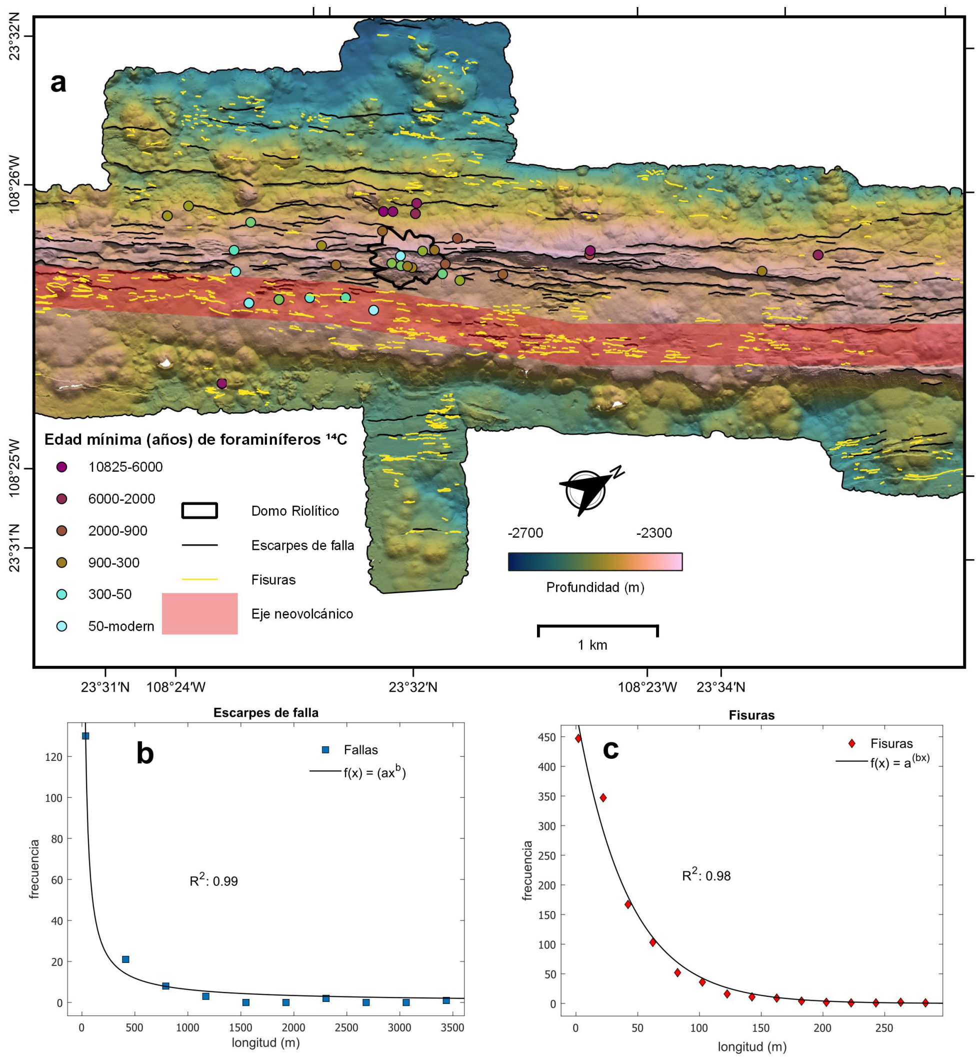

Figura 2. Mapa que muestra la batimetría de 1 m de resolución del extremo norte de la CA. a) Mapa estructural que muestra la distribución de fallas (negro) y fisuras (rojo) que diseccionan el eje de la cresta neovolcánica (Vega-Ramirez, 2018). Los círculos codificados por colores representan las edades de los foraminíferos recuperados de la base de los núcleos de empuje de sedimentos recolectados durante las inmersiones ROV (Clague et al., 2018). Las figuras c) y d) son gráficas de frecuencia vs. longitud de fallas y fisuras, respectivamente.

La CPS es una depresión estructural situada a 61 km al noroeste de la CA (Figura 3a). Es una cuenca sigmoidal a romboidal, con una geometría en forma de Z en vista de planta, desarrollada entre la Falla Transformante Sur de Pescadero y la Falla Transformante Central de Pescadero (Figura 3a).

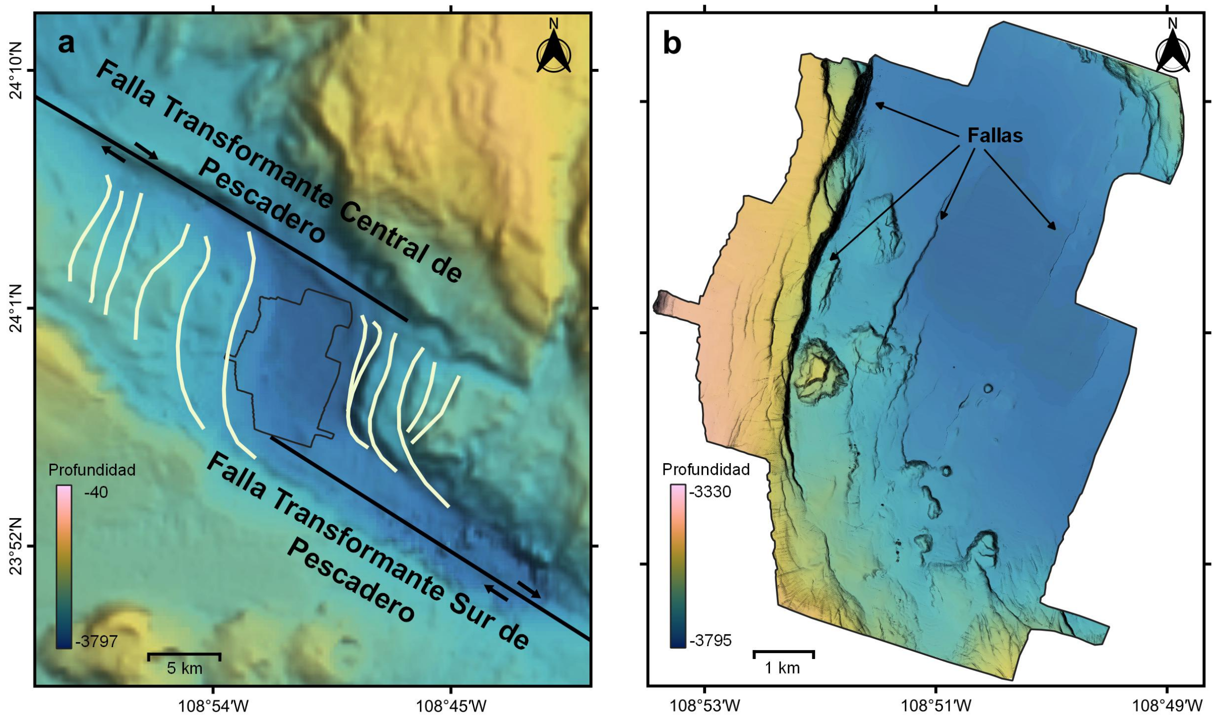

Figura 3. Mapas estructurales generados a partir de batimetría de la CPS. a) Mapa que muestra la geometría a gran escala y de la CPS. La cuenca es un graben con forma romboidal con una asimetría en forma de Z limitada en sus lados por las fallas transformantes superpuestas de Pescadero del Sur y Pescadero Central (líneas negras). El hundimiento de la cuenca es acomodado por un arreglo transversal de fallas oblicuo-extensionales (líneas amarillas) que conectan y transfieren la deformación entre las fallas transformantes limítrofes. El polígono negro muestra la cobertura del vehículo sumergible autónomo (AUV) que se muestra en el panel derecho; b) la batimetría de resolución de 1 m revela una serie de rampas de relevo fracturadas por la interacción de segmentos de falla traslapados (indicados por flechas negras) que forman una estructura de graben anidada en la parte más profunda de la cuenca.

La cuenca es fuertemente asimétrica y sus márgenes de subsidencia están controlados por un sistema de fallas oblicuo-extensionales que unen las fallas transformantes limitantes. Una arreglo de fallas normales paralelas con un plano de falla orientado al este y al oeste caracterizan la parte central, formando un graben anidado que corta los depósitos de sedimentos pelágicos (Paduan *et al.*, 2018). El espesor del sedimento a través del graben supera los 80 m y se adelgaza (entre 20 y 50 m) sobre las paredes inclinadas del conjunto conjugado de fallas extensionales (Paduan *et al.*, 2018). Las paredes occidentales del graben anidado están controladas por una serie de fallas dispuestas en escalón izquierdo. La longitud (hasta 8,5 km) y el desplazamiento vertical (hasta 175 m) de los segmentos de falla aumentan sistemáticamente hacia el oeste. Las estructuras de relevo intactas o fracturadas también son rasgos comúnmente observados en arreglos de fallas jóvenes (Figura 3b), así como en el desarrollo de campos de ventilas hidrotermales en fallas activas (Paduan *et al.*, 2018; Negrete-Aranda *et al.*, 2021).

1.6. Morfología de escarpes de falla

Una escarpe de falla es un cambio geomorfológico que coincide aproximadamente con un plano de falla que ha dislocado la superficie del suelo (Steckler *et al.*, 1999b). En términos generales, los escarpes de falla tienen una morfología escalonada (Figura 4) y continuidad lateral que las hace fáciles de identificar en el campo, fotografías aéreas y en modelos digitales de elevación (MDE). Además, un escarpe de falla puede ser un indicador del estilo de actividad tectónica y cronología dentro de una región. Wallace (1977) observó que la característica principal de los escarpes más jóvenes con unos pocos miles de años es una parte libre del plano de falla (cara libre) identificada por un cambio brusco en la pendiente en la cresta, una pendiente de escombros de alrededor de 35°, y una pendiente de lavado de 5° - 10° (Figura 4 a-b). El plano de falla inicial del escarpe generalmente se encuentra a 60°. Después de su formación, comienzan a degradarse por procesos de erosión. Los escombros creados por la intemperie caen de la cara libre de la falla, distribuyéndose en la base. El transporte continuo de material disminuye rápidamente la pendiente topográfica hasta alcanzar un valor que oscila entre 30° y 35° (Nash, 1980; Pierce y Colman, 1986). Después de esta etapa inicial que dura alrededor de 10-100 años, la degradación del escarpe es controlada principalmente por procesos de difusión más lentos que suavizan aún más la parte superior y la base que disminuyen la pendiente máxima más allá del ángulo de reposo alcanzado durante la etapa inicial (Figura 4 c-e).

Nash (1980) desarrolló un modelo de degradación de escarpes de falla basado en la ecuación de difusión:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = k\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}, \tag{1}$$

donde x es la distancia medida perpendicularmente al escarpe de falla en metros, u es la elevación en metros, t el tiempo en años, y k el coeficiente de difusión en m^2/año. En este modelo, el flujo de masa es proporcional a la pendiente local du/dx. La Ecuación (1) establece que la tasa de cambio en la elevación, $\partial u/\partial t$, en un punto del escarpe es proporcional a la curvatura, $\partial^2 u/\partial x^2$ en ese punto (Colman y Watson, 1983; Hanks *et al.*, 1984; Andrews y Hanks, 1985; Enzel *et al.*, 1996).

Para el caso de una falla vertical (90°) sujeta a las siguientes condiciones de frontera e iniciales, $u = 0$ cuando $x \to \infty, t > 0$, $u = 2u_0$ cuando $x \to -\infty, t > 0$, $u = 2u_0$ para $x = x_f$ en $t = 0$, una solución a la Ecuación (1) está dada por la expresión:

$$u(x,t) = u_0 \operatorname{erf}\left(\frac{x - x_f}{2\sqrt{\tau}}\right), \tag{2}$$

donde x_f es la ubicación del punto de inflexión situado en el centro del escarpe, τ es el producto kt, o edad de difusión, y tiene unidades de longitud al cuadrado, erf(χ) es la función de error, y u_0 es la semi-altura del escarpe (desplazamiento vertical). La solución para un escarpe con un plano de falla orientado hacia la derecha es esencialmente la misma, la única diferencia es que erf(χ) es sustituida por la función error complementaria erfc(χ)= 1 - erf(χ).

Hanks *et al.* (1984) exploraron la aplicabilidad de la ecuación de difusión lineal a la morfología de diferentes estructuras geológicas y Andrews y Hanks (1985) desarrollaron una metodología de inversión para encontrar la edad de difusión en perfiles sintéticos de escarpes de falla. En conjunción con otras técnicas geofísicas, este formalismo ha permitido la construcción de un marco geomorfológico para estimar las edades de las escarpes de falla en ambientes continentales (Colman y Watson, 1983; Andrews y Hanks, 1985; Spelz *et al.*, 2008; Hanks, 2013).

Sin embargo, una pregunta importante es si el mismo enfoque puede modelar la degradación de los escarpes de falla en las profundidades oceánicas. Existe una gran cantidad de literatura sobre el uso de la ecuación de difusión para modelar el transporte de sedimentos en ambientes subacuáticos. El enfoque de transporte de sedimentos difusivos se ha utilizado ampliamente para simular la progradación de deltas y la formación de clinoformes (Rivenaes, 1992; Pirmez *et al.*, 1998; Swenson, 2005). Además, se ha utilizado extensivamente en el modelado de flujos turbidíticos (Steckler *et al.*, 1999a; Schlager y Adams, 2001; Spinewine *et al.*, 2011). También se han utilizado modelos difusivos no lineales para simular la degradación en pliegues de aguas profundas (Lotero-Vélez *et al.*, 2019). Aquí asumimos que la difusión opera de la misma manera en sistemas continentales y marinos. Los modelos numéricos (Lotero-Vélez *et al.*, 2019) de dispersión de sedimentos en ambientes marinos indican que esta suposición es válida cuando el transporte pendiente abajo domina sobre la acumulación topográfica o la carga de lavado. Por el contrario, la sedimentación se vuelve inestable (no lineal) a lo largo de las pendientes cuando el suministro de sedimentos y la elevación tectónica exceden el transporte de la pendiente (Lotero-Vélez *et al.*, 2019).

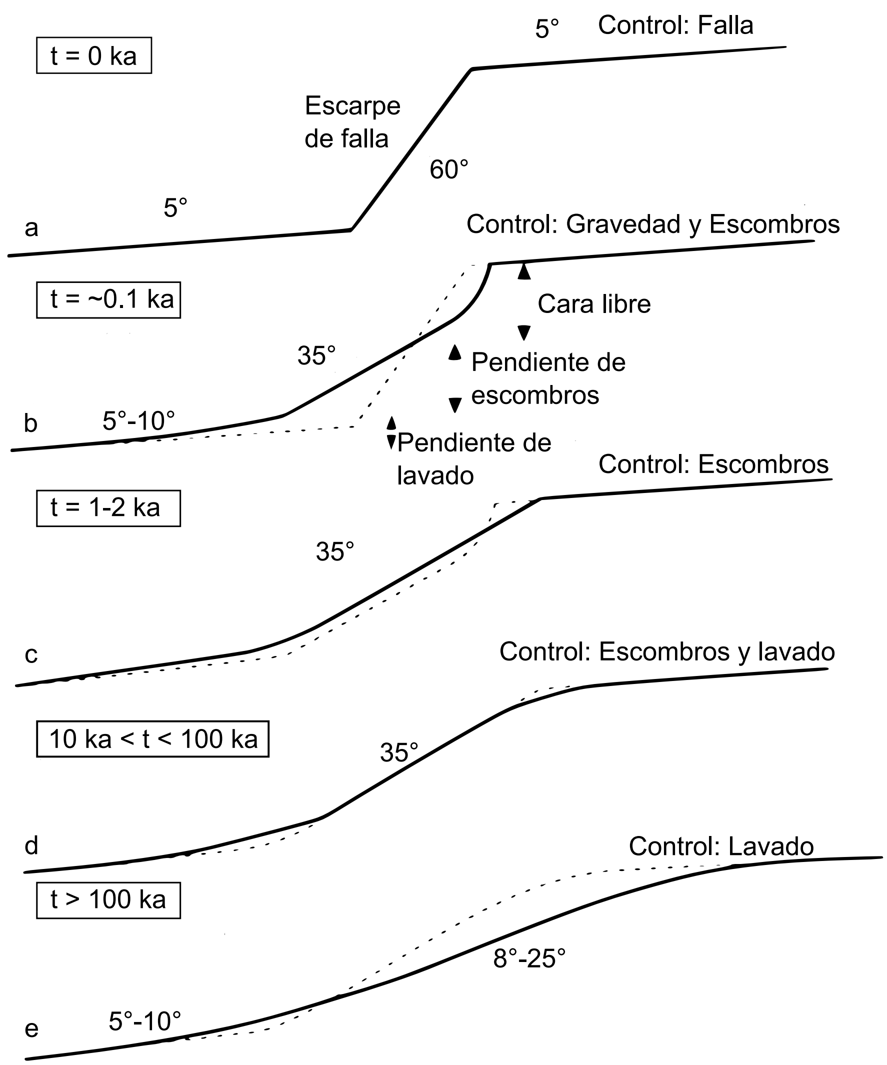

Figura 4. Representación esquemática de la degradación secuencial del escarpe de fallas a través del tiempo. Las líneas segmentadas representan la línea sólida del perfil anterior. Adaptado de Wallace (1977).

Capítulo 2. Metodología

2.1. Aprendizaje automático

El objetivo de los algoritmos de aprendizaje automático es extraer conocimiento empírico de los datos para realizar una clasificación o hacer una predicción (Bishop, 2006). Los enfoques de aprendizaje automático son: supervisados, no supervisados o de aprendizaje por refuerzo. En el aprendizaje supervisado, un experto proporciona datos etiquetados o categóricos como el conjunto de entrenamiento. La idea es encontrar una serie de reglas de predicción h_i de un espacio de entrada X a un espacio de salida Y (el espacio de decisión): $h_i : X \rightarrow Y$ (Marquis *et al.*, 2020). Por el contrario, el aprendizaje no supervisado no tiene datos etiquetados por un experto. En su lugar, un algoritmo analiza los datos sin procesar en busca de grupos en la información, que son, a su vez, la base para clasificar los datos o tomar una decisión. En el caso del aprendizaje por refuerzo, un algoritmo debe aprender el comportamiento a través de interacciones de ensayo y error con un entorno dinámico (Kaelbling *et al.*, 1996). Este último enfoque es análogo a un experto que simplemente afirma que algo está bien o mal, pero sin especificar porqué o como está mal (Duda *et al.*, 2006).

2.1.1. Análisis discriminante lineal

En general, esperamos que el conjunto de entrenamiento sea una mezcla confusa de diferentes clases presentes en los datos y, naturalmente, esperamos que sean difíciles de separar. Una forma de resolver este problema es utilizar una función discriminante lineal en términos de reducción de dimensionalidad. Una función discriminante lineal (FDL) divide un espacio de entrada en regiones de decisión por medio de un hiperplano (Figura 5). A estos límites de decisión se les llama fronteras de decisión o superficies de decisión. También, se dice que el conjunto de datos es linealmente separable si los datos pueden ser separados en clases por una superficie de decisión.

El objetivo principal del Análisis Discriminante Lineal (ADL) es maximizar la separabilidad entre las clases, lo que facilita la clasificación al proyectarlas en una línea que forma grupos compactos bien separados (Tharwat *et al.*, 2017). Ciertamente, aunque los datos en un espacio *d*-dimensional estuvieran bien separados y compactos, proyectarlos a una línea arbitraria produciría una mezcla confusa de todas las muestras de todas las clases. Esto se puede solucionar utilizando el criterio de Fisher para encontrar el eje óptimo en el cual proyectar los datos (Figura 5). Adicionalmente, el ADL permite utilizar tanto un enfoque supervisado como no supervisado.

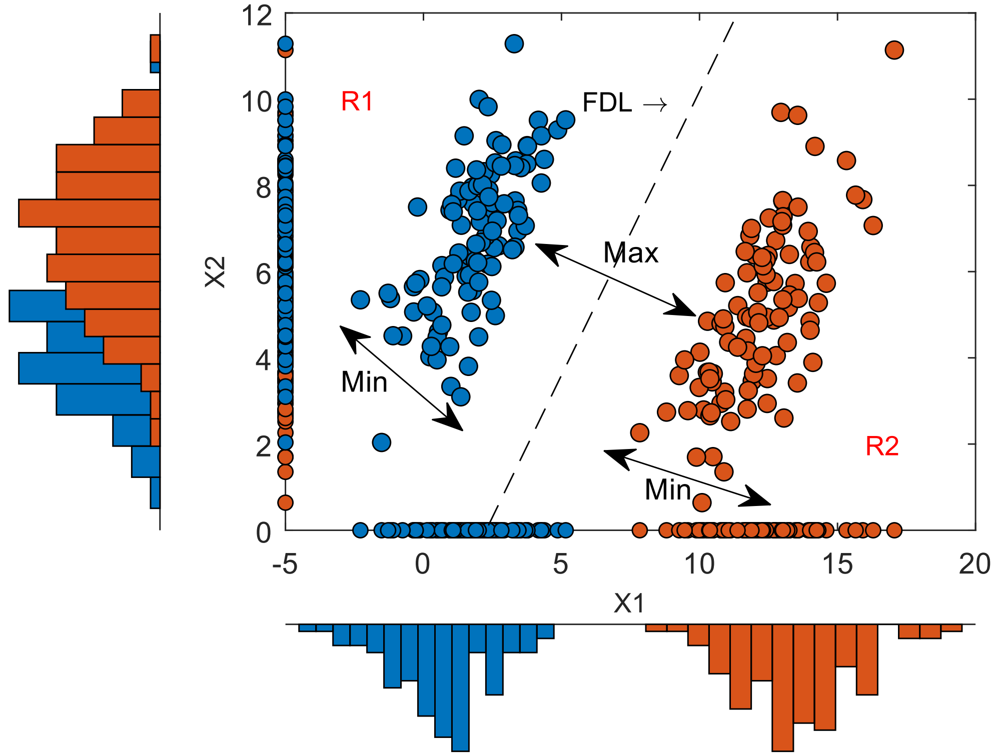

Figura 5. Ilustración de una función discriminante lineal y de datos aleatorios simulados en dos dimensiones. La superficie de decisión es mostrada por la línea punteada que divide el espacio en las regiones de decisión R1 y R2. Los datos son proyectados a los ejes X1 y X2. Los datos proyectados al eje X2, presentan una mayor dispersión y poca separación entre clases. Lo opuesto sucede si los datos son proyectados al eje X1. Donde, la dispersión de las clases es mínima y su separación máxima. Por lo tanto, X1 sería el eje óptimo para realizar tareas de clasificación de datos.

El enfoque de aprendizaje supervisado es el más adecuado para nuestro objetivo de clasificación de escarpes de fallas ya que tenemos un conjunto de datos previamente clasificados y etiquetados, es decir, la población de escarpes de fallas en CA (Vega-Ramirez, 2018). Otras de las ventajas del ADL es que no requiere volúmenes masivos de datos de entrada, y su implementación puede ser sencilla. Generalmente, se requiere del uso de una operación de segmentación para aislar los objetos a clasificar (en nuestro caso, fallas) y un extractor de atributos para reducir los objetos a una serie de valores llamados características. Una característica es cualquier propiedad o atributo medible que describa el objeto. Estas características son la representación definitiva de los objetos que constituyen las muestras de entrenamiento.

Aunque el ADL se considera una técnica robusta, no es fiable en ciertas situaciones. Una de ellas es cuando el número de muestras es casi igual al número de dimensiones o características. Bajo esta condición, el ADL generalmente falla (Sharma y Paliwal, 2015). También es poco fiable cuando las muestras de diferentes clases son no linealmente separables (cuando la media de las clases es igual), el ADL no puede discriminar las clases (Tharwat *et al.*, 2017). En este trabajo usamos tres características y el número de muestras es 163, lo cual cumple la primera condición. En las secciones siguientes mostraremos que las clases usadas en este método son linealmente separables.

En este trabajo de tesis los vectores se denotan con letras romanas en negrita y minúsculas, como $\boldsymbol{x}$, y se supone que todos los vectores son vectores de columna. Un superíndice T denota la transpuesta de una matriz o vector, por lo que $\boldsymbol{x}^T$ será un vector fila. Las letras romanas en negrita mayúsculas, como $\boldsymbol{M}$, denotan matrices. Ahora bien, para ilustrar el procedimiento, consideremos un conjunto de vectores de entrada d-dimensionales $\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \ldots \boldsymbol{x}_n$ (muestras de entrenamiento) los cuales se encuentran etiquetados en dos clases Ω_1, Ω_2. En donde la clase Ω_1 tienen N_1 muestras y la clase Ω_2 tiene N_2 muestras. Para proyectar los vectores a una dimensión podemos utilizar el producto punto entre vectores:

$$y = \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}, \tag{3}$$

donde $\boldsymbol{w}$ es llamado vector de pesos. Por otro lado, al conjunto correspondiente de $y_1, y_2, \ldots y_n$ estará dividido en los subconjuntos $\mathcal{Y}_1$ y $\mathcal{Y}_2$ de las clases proyectadas Ω_1, Ω_2 respectivamente. Ajustando las componentes del vector $\boldsymbol{w}$ podremos seleccionar una proyección que maximice la separación entre las clases. Para encontrar la mejor dirección de $\boldsymbol{w}$ primero se calcula la separación entre las medias de las diferentes muestras. Podemos calcular el vector promedio de cada clase con las siguiente ecuación:

$$\boldsymbol{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{n \in \Omega_i} \boldsymbol{x}_n, \tag{4}$$

entonces el promedio de las muestras proyectadas está dado por:

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \mathcal{Y}_i} y \tag{5}$$

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \mathcal{Y}_i} \mathbf{w}^T \mathbf{x} = \mathbf{w}^T \mathbf{m}_i, \tag{6}$$

el cual representa la proyección de $\boldsymbol{m}_i$. Por lo tanto, la distancia entre las medias de los puntos proyectados quedaría:

$$|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2| = \left| \mathbf{w}^T (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \right|. \tag{7}$$

Asimismo, buscamos que la distancia entre las medias proyectadas sea máxima, también, buscamos que la dispersión de los datos sea mínima para cada clase. Por lo tanto, la dispersión de los datos proyectados para las clases Ω_i se obtiene con la siguiente ecuación:

$$\tilde{s}_i^2 = \sum_{y \in \mathcal{Y}_i} (y - \tilde{m}_i)^2 . \tag{8}$$

De modo que, $(1/(N_1 + N_2))(\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2)$ es una estimación de la varianza y $\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2$ es la dispersión total dentro de las clases de los datos proyectados. EL ADL utiliza el vector de pesos $\boldsymbol{w}$ para el cual la función:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2|^2}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \tag{9}$$

también llamado criterio de Fisher sea máximo. Para obtener la función $J()$ como una función explicita de $\boldsymbol{w}$ se definen las matrices de dispersión $\boldsymbol{S_i}$, $\boldsymbol{S_w}$ y $\boldsymbol{S_B}$ por:

$$\mathbf{S}_i = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega_i} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)^T \tag{10}$$

$$\mathbf{S}_W = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 \tag{11}$$

$$\begin{aligned} \tilde{s}_i^2 &= \sum_{\mathbf{x}\in\Omega_i} \left(\mathbf{w}^T\mathbf{x} - \mathbf{w}^T\mathbf{m}_i\right)^2 \\ &= \sum_{\mathbf{x}\in\Omega_i} \mathbf{w}^T (\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)(\mathbf{x}-\mathbf{m}_i)^T \mathbf{w} \\ &= \mathbf{w}^T\mathbf{S}_i\mathbf{w}; \end{aligned} \tag{12}$$

por lo tanto la suma de la dispersión resulta:

$$\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2 = \mathbf{w}^T\mathbf{S}_W\mathbf{w}, \tag{13}$$

de manera similar, la separación entre las medias proyectadas está dada por:

$$\begin{aligned} (\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2)^2 &= \left(\mathbf{w}^T\mathbf{m}_1 - \mathbf{w}^T\mathbf{m}_2\right)^2 \\ &= \mathbf{w}^T (\mathbf{m}_1-\mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1-\mathbf{m}_2)^T \mathbf{w} \\ &= \mathbf{w}^T\mathbf{S}_B\mathbf{w}, \end{aligned} \tag{14}$$

donde:

$$\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_1-\mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1-\mathbf{m}_2)^T, \tag{15}$$

$\mathbf{S}_W$ es llamada la matriz de dispersión dentro de la clase. De forma similar, $\mathbf{S}_B$ es la matriz de dispersión entre las clases. En términos de $\mathbf{S}_W$ y $\mathbf{S}_B$ el criterio de Fisher $J()$ puede reescribirse como:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_B\mathbf{w}}{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_W\mathbf{w}}, \tag{16}$$

esta expresión es conocida como el cociente de Rayleigh generalizado. Esto puede ser convertido a un cociente con $\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{q}$ mediante :

$$\boldsymbol{w} = \boldsymbol{S}_W^{-1/2}\boldsymbol{q} \quad \rightarrow \quad \frac{\boldsymbol{w}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{S}_B\boldsymbol{w}}{\boldsymbol{w}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{S}_W\boldsymbol{w}} = \frac{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\left(\boldsymbol{S}_W^{-1/2}\right)^{\mathsf{T}}\boldsymbol{S}_B\boldsymbol{S}_W^{-1/2}\boldsymbol{q}}{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{q}} = \frac{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}}{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{q}}. \tag{17}$$

Esto cambia el problema generalizado a un problema simétrico ordinario de eigenvalores $\boldsymbol{H}\boldsymbol{q} = \lambda\boldsymbol{q}$. Si $\boldsymbol{S}_B$ y $\boldsymbol{S}_W$ son definidas positivas también lo será $\boldsymbol{H} = \boldsymbol{S}_W^{-1/2}\boldsymbol{S}_B\boldsymbol{S}_W^{-1/2}$. El coeficiente de Rayleigh más grande dará el eigenvalor λ_1 más grande. De esta manera, veremos el eigenvector superior $\boldsymbol{q}_1$ de $\boldsymbol{H}$ y el eigenvector superior $\boldsymbol{w}_1$ de $\boldsymbol{S}_W^{-1}\boldsymbol{S}_B$:

$$\text{máx}\,\frac{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{H}\boldsymbol{q}}{\boldsymbol{q}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{q}} = \lambda_1 \text{ cuando } \boldsymbol{H}\boldsymbol{q}_1 = \lambda_1\boldsymbol{q}_1\text{. Entonces } \boldsymbol{S}_B\boldsymbol{w}_1 = \lambda\boldsymbol{S}_W\boldsymbol{w}_1 \text{ para } \boldsymbol{w}_1 = \boldsymbol{S}_W^{-1/2}\boldsymbol{q}_1\ . \tag{18}$$

Por lo tanto, el vector de pesos $\boldsymbol{w}$ que estamos buscando es determinado por los eigenvectores de $\boldsymbol{S}_W^{-1}\boldsymbol{S}_B$ los cuales corresponden a los eigenvalores más altos.

2.1.2. Múltiples clases

La generalización del ADL para $K > 2$ clases asume que la dimensionalidad D del espacio de entrada es mayor que el número de clases K. También, se introduce D' características lineales $y_k = \boldsymbol{w}_k^T\boldsymbol{x}$, donde $k = 1, 2, \ldots, D'$. Estas características pueden agruparse en el vector $\boldsymbol{y}$, asimismo, el vector de pesos $\boldsymbol{w_k}$ puede considerarse como las columnas de la matriz $\boldsymbol{W}$, de tal forma que:

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{x}. \tag{19}$$

La generalización de la matriz de dispersión dentro de la clase está dada por:

$$\boldsymbol{S}_W = \sum_{k=1}^{K}\boldsymbol{S}_k, \tag{20}$$

donde:

$$\boldsymbol{S}_k = \sum_{n \in C_k} (\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{m}_k)(\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{m}_k)^T, \tag{21}$$

$$\boldsymbol{m}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n \in \mathcal{C}_k} \boldsymbol{x}_n, \tag{22}$$

donde N_k es el número de datos en la clase C_k. Para encontrar la generalización de la matriz de dispersión entre clases, primero se considera la matriz de dispersión total (Duda *et al.*, 1973):

$$\boldsymbol{S}_T = \sum_{n=1}^{N} (\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{m})(\boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{m})^T, \tag{23}$$

donde $\boldsymbol{m}$ es el promedio del todo el conjunto de datos:

$$\boldsymbol{m} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{x}_n = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{K} N_k \boldsymbol{m}_k, \tag{24}$$

donde $N = \sum_k N_k$ es el número total de datos. La matriz total de dispersión se descompone en la suma de las matriz de dispersión dentro de la clase más la matriz de dispersión entre clases $\boldsymbol{S}_B$:

$$\boldsymbol{S}_T = \boldsymbol{S}_W + \boldsymbol{S}_B, \tag{25}$$

donde:

$$\boldsymbol{S}_B = \sum_{k=1}^{K} N_k (\boldsymbol{m}_k - \boldsymbol{m})(\boldsymbol{m}_k - \boldsymbol{m})^T. \tag{26}$$

Estas matrices de dispersión están definidas en el espacio original $\boldsymbol{x}$. Las matrices en el espacio proyectado $\boldsymbol{y}$ se definen como:

$$\tilde{\boldsymbol{S}}_W = \sum_{k=1}^{K} \sum_{n \in C_k} (\boldsymbol{y}_n - \tilde{\boldsymbol{m}}_{\boldsymbol{k}})(\boldsymbol{y}_n - \tilde{\boldsymbol{m}}_{\boldsymbol{k}})^T \tag{27}$$

$$\tilde{\boldsymbol{S}}_B = \sum_{k=1}^{K} N_k (\tilde{\boldsymbol{m}}_k - \tilde{\boldsymbol{m}})(\tilde{\boldsymbol{m}}_k - \tilde{\boldsymbol{m}})^T \tag{28}$$

donde:

$$\tilde{\boldsymbol{m}}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{n \in C_k} \boldsymbol{y}_n, \tag{29}$$

$$\tilde{\boldsymbol{m}} = \frac{1}{N} \sum_{n \in K} N_k \boldsymbol{m}_k \tag{30}$$

por lo tanto:

$$\tilde{\boldsymbol{S}}_W = \boldsymbol{W}^T \boldsymbol{S}_W \boldsymbol{W}, \tag{31}$$

$$\tilde{\boldsymbol{S}}_B = \boldsymbol{W}^T \boldsymbol{S}_B \boldsymbol{W} \tag{32}$$

Una forma simple de obtener el escalar de la dispersión es por medio del calculo del determinante de la matriz de dispersión. Ahora bien, para encontrar la matriz de transformación $\boldsymbol{W}$ que maximiza la relación entre la dispersión entre clases y la dispersión dentro de la clase usamos el siguiente criterio:

$$J(\mathbf{W}) = \frac{|\tilde{\mathbf{S}}_B|}{|\tilde{\mathbf{S}}_W|} = \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_W \mathbf{W}|}. \tag{33}$$

El problema de encontrar una matriz rectangular $\boldsymbol{W}$ que maximice $J()$ es complicado y es discutido ampliamente en Fukunaga (1990). Aunque, afortunadamente resulta que la solución es relativamente simple (Duda *et al.*, 2006). Las columnas de un $\boldsymbol{W}$ óptimo son los eigenvectores generalizados que corresponden a los eigenvalores más grandes en:

$$\mathbf{S}_B \mathbf{w}_k = \lambda_k \mathbf{S}_W \mathbf{w}_k. \tag{34}$$

Por lo tanto, los valores de los pesos estarán determinados por los eigenvectores de $\mathbf{S}_W^{-1}\mathbf{S}_B$ que correspondan al D' eigenvalores más grandes.

2.2. Adquisición de datos

El AUV D. *Allan* B., desarrollado y operado por el Instituto de Investigación del Acuario de la Bahía de Monterrey o MBARI (por sus siglas en inglés), tiene una forma de torpedo y un diámetro de 0.53 m y una longitud de 5.5 m. Está equipado con un sonar multihaz, un escáner de barrido lateral y un perfilador de fondo. Sin embargo, el AUV D. *Allan* B. es modular, por lo que se le pueden agregar o retirar componentes de acuerdo con los objetivos de investigación. Todos los componentes están probados para alcanzar profundidades de hasta 6000 m. Los datos del multihaz, el escáner de barrido lateral y el perfilador de fondo se procesaron utilizando el paquete de software de código abierto MB-System (Caress y Chayes, 1996; Caress *et al.*, 2012; Clague *et al.*, 2014). La velocidad de operación del AUV es de 1.5 m por segundo a una altitud de 40 a 100 m sobre el fondo marino con una autonomía de ∼8.5 horas (Caress *et al.*, 2008). Se puede lograr una resolución lateral de un metro flotando sobre el fondo marino a una altitud de 50 m, mientras que los estudios realizados a altitudes de hasta 100 m suelen alcanzar resoluciones laterales inferiores a 2 m. Por lo tanto, para cubrir un área de ∼164 km2 a lo largo de la longitud de ∼50 km de la zona neovolcánica de la CA, se requirieron diecisiete misiones con el AUV D. *Allan* B. (Clague *et al.*, 2018). Para la CPS, se necesitaron dos misiones para cubrir el área central de 22.9 km^2 en 2015 (Paduan *et al.*, 2018). El éxito de la expedición de 2015 en la CPS fue la clave para que durante la expedición del 2018 con la embarcación R/V Falkor se realizaran seis misiones adicionales, ampliando el área a ∼60 km^2 (Clague *et al.*, 2018; Paduan *et al.*, 2018). Se generó el Modelo Digital de Elevación (MDE) de la CPS a partir estos levantamientos y consistió en una matriz de 10300 x 8535 puntos de elevación con una resolución de 1 m en el plano horizontal y 10 cm en la dirección vertical (Caress *et al.*, 2008).

2.3. Datos de entrenamiento

Antes de describir nuestro conjunto de entrenamiento, es necesario introducir algunas definiciones. Un acantilado es cualquier forma de terreno con una pendiente pronunciada ($> 35^\circ$). Una escarpe falla es un acantilado formado por la erosión diferencial a lo largo de la falla (Peacock *et al.*, 2000). Para que un acantilado pueda clasificarse como un escarpe de falla, debe cumplir los siguientes criterios: (a) su longitud (L), medida en la dirección del rumbo debe ser discernible en la batimetría de resolución de 1 m; una buena regla general determinada empíricamente es que $L > 4$ m; (b) el desplazamiento vertical del escarpe, $\sim u_{max}$, debe obedecer a una relación de escalamiento: $u_{max} = \gamma L$ $\gamma \approx 0.02$; (c) puede mostrar estructuras de enlace con escarpes vecinos como estructuras de relevo; y (d) la erosión no debe haber destruido todos los rastros del plano de falla. Todos los demás accidentes geográficos que no cumplen con estos criterios se clasifican como cuestas (una colina o cresta con una cara inclinada en un lado y una pendiente suave en el otro), que en este caso son productos de la erosión diferencial, la acumulación de depósitos sedimentarios o los flujos de lava.

El conjunto de datos de entrenamiento constó de 163 perfiles de acantilados extraídos de la batimetría de la sección de la CA norte (Figura 2a). De estos, 70 perfiles transversales fueron extraídos de escarpes de fallas previamente identificadas por Vega-Ramirez (2018) que cumplen con los criterios (a)-(d). Los escarpes de fallas tienen una longitud de entre ∼35 m a ∼3440 m y una altura de ∼1 m a ∼35 m. Los ángulos de las pendientes fluctúan entre 45° y 64° grados. Los acantilados restantes fueron clasificados como cuestas y consisten principalmente en flujos de lava de bajo relieve y montículos en almohadilla. Las fisuras no cumplen los criterios (a)-(d) y por lo tanto están excluidas de este trabajo.

Capítulo 3. Resultados

3.1. Extracción de características

Se extrajo la edad de difusión, τ, la altura del escarpe, u_0, el punto de inflexión, x_f y el error cuadrático medio ε (RMSE), mediante el ajuste no lineal (Seber y Wild, 2003) del modelo de degradación a los perfiles normalizados de escarpes de falla y cuestas como se muestra en (Figura 6 a-b). También se extrajo la máxima diferencia de elevación topográfica de los perfiles, Δu_{max}. A partir de estos parámetros, construimos el siguiente conjunto de características:

$$\tau^* = \sqrt{\tau}, \tag{35}$$

$$u_0^* = 2u_0/\Delta u_{max} \tag{36}$$

$$\varepsilon^* = \varepsilon/\Delta u_{max} \tag{37}$$

donde τ^* es la raíz cuadrada de la edad de difusión u_0^* es la altura del escarpe adimensional y ε^* es el RMSE adimensional. Este conjunto de parámetros (Ecuaciones (35)-(37)) son discriminantes útiles para la clasificación de escarpes de falla, ya que existe una fuerte correlación entre ellos. En primer lugar, es razonable esperar que la altura del escarpe esté relacionada con el tiempo a través de la tasa de deslizamiento a largo plazo. Este argumento conduce a $u_{max} \approx t$. En segundo lugar, como se muestra en la Figura 6a, se espera que la bondad del ajuste entre los datos y el modelo aumente con la madurez del escarpe. Por lo tanto, la variabilidad de los escarpes debe disminuir con el tiempo a medida que la difusión se convierte en el mecanismo de degradación dominante. Esto conduce a $\varepsilon \to 0$ como $t \to \infty$. Por otro lado, esperamos que los perfiles de la cuesta coincidan vagamente con el modelo de degradación (Figura 6b) y que sus características (35)-(37)) estén mal correlacionadas en general. La Figura 6c muestra las características de entrenamiento, se presentan en el espacio paramétrico 2D u_0^* vs. τ^* . Los cuadrados azules son las muestras de escarpes de falla, y los círculos naranjas representan a las cuestas. Los escarpes de falla se agrupan con menos dispersión, mientras que, para las cuestas, el modelo más adecuado sobrestima ampliamente la altura de la escarpe y muestra edades de difusión relativamente mayores τ^*. En la Figura 6d, observamos que el comportamiento de ε^* en función de la edad de difusión τ^* es altamente variable para los escarpes de falla, pero tiende a decaer con el aumento de la edad de difusión τ^*. En la Figura 6d solo hemos incluido las cuestas que mejor se ajustan al modelo de degradación. Eliminamos una serie de valores atípicos con valores altos de ε^* ya que estas cuestas muestran morfologías que se ajustan mal al modelo. Quizás más importante es que, para ambas gráficas (Figura 6 c-d), la distribución espacial de las clases cumple con los requisitos de ADL, ya que son linealmente separables en dos regiones bien definidas: las muestras de escarpes de falla tienden a caer en el intervalo $0.05 \leq \tau^* \leq 0.25$, mientras que las cuestas tienden a ubicarse en la región $\tau^* > 0.25$.

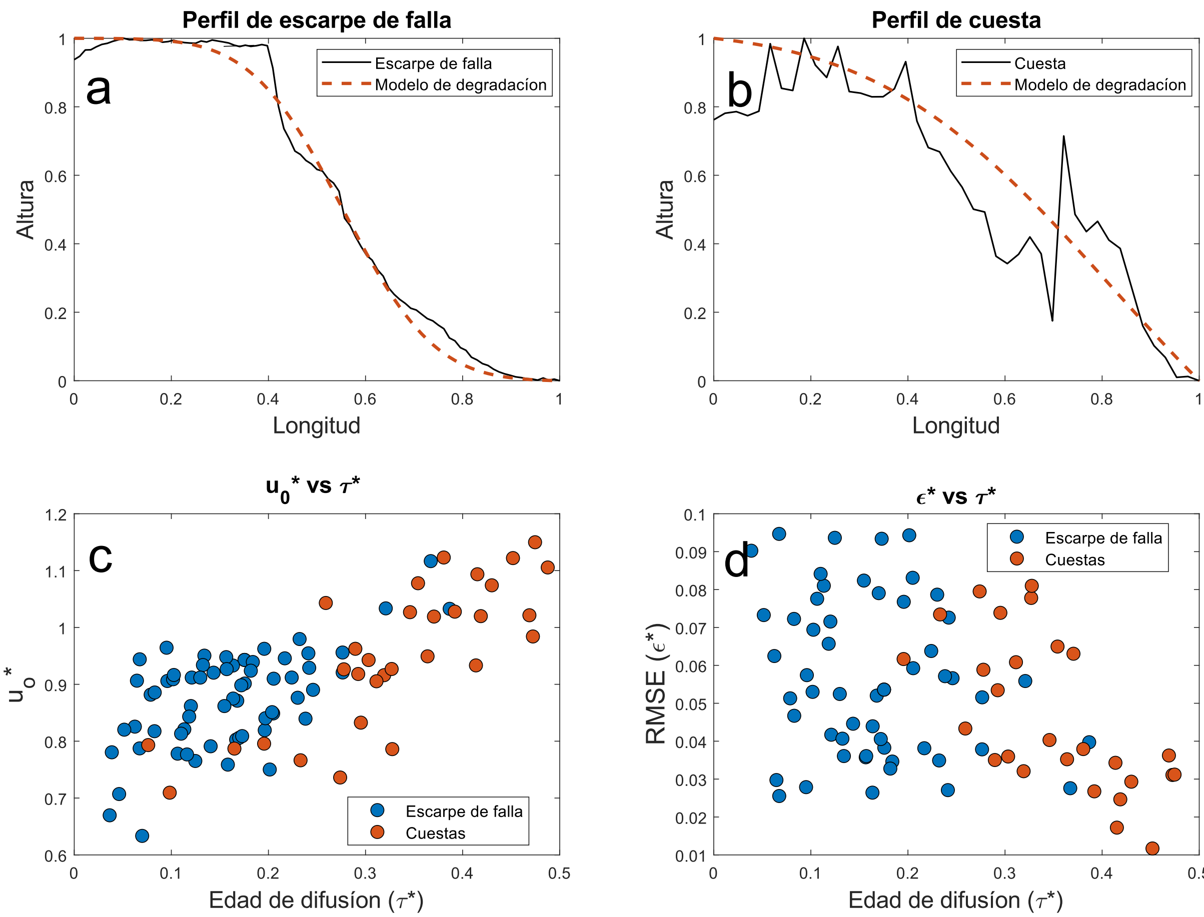

Figura 6. a) y b) son ejemplos de un perfil batimétrico a través de un escarpe de falla y cuestas, respectivamente. El modelo de mejor ajuste (línea discontinua roja) se basa en la solución (Ecuación (2)) a la ecuación de difusión (Ecuación (1)). Las figuras c) y d) son gráficas de dispersión que muestran el comportamiento de los discriminantes de clasificació u_0^* y ε^* vs. la edad de difusión (τ^*) para escarpes de falla y cuestas.

3.2. Implementación del Análisis Discriminante Lineal

A continuación mostramos los resultados de la implementación del ADL aplicado al conjunto de datos de entrenamiento (Figura 7 c-d). La matriz de transformación (rotación) $\boldsymbol{W}$ y su matriz de eigenvalores asociada $\boldsymbol{\lambda}$, que justifican la máxima separabilidad son:

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} 79 & 0.0 & 20 \\ -14 & 0.0 & -44 \\ 60 & 1 & 88 \end{bmatrix} \times 10^{-2}, \tag{38}$$

$$\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} 1.2 & 0 & 0 \\ 0 & 3.6 \times 10^{-19} & 0 \\ 0 & 0 & -1.3 \times 10^{-17} \end{bmatrix} \tag{39}$$

De acuerdo con la técnica ADL, el eigenvector que mejor separa las clases es el vector de la primera columna de $\boldsymbol{W}$, $\boldsymbol{w_1}$ = [79, -14, 60] $\times 10^{-2}$ (Ecuación (38)) al cual le corresponde el eigenvalor más alto $\lambda_1 = 1.2$ (Ecuación (39)). Para demostrar esto, las clases Ω_1 y Ω_2 se proyectaron a lo largo de los eigenvectores de las tres columnas de $\boldsymbol{W}$. La Figura 7a muestra la proyección de las muestras de datos (Ω_1, Ω_2) utilizando la primera columna de $\boldsymbol{W}$. La Figura 7b es la proyección de las clases de datos utilizando el segundo eigenvector de columna; y la Figura 7c corresponde al tercer eigenvector de la columna de $\boldsymbol{W}$. En las figuras, las líneas azul y naranja corresponden a la función de densidad de probabilidad (PDF por sus siglas en ingles) normal de las clases Ω_1 y Ω_2, respectivamente. La función de densidad de probabilidad de los escarpes de falla (PDF_f) tiene una media μ_f = 0.043 y una desviación estándar σ_{cf} = 0.052, mientras que la función de densidad de probabilidad de cuestas (PDF_c) tiene una media μ_c = 0.17 y σ_c = 0.053. El eigenvector $\boldsymbol{w_1}$ discrimina mejor a las dos clases (Figura 7a), mientras que los otros tienen un rendimiento deficiente (Figuras 7b y 7c). Aunque $\boldsymbol{w_1}$ es el mejor discriminante, los PDF no están completamente separados, ya que existe una superposición entre las dos distribuciones.

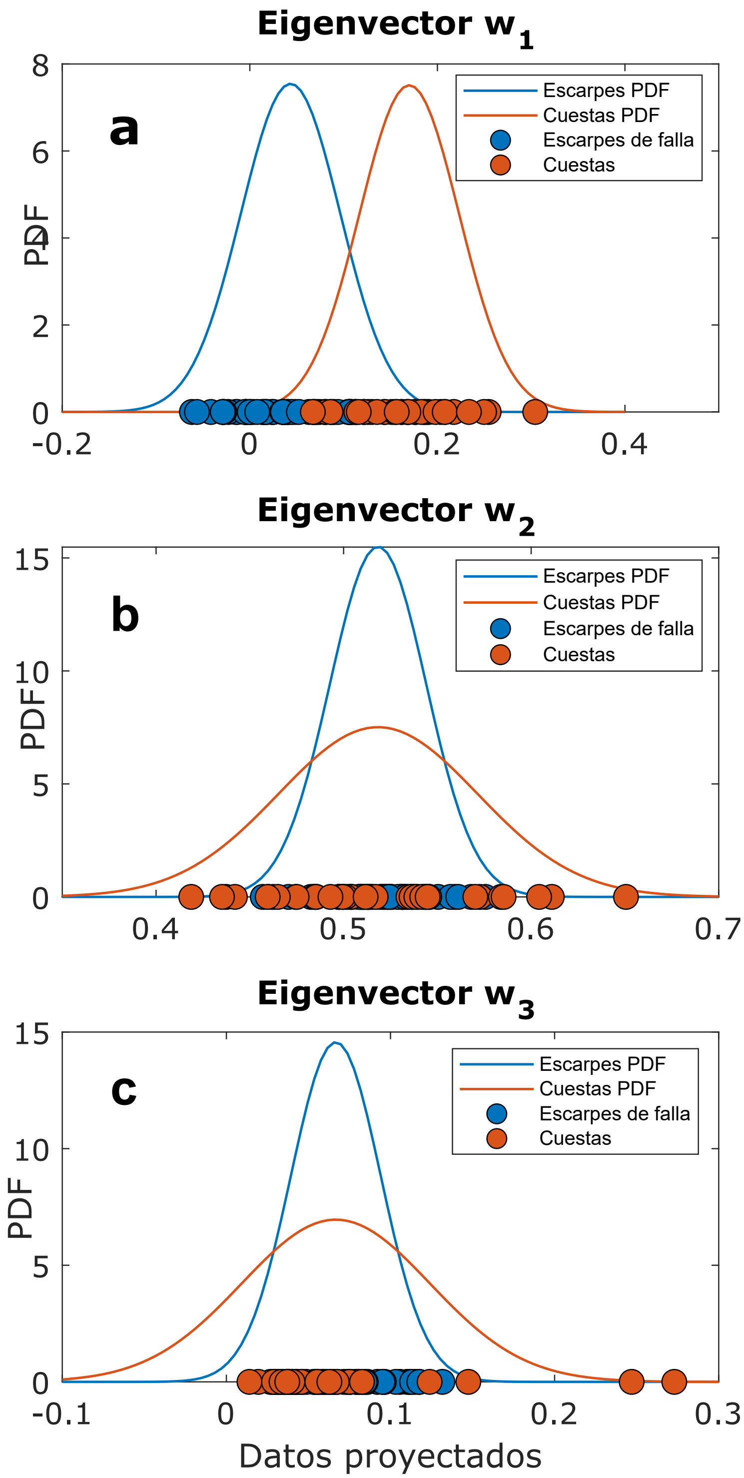

Figura 7. Gráficas que muestran las funciones de densidad de probabilidad (PDF) construidas a partir de los discriminantes de clasificación de escarpes (τ^*, u_0^*, ε^*) proyectadas a los eigenvectores $\boldsymbol{w_1}$, $\boldsymbol{w_2}$, y $\boldsymbol{w_3}$, paneles a, b, c respectivamente. Tenga en cuenta que el eigenvector $\boldsymbol{w_1}$ da como resultado una dispersión de datos más baja, ofreciendo la mejor separabilidad entre los escarpes de falla y las cuestas.

A partir de las propiedades estadísticas de las poblaciones de acantilados que se muestran en la Figura 7a, es posible conocer más sobre la capacidad predictiva del esquema de clasificación del ADL a través de estimaciones de probabilidad simples. La intersección entre las PDF representa un límite de decisión entre la clasificación de un acantilado como un escarpe de falla o una cuesta. El área a la derecha del punto de decisión en la distribución de los escarpes de falla (PDF_f) corresponde a la probabilidad de clasificar erróneamente una observación como escarpe de falla cuando la clasificación correcta es la clase cuestas; lo contrario aplica para la distribución de las cuestas (PDF_c). Según este cálculo, el error de probabilidad estimado para cada clase es del 12 %, y la confianza en la clasificación de la clase correcta es del 88 %.

3.3. Resultados de detección de escarpes de falla en la Cuenca Pescadero Sur

Se utilizó el programa DEMSCAN (Vega-Ramírez *et al.*, 2021) escrito en Matlab 2020 para automatizar la clasificación de escarpes de falla observados en el modelo digital de elevación (MDE) de la CPS que se muestra en la Figura 3b. El flujo de trabajo del algoritmo es el siguiente. DEMSCAN extrae un perfil de la batimetría y comienza a escanear la topografía en busca de escarpes utilizando una ventana de búsqueda de tamaño finito ℓ . La parte del perfil que cae dentro de la ventana de búsqueda se ajusta por inversión contra el modelo de degradación (Ecuación (2)) para obtener las mejores estimaciones de la edad de difusión (τ), altura (u_0) y RMSE (ε) por medio de un algoritmo de inversión no lineal que forma parte de la caja de herramientas de optimización de Matlab 2020. DEMSCAN calcula las características ($u_0^*, \tau^*, \varepsilon^*$) utilizando relaciones (35 - 37) y las proyecta en un plano perpendicular al eigenvector $\boldsymbol{w_1}$ utilizando la matriz de rotación $\boldsymbol{W}$ dada por la Ecuación (38). En este plano oblicuo, la clasificación se realiza según el valor más alto de los PDF (Figura 7a). La ventana de búsqueda avanza 5 m y el proceso de clasificación se repite hasta que el perfil está completamente escaneado. Los perfiles se extraen secuencialmente y se escanean hasta la última fila de la matriz de datos.

DEMSCAN procesa todo el MDE en ∼50 horas en una computadora portátil con procesador Intel i5 convencional de cuatro núcleos físicos. La mayor parte del tiempo de procesamiento se consume en la extracción de características mediante el procedimiento de inversión no lineal (iterativo) y las operaciones de entrada y salida. Reducimos el tiempo computacional diezmando la matriz de datos (extrayendo un perfil del

DEM cada 20 filas), lo que equivale aproximadamente a una separación de 20 m. De esta manera, el tiempo de cálculo disminuye en un factor de 1/20 a ~2.5 h. Luego, aplicamos interpolación lineal para llenar los vacíos utilizando los algoritmos de interpolación 2D de Matlab los cuales son altamente eficientes. Los elementos de la matriz MDE están altamente correlacionados a lo largo del rumbo de los escarpes y nuestro resultado generalmente no se ve afectado por diezmar o la interpolación. Se podrían obtener mejores rendimientos en el proceso de detección utilizando cómputo paralelo y lenguajes como C++ que compilan directamente en código máquina.

Cuando DEMSCAN devuelve una identificación positiva de un escarpe de falla, el centro de escarpe x_f se traza sobre la batimetría digital. Sin embargo, las ventanas superpuestas consecutivas a menudo identifican el mismo escarpe de falla; además, a medida que la ventana móvil pasa sobre un escarpe, el algoritmo podría producir falsos positivos donde la ventana tiene una vista parcial del escarpe y su centro no se puede delimitar con confianza. Esto da como resultado un mapa saturado (Figura 8a), en el que las estructuras frágiles que cortan a las llanuras sedimentarias son difíciles de discernir.

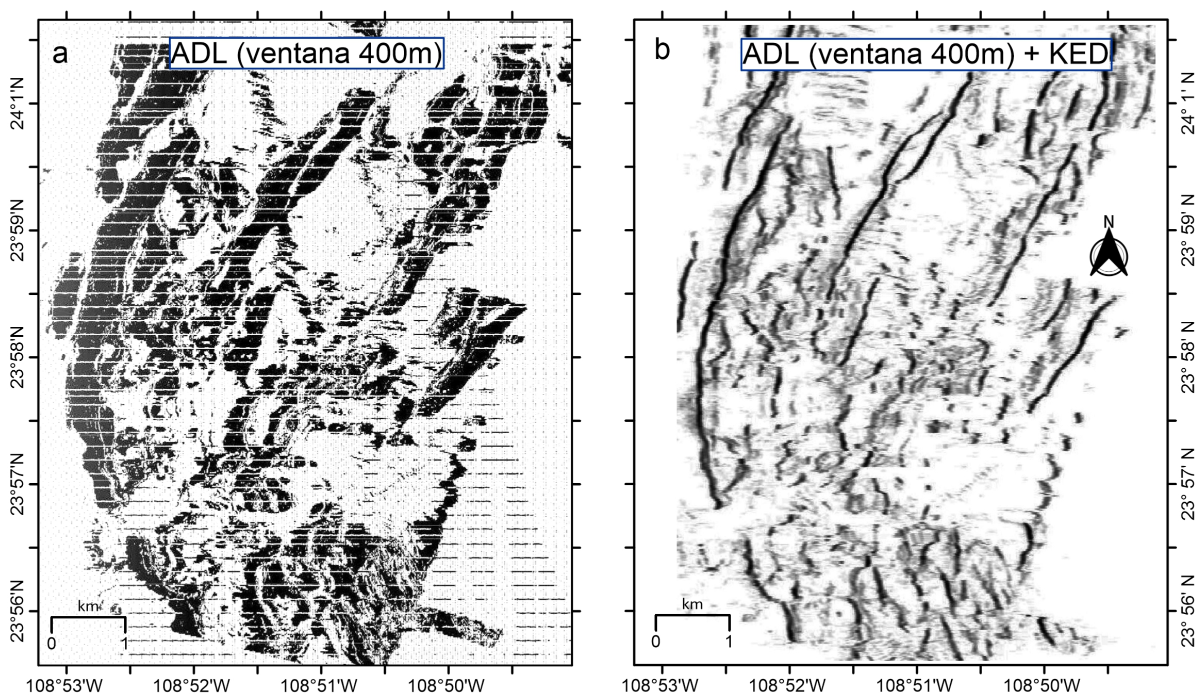

Figura 8. Mapas de la CPS que muestran los resultados de la detección de escarpes de falla para un tamaño de ventana de búsqueda de 400 m utilizando DEMSCAN. Las áreas negras indican una identificación positiva para una escarpa de línea de falla. a) Mapa generado durante la detección inicial de escarpes de falla. b) Mapa mejorado reproducido después de un procesamiento de datos posterior mediante la aplicación de la técnica de Kernel de Estimación de Densidad (KED) a las ubicaciones x_f.

Mejoramos la detección mediante la técnica de Kernel de Estimación de Densidad (KED). Esta técnica crea una distribución de las ubicaciones del centro de los escarpes x_f mediante la siguiente ecuación:

$$\mathrm{KED}\,(\mathbf{x}_0, h) = \frac{1}{2\pi n h^2}\sum_{i}^{n}\exp((\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)\cdot(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0)/2h^2), \tag{40}$$

donde $\mathbf{x}_i$ es un vector con ubicaciones de escarpe de falla, y h es un parámetro libre conocido como el ancho de banda del kernel que controla la suavidad de la KED. Dado que las ubicaciones del centro de escarpe, x_f, se reúnen alrededor del centro dentro de un intervalo h, el KED aglomera todos estos puntos en un solo punto. En consecuencia, la función KED desarrolla picos de gran amplitud alrededor de los escarpes de falla contra valores casi nulos en las llanuras sedimentarias (Figura 8b). Una vez más, los huecos de datos que faltan entre los perfiles se llenan utilizando una interpolación lineal en un segundo y último paso. Encontramos que un valor para h = 20 m proporciona un mapa satisfactorio de los escarpes de falla en la CPS.

La capacidad del algoritmo para detectar escarpes de falla se probó utilizando tamaños de ventana de 200 m, 400 m, 600 m, 800 m, 1000 m y 1200 m en una zona lenticular formada por dos fallas superpuestas en el graben central de la cuenca (Figura 9). Se puede apreciar que DEMSCAN detecta y clasifica múltiples picos de KED simultáneamente, sin embargo, hay algunas diferencias sutiles en las capacidades de detección para cada tamaño de ventana. Por ejemplo, el rendimiento del método se observa en la clasificación de pequeñas fallas y generalmente, se torna peor a medida que aumenta el tamaño de la ventana (Figuras 9 c-h). De las ventanas de búsqueda utilizadas en nuestra prueba, seleccionamos la ventana de 400 m como la que tiene las mejores capacidades de detección de escarpes de fallas. Este tamaño de ventana puede resolver mejor la zona de lenticular localizada en la parte central de la cuenca (Figura 9a, b). Por el contrario, el algoritmo rechaza con más frecuencia los extremos de las fallas a medida que el tamaño de la ventana de búsqueda se amplía y los arreglos de falla progresivamente parecen más desconectados.

En general, nuestro algoritmo hace un buen trabajo al discriminar los escarpes de falla de las cuestas volcánicas. El algoritmo puede reconocer las fallas en las llanuras sedimentarias y las fallas transversales de la topografía volcánica. Esto se puede ver en la topografía elevada que se encuentra en el bloque de techo de la falla maestra occidental, posiblemente correspondiente a intrusiones (Paduan *et al.*, 2018).

Sin embargo, el algoritmo no detecta fallas en la rampa de relevo en la falla central y norte del límite del sistema occidental, a pesar de estar altamente afallado. Algo similar sucede con una serie densa de fallas en el bloque de piso de la falla más larga. El algoritmo puede detectar solo un escarpe de falla de todo el arreglo. Por el contrario, el ADL resuelve bastante bien una serie de fallas aisladas en el lado noreste de la cuenca de expresión geomorfológica similar.

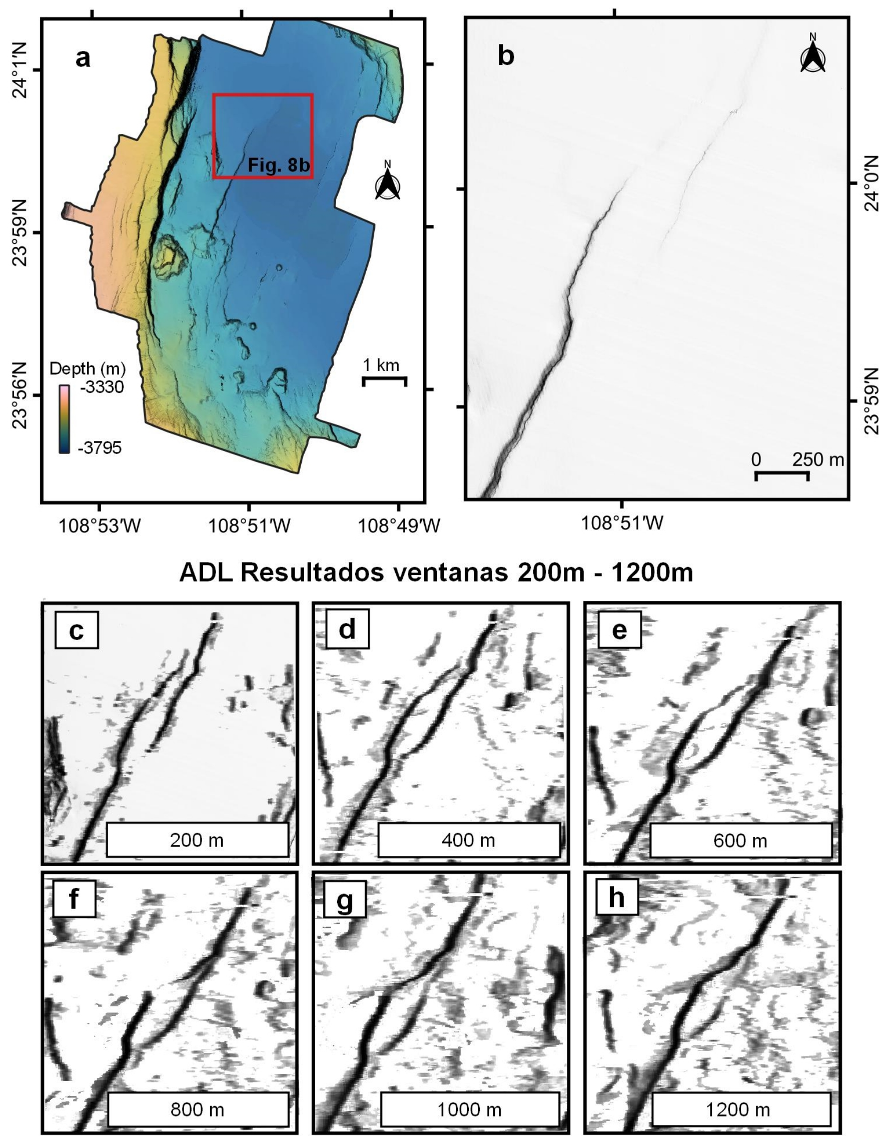

Figura 9. Resultados del desempeño de DEMSCAN usando diferentes tamaños de ventanas sobre una zona con una rampa de relevo formada por dos fallas traslapadas en el graben central de la CPS (paneles a y b). Aunque todas las ventanas de búsqueda detectan con éxito la mayoría de las escarpes de falla, la ventana de 400 m (panel d) muestras las mejores capacidades de detección en la resolución del comportamiento complejo de los escarpes y presenta menos ruido en contraste con el resto de las ventanas de búsqueda (paneles c, e-h). Consulte el texto para obtener más información.

Capítulo 4. Discusión

4.1. Comparación con otros métodos

El problema de la clasificación de fallas se ha abordado utilizando diferentes técnicas y algoritmos. Un método (Jinfei Wang y Howarth, 1990) utiliza la transformada de Hough para detectar líneamientos en imágenes de satélite. El método de la transformada de Hough convierte cada uno de los puntos de la imagen en un espacio de parámetros de línea recta (el espacio de Hough) (Hough, 1962; Duda y Hart, 1972). El método requiere una serie de pasos previos, como el filtrado, suavizado y la eliminación de ruido, antes de que se pueda aplicar la transformada de Hough. Otro método es el análisis de imágenes basado en objetos para la detección de líneamiento. Utiliza algoritmos de segmentación de imágenes para recopilar píxeles de grupos contiguos y convirtiéndolos en objetos de imagen (Yeomans *et al.*, 2019). Este grupo de píxeles se evalúa de forma conjunta para medir la textura y la geometría que se vincula espacialmente a través de una topología (Lang, 2008). Una tercera metodología (Wu *et al.*, 2020) entrena una red neuronal con datos sintéticos para detectar fallas en imágenes sísmicas. Este método, sin embargo, requiere de poderosas unidades gráficas de procesamiento para entrenar la red neuronal. Una limitación de todos estos enfoques es que no pueden extraer otra información como el desplazamiento de la falla, la edad de difusión de la falla y relaciones de escalamiento. Estos son parámetros esenciales para comprender la evolución en la deformación en las poblaciones de fallas.

Una de las ventajas de DEMSCAN es que no requiere algún tipo de procesado en el MDE. El enfoque presentado aquí puede acelerar significativamente el análisis de fallas como un trabajo preliminar y proporcionar información sobre el desarrollo de fallas, el estado de degradación y la propagación por medio de las edades de difusión.

4.2. Evaluación de desempeño

La exactitud y precisión del mejor análisis producido por DEMSCAN es comparado con una interpretación de escarpes de falla realizado por un experto en un mapa de sombras de la batimetría de la CPS. La interpretación se llevó a cabo antes de la clasificación automática sin ningún conocimiento previo de los patrones de deformación revelados por los datos. Además, la interpretación es consistente con los criterios (a)-(d) descritos en la sección 2.3. A pesar de que hay métricas disponibles para medir la similitud entre dos imágenes su uso y resultados son muy sensibles a la manipulación, lo que genera una comparativa sesgada (Hall *et al.*, 1976; Good y Smith, 1984; Jenkin *et al.*, 1991). Por lo tanto, la precisión del análisis asistido por DESCAM comparado con la evaluación manual se realiza en términos puramente cualitativos.

La comparación de la sensibilidad de DEMSCAN contra las obtenidas por el experto arrojó los siguientes resultados (Figura 10). Se obtuvo una buena concordancia en la detección de grandes fallas con longitudes $L > 1$ km y desplazamientos $2u_0 > 10$ m. De esta categoría de fallas, DEMSCAN superó la identificación del experto humano, esto es más evidente en la parte noreste de la cuenca. El algoritmo puede identificar características líneales sutiles ($L < 1.5$ km, $2u_0 =\sim 6$ m) en la llanura sedimentaria, que el ojo humano tiene dificultades para captar. El experto humano supera la interpretación asistida por ordenador de pequeñas fallas ($L < 1$ km, $u_0 < 10$ m) que cruzan el bloque de la pared de piso en la parte limite occidental (Figura 10). Como se describe mas adelante, una posible explicación es que son escarpes de falla de primera generación que están demasiado degradados. Otro conjunto de estructuras que nuestro algoritmo identifica consistentemente como escarpes de falla se encuentra localizado al sur de la cuenca. Sin embargo, no está claro si estos son el producto de la erosión canalizada o fallas. En la Figura 10b, hemos filtrado los falsos positivos de la Figura 8b que consideramos como ruido en la imagen en escala de grises dado su bajo valor de intensidad (< 90). Estos falsos positivos no muestran la continuidad lateral y los altos valores de KED que exhiben los escarpes de falla real. Sin embargo, a pesar del filtrado, algunos falsos positivos prevalecen. Estas imprecisiones en la detección podrían estar relacionadas con el hecho de que algunas cuestas son de geomorfología similar a los perfiles de los escarpes de la línea de falla y caen en el rango entre los PDF superpuestos en la proyección del eigenvector $\boldsymbol{w1}$ (Figura 7a).

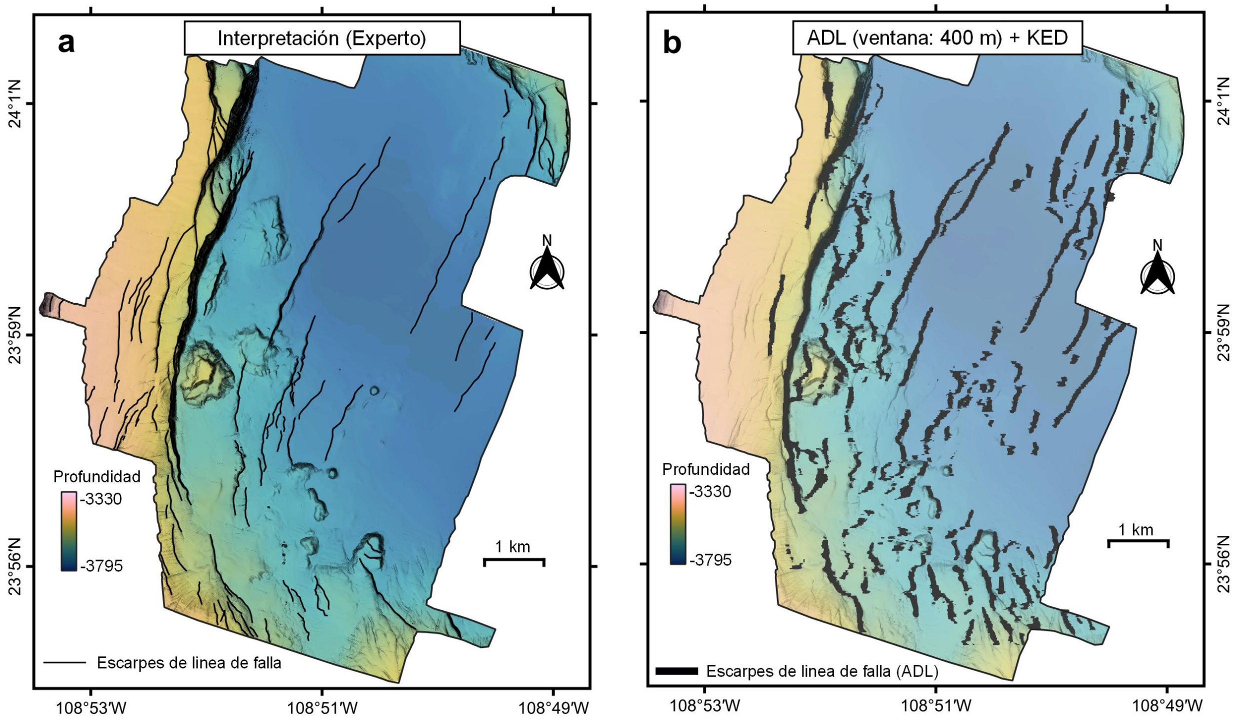

Figura 10. Mapas batimétricos de alta resolución de la CPS que muestran la distribución de los escarpes de falla (líneas negras) tal como las interpreta un experto (panel izquierdo) frente a las detectadas por el programa asistido por ordenador DEMSCAN (panel derecho). La sensibilidad de DEMSCAN muestra buena concordancia en la detección de grandes escarpes de falla (L > 1 km) e incluso supera al ojo humano detectando características líneales sutiles que caen bajo esta categoría de fallas. Consulte el texto para obtener más información.

4.3. Anisotropía en detección de escarpes de falla

Los renglones de la matriz del MDE de CPS están orientados paralelos a la dirección de transporte y por lo tanto es posible utilizarlos como perfiles que cortan transversalmente los escarpes de falla. De esta manera, la orientación de los escarpes de falla queda en una disposición conveniente para la detección y análisis por medio de DEMSCAM. De forma inversa, si el perfil es extraído siguiendo las columnas de la matriz (en dirección al rumbo del escarpe) los escarpes de falla quedarían orientados en paralelo a la extracción de perfiles por parte del método y es de esperarse que el algoritmo tenga dificultades para clasificarlos. Los resultados de este ejercicio lo podemos ver en la Figura 11. La imagen es para una matriz de tamaño 2000x9661. Se puede reconocer líneas verticales espaciadas una distancia característica de ~250 renglones a lo largo de toda la imagen. Un buen número de estas líneas podrían estar asociadas con artificios relacionados con el traslape en las franjas o bandas de adquisición de datos del AUV dada su regularidad y por lo tanto no necesariamente corresponden con escarpes de falla reales. Otros más muestran buena correlación formando lineamientos orientados a 45° que corresponden a fallas ligeramente oblicuas mientras que hay otros escarpes orientados a 90° con buena amplitud que podrían corresponder a fallas de transferencia perpendiculares a las fallas principales.

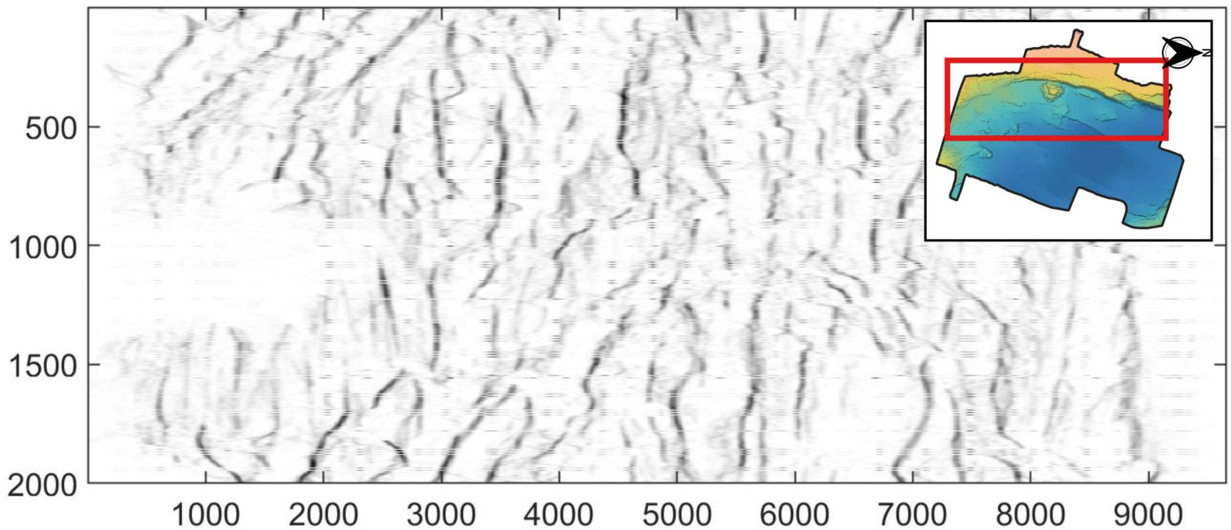

Figura 11. Resultados de detección de escarpes usando DEMSCAN y rotando 90° en sentido de las manecillas del reloj el MDE de la sección oeste de la CPS. Se presentan líneas verticales equiespaciadas ruidosas en el lugar donde se encuentran las fallas más grandes de la CPS. Los ejes representan la dimensión de la matriz de datos en este caso de 2000x9661 filas y columnas respectivamente.

4.4. Descomposición gaussiana automática de edades de difusión

Una característica atractiva del método es la capacidad de extraer información sobre la altura del escarpe (desplazamiento), la tasa de degradación y la edad de falla, parámetros incorporados en la edad de difusión (Ecuación 2). En la Figura 12, mostramos un histograma (línea negra) de la frecuencia de edades extraídas del MDE de la CPS. Usamos una técnica de Descomposición Gaussiana Automática (DGA) (Lindner *et al.*, 2015) para identificar poblaciones de edades relativas que podrían estar asociadas con episodios de fallamiento. El DGA descompone el histograma en grupos normalmente distribuidos, edades que normalmente no se identificarían fácilmente en el histograma original. La Figura 12 muestra el histograma (línea negra) de las edades de difusión extraídas por DESCAM, la descomposición gaussiana (curvas de línea roja) y el ajuste de mínimos cuadrados (línea púrpura) entre las curvas. El DGA identificó dos grupos de edades normalmente distribuidas etiquetadas como G1 y G2 en el histograma. El grupo G1 tiene una media de 0.06 y una desviación estándar de 0.08. En contraste, el grupo G2 tiene una media de 0.20 y una desviación estándar más amplia con un valor de 0.32.

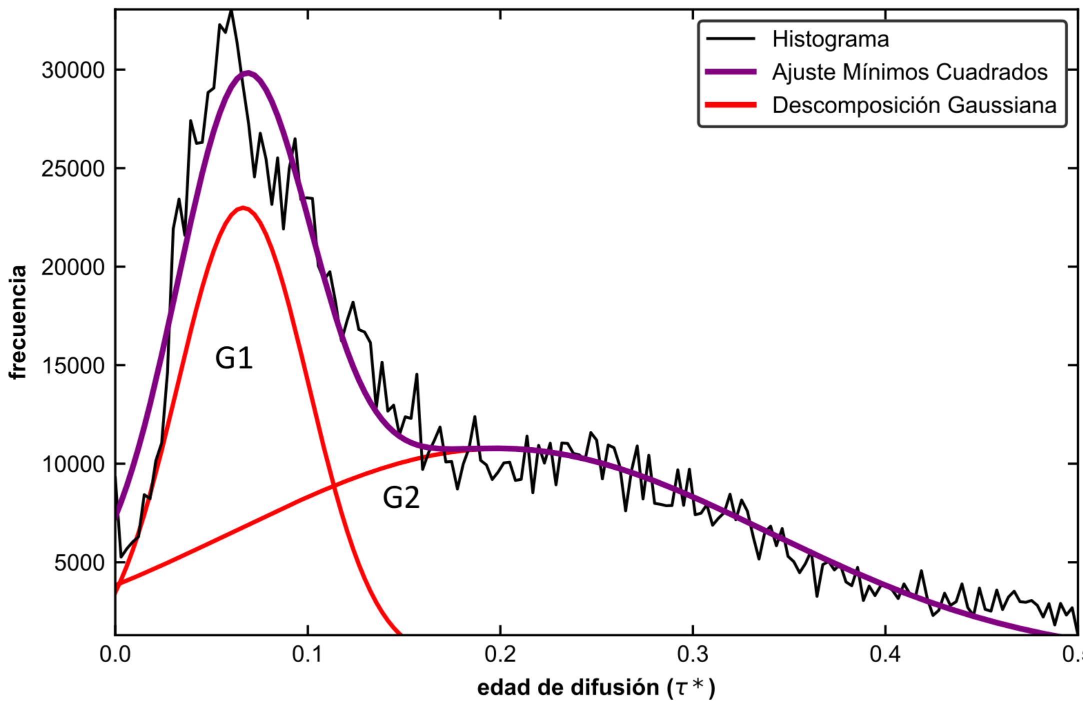

Figura 12. Gráfica de descomposición gaussiana. El histograma de edad de difusión (línea negra) se ajusta por el método de mínimos cuadrados (línea púrpura) y se descompone en dos curvas gaussianas, G1 y G2 (línea rojas) por el algoritmo de Descomposición Gaussiana Automática (Lindner *et al*., 2015). G1 representa la población más joven de escarpes de falla de la CPS. En contraste, la curva G2 de menor amplitud denota la población de escarpes de falla que corresponden a un evento de deslizamiento más antiguo.

Un resultado interesante de la aplicación de este método a las edades de difusión es la identificación de episodios de generación de fallas. Sin embargo, la interpretación de estos histogramas no es tan sencilla como podría parecer. Una falla joven, es decir, una con un valor de τ^* pequeño no implica necesariamente que la falla fue formada en el pasado geológico reciente; otra explicación igualmente válida es que la falla está acumulando desplazamiento más rápido de lo que se degrada, manteniendo la morfología del escarpe afilada (∼60°). Del mismo modo, una falla antigua también podría explicarse como una falla que está acumulando desplazamiento de tal manera que la degradación domina sobre el rejuvenecimiento del escarpe. A pesar de estas ambigüedades, nuestros resultados concuerdan con las observaciones y simulaciones numéricas en entornos extensionales τ^* (Gawthorpe *et al.*, 1997; Gupta y Scholz, 2000b). Estos estudios indican que hay una progresión general en el desarrollo de grabenes. Inicialmente, la deformación se distribuye entre numerosas fallas relativamente pequeñas, creciendo en todas partes en el dominio extensional. En esta etapa, las fallas en su mayoría crecen por propagación de sus puntas y siguen una distribución exponencial (Cowie y Scholz, 1992; Marrett y Allmendinger, 1992; Cartwright *et al.*, 1995; Gupta y Scholz, 2000a; Manighetti *et al.*, 2001). A medida que la deformación continúa, la coalescencia de las fallas da lugar a fallas más grandes y lateralmente continuas que forman sistemas de fallas principales; las fallas más pequeñas en esta etapa se vuelven inactivas a medida que la extensión se localiza en las estructuras principales. Una interpretación simple de los episodios de generación de fallas a partir de nuestro método indica una progresión similar en la evolución estructural de esta cuenca.

4.5. Crecimiento y coalescencia de fallas

Analizamos una serie de escarpes de falla en la batimetría CPS para los cuales la propagación y unión de sus extremos es acentuado por nuestro método. En la Figura 13, mostramos la edad de difusión a lo largo del sistema de fallas al oeste en el borde de la cuenca. Las edades relativas representadas en estas figuras fueron adquiridas con la ventana de búsqueda de 400 m. Los colores cálidos corresponden a edades antiguas, mientras que los colores fríos corresponden a edades más jóvenes. Contrariamente a nuestra expectativa de que los escarpes de falla tengan una edad homogénea a lo largo del rumbo, observamos patrones de edad que parecen estar controlados por la interacción y propagación de fallas. En el sistema del límite oeste, notamos fluctuaciones periódicas en la edad a lo largo de la falla: las edades antiguas se agrupan alrededor de recodos en las fallas, i.e., donde la orientación de la falla principal se desvía, mientras que las edades jóvenes se concentran donde las fallas son rectas (Figura 13). Hay varias explicaciones posibles para esta distribución de edades. (a) Diversos estudios han demostrado que los sistemas de fallas grandes son el resultado de la interacción cinemática de fallas más pequeñas (Dawers y Anders, 1995; Cladouhos y Marrett, 1996; Fossen y Rotevatn, 2016). Las edades de difusión altas podrían representar sitios de nucleación donde las escarpes de falla más pequeñas comenzaron su crecimiento lateral, pero esto parece contrario a las observaciones que muestran que las zonas curveadas anteriormente fueron rampas de relevo y zonas de enlace (Gupta y Scholz, 2000a; Iezzi *et al.*, 2020). En consecuencia, estas áreas de curvatura en la falla deben ser jóvenes y no antiguas. Además, (b) el cambio en la orientación de la falla en los sitios de enlace podría introducir una curvatura adicional, $\partial^2 u/\partial y^2$, no considerada por nuestro modelo de degradación simple que causa el envejecimiento acelerado del escarpe. (c) Las rampas de relevo suelen mostrar redes complejas de fracturas e intensas en comparación con otros tipos de zonas fracturadas (Zhang *et al.*, 1991; Kim y Sanderson, 2005). La complejidad de fallas asociada con las zonas curvas de falla a menudo da como resultado múltiples generaciones de fallas estrechamente espaciadas. Por lo tanto, el perfil batimétrico resultante puede parecer más difuso. En ese sentido, parece que la edad de difusión puede estar reflejando la complejidad de la falla y que los pequeños pasos de falla estan asociados con una deformación más intrincada y distribuida. Este comportamiento se ilustra claramente en la interpretación realizada por el experto, particularmente en la parte norte de la falla (Figura 10a). Alternativamente, (d) los sitios de enlace aún no se han fusionado completamente, formando un arreglo cinemáticamente incoherente con déficits de deslizamiento en los sitios de coalescencia debido a la deformación inelástica de los sedimentos blandos de la cuenca (Walsh *et al.*, 2003). Además, el extremo norte muestra un estado de degradación más avanzado que el escarpe en el extremo sur, como si el extremo norte estuviera siendo repelido por la región de caída de esfuerzos de la falla más al norte, lo que hace que detenga su crecimiento (Gupta y Scholz, 2000a). Por el contrario, las edades de difusión jóvenes observadas en el extremo sur sugieren que este segmento rompió la superficie recientemente y que actualmente, el sistema de fallas se está alargando hacia el sur por propagación de su punta.

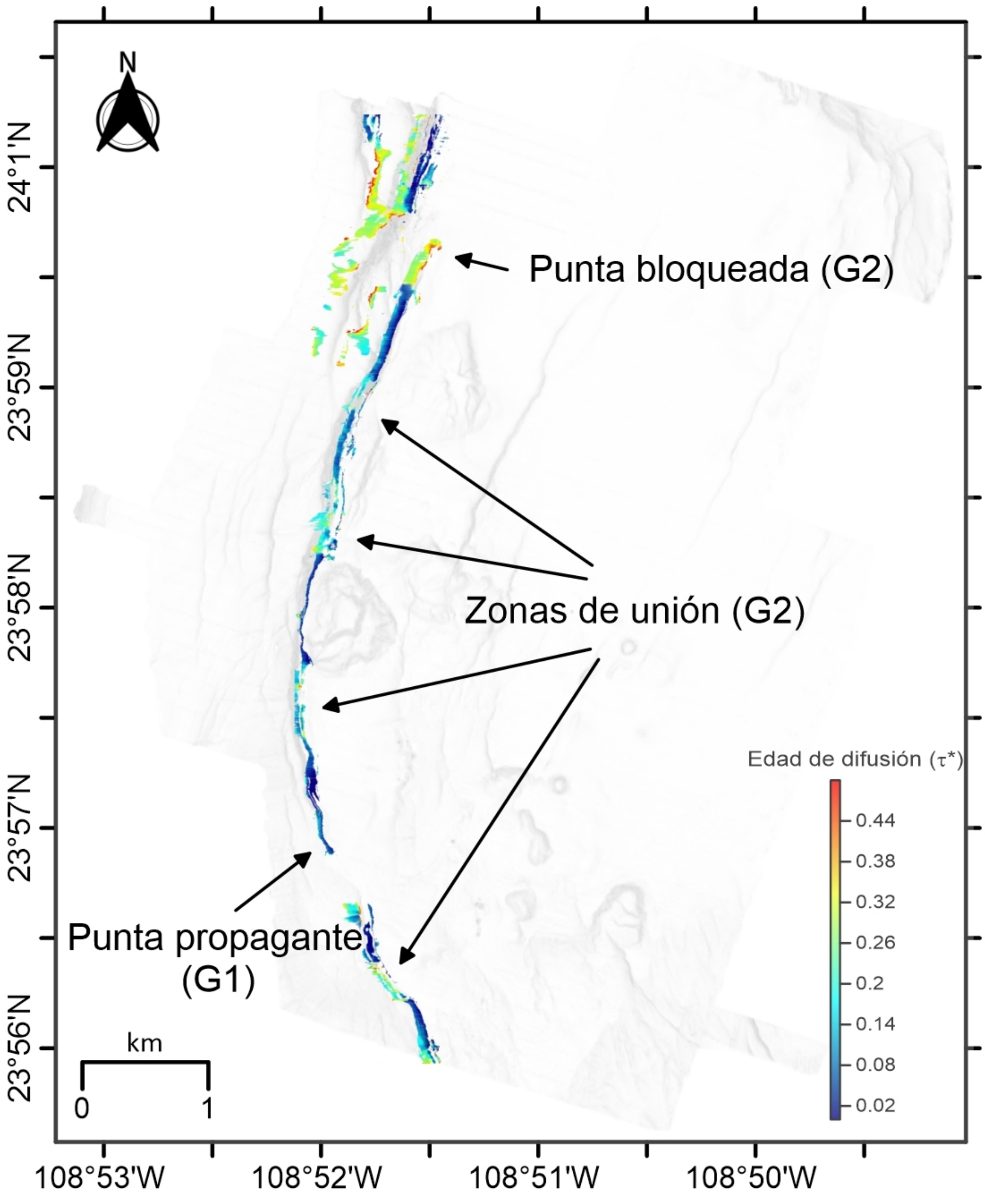

Figura 13. Mapa que muestra la variación de la edad de difusión extraídas del algoritmo semiautomatizado de detección de escarpes de falla, a lo largo del escarpe de falla que limita el margen occidental interno de la CPS. Los tonos azules representan valores jóvenes de la edad de difusión (G1), mientras que los tonos rojos corresponden a valores más antiguos de la edad de difusión (G2). Observe la fluctuación periódicas en la edad de difusión a lo largo rumbo, un patrón que parece ser controlado por la interacción de la falla y la propagación. Consulte el texto para obtener más información.

4.6. Modelado de perfiles y coeficiente de difusión

Discutiremos brevemente como es posible estimar el valor del coeficiente de difusión de masa k a partir del modelado de perfiles de la CA y la CPS. La idea básica consiste en obtener el coeficiente de difusión a partir de estimaciones independientes de la edad del escarpe, t_0, la cual se puede estimar a partir de la edad de los depósitos alrededor del escarpe, y del tiempo de difusión $\tau = kt_0$, el cual se puede obtener vía inversión. A partir de estos parámetros es posible obtener el coeficiente de difusión mediante la relación $k = \tau/t_0$.

En los ejemplos discutidos a continuación se utilizó la solución a la ecuación de difusión con valores iniciales de un escarpe vertical (Ecuación (2)) para obtener τ. Cabe también mencionar que la solución de la ecuación de difusión para estas condiciones iniciales es la más simple de todas, i.e., topografía inicial plana y un escarpe formado instantáneamente. El análisis de otras condiciones iniciales como un escarpe con una pendiente inicial predefinida puede ser encontrada en los trabajos de Andrews y Hanks (1985); Hanks (2013) y el caso de escarpes no instantáneos en Carslaw y Jaeger (1959).

4.6.1. Perfiles de la Cordillera Alarcón

En esta subsección nos enfocamos en perfiles del escarpe más grande ubicado al noreste de la CA que corta el domo riolítico al cual llamaremos Escarpe-CA (Figura 14). Los perfiles extraídos son normales al rumbo del escarpe. Como se observa, el modelo de degradación tiene un buen ajuste con un perfil representativo de la estructura geológica entera. Los perfiles han sido normalizados. Nótese además que en la selección de estos perfiles se evitaron patrones de drenaje local ya que este tipo de transporte de masa no es considerado por la Ecuación (2) (Colman y Watson, 1983; Hanks *et al.*, 1984; Andrews y Hanks, 1985; Spelz *et al.*, 2008).

En la Figura 14a mostramos el ajuste del modelo de degradación de un perfil extraído de la parte central del Escarpe-CA en cual tiene una altura de 46 m y una base de 41 m. El modelo de degradación se ajusta con un valor de kt_0 = 24 m^2, un ángulo máximo θ_{max} = 70° y un error cuadrático medio RMSE = 0.021. Para calcular la difusión de masa o el coeficiente de difusión k, utilizamos la edad de la base del núcleo (1.2 m) de sedimentos más próximo al escarpe de falla y el cual fue datado por medio de ^{14}C. Los detalles del muestreo, la datación y la calibración de las edades de radiocarbono se encuentran en Clague *et al.* (2013, 2014). El núcleo registra una edad de 5.34 ka para la cual obtenemos un valor de k = 4.48 m^2/ka. Valores similares de k han sido reportados por Avouac y Peltzer (1993) para escarpes de falla y terrazas fluviales con valores de 3.3 a 5.5 m^2/ka con edades de 1.8 y 10 ka respectivamente.

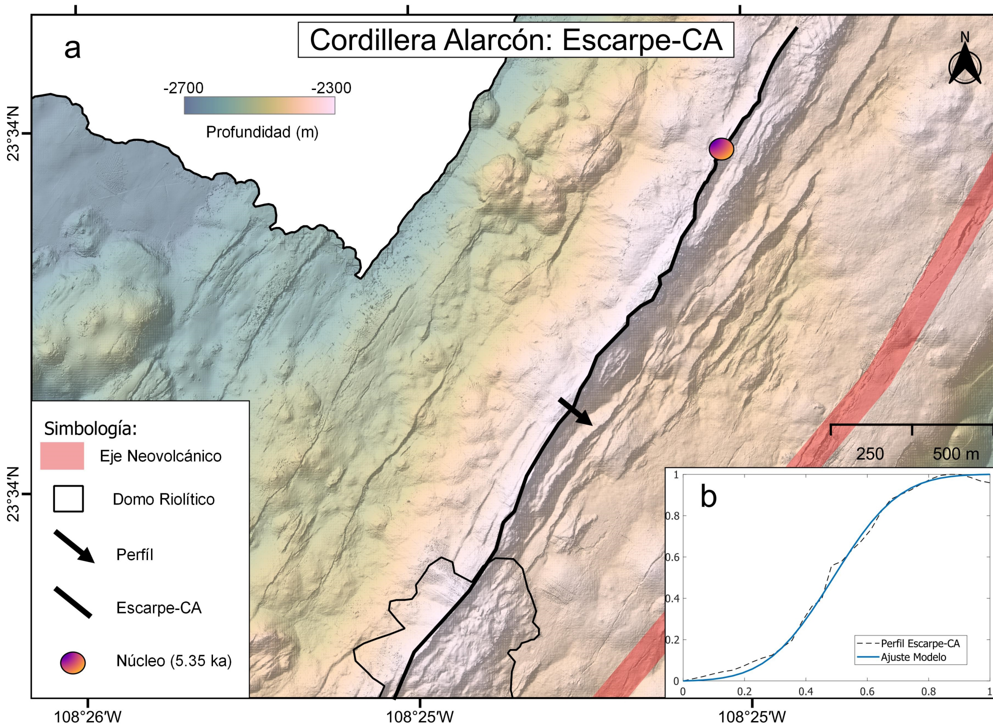

Figura 14. a) Mapa de la Cordillera Alarcón. En la parte central del mapa se muestra la localización del Escarpe-CA (línea negra) y la flecha indica la ubicación donde se extrajo el perfil para realizar el ajuste del modelo de degradación. El circulo en color rojo indica la ubicación del núcleo de edad 5.34 ka. En el panel b) se muestra el perfil representado por la línea punteada en color negro y su ajuste representado con la línea continua en azul. Se utilizo la ubicación del domo riolítico (polígono negro) y el eje neovolcánico (franja roja) como puntos de referencia.

4.6.2. Perfiles Cuenca Pescadero Sur

Con base en los resultados anteriores, ahora se analiza perfiles de la falla del escarpe más grande que limita al oeste a la CPS así como el escarpe central de la cuenca Figura 15. De igual manera que el Escarpe-CA los perfiles fueron extraídos de la parte media del escarpe, son normales al rumbo, no están afectados por drenaje local y han sido normalizados. Sin embargo, las características geomorfológicas difieren respecto a las del Escarpe-CA. Por ejemplo, el escarpe oeste de la CPS es más grande con una altura de 135 m, 266 m de base y posee un ángulo máximo de 65°. El Escarpe central es similar al de CA, tiene una altura de 35 m, una base de 76 m y un ángulo máximo de 73°. Sin embargo, la diferencia más notable es que los escarpes de la CPS presentan perfiles suaves que se ajustan bastante bien al modelo de degradación con valores de RMSE de 0.021 para el escarpe oeste y de 0.011 para el escarpe central.

Si utilizamos el coeficiente de difusión $k = 4.48$ m^2/ka de CA para calcular la edad de los escarpes de la CPS obtendremos que el escarpe oeste tiene una edad t_0 de 274 ka y el escarpe central de 41 ka. Estos valores parecen ser contra intuitivos si consideramos que la CA tiene aproximadamente 3.7 Ma (Lizarralde *et al.*, 2007; Umhoefer *et al.*, 2007) mientras que el CCP se estima que tiene alrededor de 1-2 Ma (Umhoefer, 2011; Umhoefer *et al.*, 2020). Sin embargo, que los escarpes de la CA sean más jóvenes que los de la CPS se justifica con el hecho de que CA es el único centro de dispersión de piso oceánico activo del Golfo de California y la deformación causada por los escarpes está localizada adyacente al eje neovolcánico.

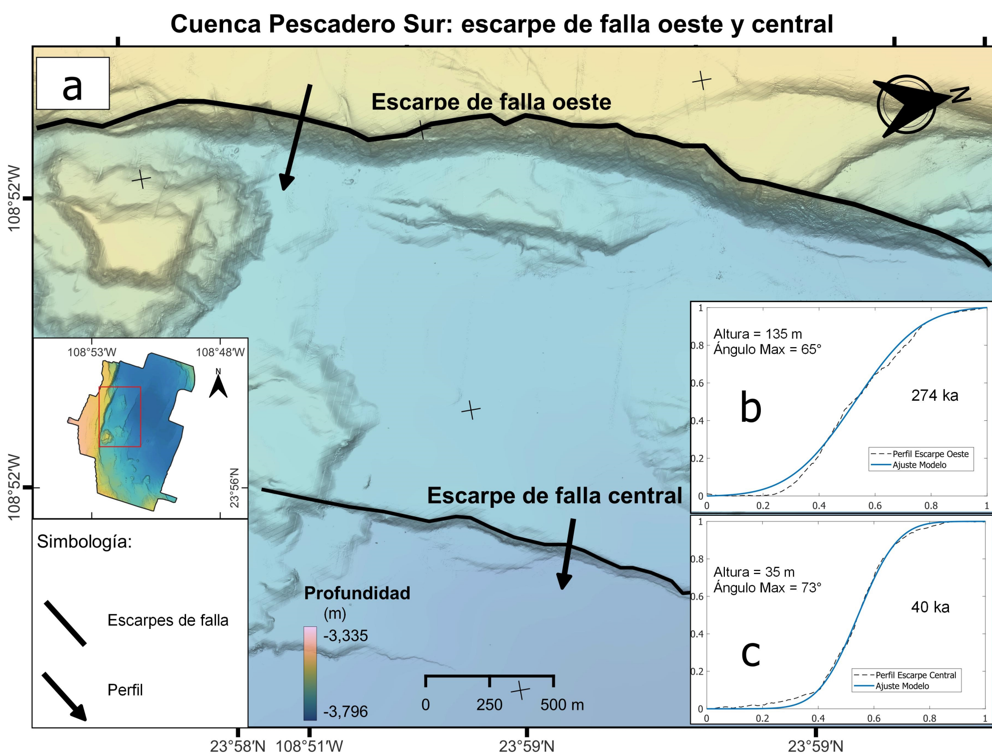

Figura 15. a) Mapa de la sección oeste de la Cuenca Pescadero Sur. Las líneas en color negro muestran la localización del escarpe oeste y central de la cuenca. Las flechas color negro indican la ubicación de donde se tomaron los perfiles para ambos escarpes. b) Perfil del escarpe oeste representado por la línea punteada en color negro. Mediante el ajuste (línea azul) se calcula la edad del escarpe de 274 ka. El panel c) muestra el perfil del escarpe central representado con la línea punteada color negro y su ajuste (línea azul). Se calcula una edad para el escarpe central de 40 ka.

4.6.3. Incertidumbre de estimaciones

El fechamiento morfológico de escarpes de falla es una técnica que posee ventajas mencionadas por muchos de investigadores citados en esta tesis. La simplicidad y el bajo costo tanto de las observaciones y los procedimientos analíticos son las principales ventajas de este método. Sin embargo, existen tres componentes de incertidumbre reconocidas en la literatura (Hanks, 2013). Estas son (1) las incertidumbres de kt determinado para el escarpe de interés; (2) la incertidumbre en el valor k usado para obtener una estimación de la edad t_0; y (3) la incertidumbre de la aplicabilidad de k para el escarpe de interés, con respecto a la ubicación espacial. En nuestro caso hay otra componente de que afecta los cálculos discutidos: la acumulación de desplazamiento a lo largo de la falla por rupturas sísmicas múltiples o por deslizamiento estable a lo largo de la falla. Este fenómeno tiene el efecto de rejuvenecer constantemente la pendiente de la parte central del escarpe al mismo tiempo que la falda y cresta del escarpe maduran morfológicamente. El resultado es que, como el algoritmo ajusta la geomorfología completa (sin prestar atención a las pendientes), la edad del escarpe es en general sobrestimada por el algoritmo. En la Figura 16 se presenta una comparación de las soluciones para el caso de un escarpe formado durante un solo evento cosísmico, otro en donde el escarpe crece continuamente, y el ajuste del primer modelo a la morfología producida por el segundo. Considerando el análisis de Wallace (1977), el ajuste de la morfología de un escarpe que crece constantemente con un modelo de escarpe instantáneo arroja una edad que es aproximadamente tres veces mayor.

Otro aspecto a considerar es que los sedimentos fechados por ^{14}C a lo largo del eje neovolcánico de la CA son más jóvenes que la edad de los flujos de lava sobre los cuales se han depositado. Esto es, la edad de los sedimentos indica la edad mínima del emplazamiento de los flujos de lava, que para este caso son 5.34 ka. Además, con base a la diferencia del material que cortan los escarpes (roca sólida en la CA, y sedimentos pobremente consolidados en la CPS), es poco probable que el valor de k para la CA y la CPS pudiera ser el mismo.

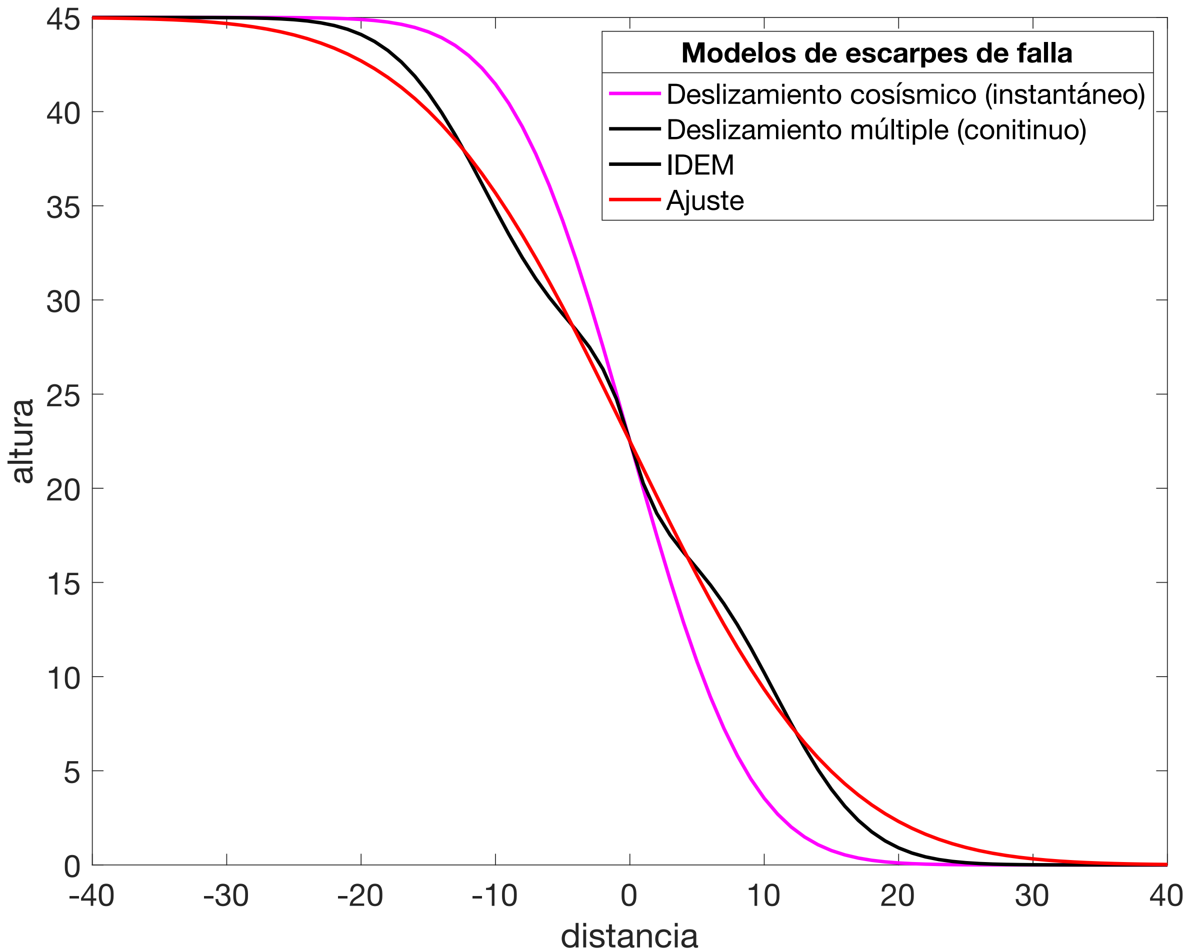

Figura 16. Modelos de escarpes de falla. El perfil en color magenta representa a un escarpe de falla formado en un solo evento cosísmico de desplazamiento (instantáneo). El perfil en color negro representa a un escarpe de falla con crecimiento continuo. El perfil en color rojo es el ajuste del modelo instantáneo (línea magenta) ajustado al perfil del escarpe que crece continuamente (línea negra). El ajuste (línea roja) subestima la edad del escarpe que presenta episodios de desplazamientos en su parte central. Esto es evidente si observamos la disminución de altura de la cresta del perfil en color rojo vs. el perfil en color negro.

Capítulo 5. Conclusiones

Se utilizó un algoritmo de clasificación de aprendizaje automático para identificar escarpes de fallas en batimetría de alta resolución. La edad de difusión, la altura del escarpe y la variabilidad del escarpe son características útiles para entrenar el algoritmo de inteligencia artificial. Este conjunto de características está fuertemente correlacionado y son buen discriminante para separar las fallas de otras morfologías inclinadas en clases linealmente independientes. El análisis puramente empírico muestra que una clasificación basada únicamente en estos parámetros tiene un rendimiento similar al de una interpretación realizada por un experto en la serie de escarpes de fallas que atraviesan las llanuras sedimentarias en la Cuenca Pescadero Sur (CPS). El único parámetro libre en el algoritmo de clasificación es el tamaño de la ventana de búsqueda. Las diferentes pruebas que realizamos con los diferentes tamaños de ventana muestran que el éxito en la detección depende débilmente de este parámetro. Sin embargo, elegir el tamaño de la ventana puede ser subjetivo dependiendo de los criterios del experto elegidos para la cartografía de escarpes de fallas.

Con la detección se obtuvo información importante de los escarpes de falla. Se obtuvieron los parámetros geométricos como la altura del escarpe y longitud, además, de parámetros relacionados con su evolución como el estado de degradación y la edad relativa o geomorfológica. Mediante la técnica Descomposición Gaussiana Automática (DGA) se determinó los grupos de edades relativas G1 y G2. El grupo G1 corresponde al episodio de fallamiento reciente y el grupo G2 corresponde a un episodio de fallamiento más antiguo. En estos grupos las edades relativas están en gran parte controladas por la interacción y coalescencia entre segmentos de fallas. Por ejemplo, en el extremo de la falla oeste de la CPS, en el área de traslape, existe una rampa de relevo fracturada con fallas de transferencia. En esta zona las edades relativas corresponden en gran parte al grupo G2. Así mismo, esto esta asociado con una recesión del crecimiento lateral debido a la interacción de esfuerzos entre los segmentos de fallas.

La estimación de la edades absolutas para los escarpes de falla de la CPS es de 274 ka para el escarpe oeste y de escarpe 41 ka para el escarpe central. Los escarpes de la CPS son más antiguos que los escarpes de la Cordillera Alarcón (CA). Los perfiles son morfológicamente consistentes con las edades calculadas. Los perfiles de la CPS son suaves y se ajustan con un alto coeficiente de correlación de (∼0.90) asemejándose al modelo de degradación. Por lo que, se deduce que la erosión en los escapes de falla en la CPS se debe principalmente a un transporte de masa lineal. Por el contrario, los perfiles de la CA presentan segmentos angulosos a lo largo de su cara libre. Además, los escarpes de falla de la CA son escarpes ’compuestos’ (Steckler *et al.*, 1999b) y de formación reciente. En la CPS, el escape oeste esta formado por lecho rocoso con una altura de 135 m y un ángulo máximo de 65°. En términos generales, la erosión del escarpe oeste es consistente con las estimaciones de Wallace (1977) para escarpes formados sobre lecho rocoso en ambientes continentales.

Los resultados indican que un mejor algoritmo requerirá características adicionales además de estos atributos geométricos directos. Es posible que los modelos necesiten incorporar el tensor de curvatura completo y la velocidad de deformación para lograr mejores rendimientos de clasificación y mejores interpretaciones a expensas de tiempos computacionales más altos. A pesar de estas limitaciones, el algoritmo puede proporcionar información valiosa sobre la distribución espacial de las fallas, deslizamiento, tiempo y el modo de crecimiento. Mostramos que las variaciones en la edad de difusión extraídas por nuestro modelo de clasificación a lo largo de la dirección del rumbo de falla se correlacionan bien con las zonas donde se espera que ocurra el enlace, la interacción y la propagación de un escarpe. Parece que los cambios en la edad de difusión pueden estar reflejando la complejidad de la falla a lo largo del rumbo con curvas y pequeños escalones asociados con deformaciones más complejas y distribuidas.

Literatura citada

Andrews, D. J. y Hanks, T. C. (1985). Scarp degraded by linear diffusion: Inverse solution for age. *Journal of Geophysical Research*, **90**(B12): 10193.

Avouac, J. P. y Peltzer, G. (1993). Active tectonics in southern Xinjiang, China: analysis of terrace riser and normal fault scarp degradation along the Hotan-Qira Fault System. *Journal of Geophysical Research*, **98**(B12).

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.

Caress, D., Thomas, H., Kirkwood, W., McEwen, R., Henthorn, R., Clague, D., Paull, C., Paduan, J., y Maier, K. (2008). High-Resolution Multibeam, Sidescan, and Subbottom Surveys Using the MBARI AUV D. Allan B. *Marine Habitat Mapping Technology for Alaska*, pp. 47–70.

Caress, D. W. y Chayes, D. N. (1996). Improved processing of hydrosweep DS multibeam data on the R/V Maurice Ewing. *Marine Geophysical Research*, **18**(6): 631–650.

Caress, D. W., Clague, D. A., Paduan, J. B., Martin, J. F., Dreyer, B. M., Chadwick, W. W., Denny, A., y Kelley, D. S. (2012). Repeat bathymetric surveys at 1-metre resolution of lava flows erupted at Axial Seamount in April 2011. *Nature Geoscience*, **5**(7): 483–488.

Carslaw, H. S. y Jaeger, J. C. (1959). Conduction of heat in solids. Reporte técnico, Clarendon press,.

Cartwright, J. A., Trudgill, B. D., y Mansfield, C. S. (1995). Fault growth by segment linkage: an explanation for scatter in maximum displacement and trace length data from the Canyonlands Grabens of SE Utah. *Journal of Structural Geology*, **17**(9): 1319–1326.

Cladouhos, T. T. y Marrett, R. (1996). Are fault growth and linkage models consistent with power-law distributions of fault lengths? *Journal of Structural Geology*, **18**(2-3): 281–293.

Clague, D. A., Dreyer, B. M., Paduan, J. B., Martin, J. F., Chadwick, W. W., Caress, D. W., Portner, R. A., Guilderson, T. P., McGann, M. L., Thomas, H., *et al.* (2013). Geologic history of the summit of axial seamount, juan de fuca ridge. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **14**(10): 4403–4443.

Clague, D. A., Dreyer, B. M., Paduan, J. B., Martin, J. F., Caress, D. W., Gill, J. B., Kelley, D. S., Thomas, H., Portner, R. A., Delaney, J. R., Guilderson, T. P., y McGann, M. L. (2014). Eruptive and tectonic history of the endeavour segment, juan de fuca ridge, based on auv mapping data and lava flow ages. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **15**(8): 3364–3391.

Clague, D. A., Caress, D. W., Dreyer, B. M., Lundsten, L., Paduan, J. B., Portner, R. A., Spelz-Madero, R., Bowles, J. A., Castillo, P. R., Guardado-France, R., *et al.* (2018). Geology of the alarcon rise, southern gulf of california. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **19**(3): 807–837.

Colman, S. M. y Watson, K. (1983). Ages Estimated from a Diffusion Equation Model for Scarp Degradation. *Science*, **221**(4607): 263–265.

Contreras, J., Scholz, C. H., y King, G. C. P. (1997). A model of rift basin evolution constrained by first-order stratigraphic observations. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **102**(B4): 7673–7690.

Contreras, J., Anders, M. H., y Scholz, C. H. (2000). Growth of a normal fault system: observations from the Lake Malawi basin of the east African rift. *Journal of Structural Geology*, **22**(2): 159–168.

Cowie, P. A. y Scholz, C. H. (1992). Displacement-length scaling relationship for faults: data synthesis and discussion. *Journal of Structural Geology*, **14**(10): 1149–1156.

Dawers, N. H. y Anders, M. H. (1995). Displacement-length scaling and fault linkage. *Journal of Structural Geology*, **17**(5): 607–614.

Dawers, N. H., Anders, M. H., y Scholz, C. H. (1993). Growth of normal faults: Displacement-length scaling. *Geology*, **21**(12): 1107.

DeMets, C., Gordon, R. G., y Argus, D. F. (2010). Geologically current plate motions. *Geophysical Journal International*, **181**(1): 1–80.

Duda, R. O. y Hart, P. E. (1972). Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, **15**(1): 11–15.

Duda, R. O., Hart, P. E., y Stork, D. G. (1973). *Pattern classification and scene analysis*, Vol. 3. Wiley New York.

Duda, R. O., Hart, P. E., y al., E. (2006). *Pattern classification*. John Wiley & Sons.

Enzel, Y., Amit, R., Porat, N., Zilberman, E., y Harrison, B. J. (1996). Estimating the ages of fault scarps in the Arava, Israel. *Tectonophysics*, **253**(3-4): 305–317.

Fossen, H. y Rotevatn, A. (2016). Fault linkage and relay structures in extensional settings—A review. *Earth-Science Reviews*, **154**: 14–28.

Fukunaga, K. (1990). *Introduction to statistical pattern recognition*. Elsevier.

Gawthorpe, R. L., Sharp, I., Underhill, J. R., y Gupta, S. (1997). Linked sequence stratigraphic and structural evolution of propagating normal faults. *Geology*, **25**(9): 795.

González-Fernández, A., Dañobeitia, J. J., Delgado-Argote, L. A., Michaud, F., Córdoba, D., y Bartolomé, R. (2005). Mode of extension and rifting history of upper Tiburón and upper Delfín basins, northern Gulf of California. *Journal of Geophysical Research*, **110**(B1): B01313.

Good, I. J. y Smith, E. P. (1984). C184.The possible bias of the pearson chi-squared test in non-equiprobable cases. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, **19**(1): 79–82.

Gupta, A. y Scholz, C. H. (2000a). Brittle strain regime transition in the Afar depression: Implications for fault growth and seafloor spreading. *Geology*, **28**(12): 1087.

Gupta, A. y Scholz, C. H. (2000b). A model of normal fault interaction based on observations and theory. *Journal of Structural Geology*, **22**(7): 865–879.

Hall, E., Rouge, L., y Wong, R. (1976). Hierarchical search for image matching. En: *1976 IEEE Conference on Decision and Control including the 15th Symposium on Adaptive Processes*, dec. IEEE, IEEE, pp. 791–796.

Hanks, T. C. (2013). The Age of Scarplike Landforms From Diffusion-Equation Analysis. *Quaternary Geochronology: methods and applications*, **4**: 313–338.

Hanks, T. C., Bucknam, R. C., Lajoie, K. R., y Wallace, R. E. (1984). Modification of wave-cut and faulting-controlled landforms. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **89**(B7): 5771–5790.

Hough, P. V. C. (1962). Method and means for recognizing complex patterns.

Iezzi, F., Roberts, G., y Faure Walker, J. (2020). Throw-rate variations within linkage zones during the growth of normal faults: Case studies from the Western Volcanic Zone, Iceland. *Journal of Structural Geology*, **133**: 103976.

Jenkin, M. R., Jepson, A. D., y Tsotsos, J. K. (1991). Techniques for disparity measurement. *CVGIP: Image Understanding*, **53**(1): 14–30.

Jinfei Wang y Howarth, P. (1990). Use of the Hough transform in automated lineament. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **28**(4): 561–567.

Kaelbling, L. P., Littman, M. L., y Moore, A. W. (1996). Reinforcement Learning: A Survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, **4**: 237–285.

Kim, Y.-S. y Sanderson, D. J. (2005). The relationship between displacement and length of faults: a review. *Earth-Science Reviews*, **68**(3-4): 317–334.

Lang, S. (2008). Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity. En: *Object-Based Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 3–27.

Larson, R. L. (1972). Bathymetry, magnetic anomalies, and plate tectonic history of the mouth of the Gulf of California. *Geological Society of America Bulletin*, **83**(11): 3345–3360.

Le Saout, M., Clague, D., y Paduan, J. (2019). Evolution of Fine-Scale Segmentation at Intermediate-Spreading Rate Ridges. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **20**(8): 3841–3860.

Lindner, R. R., Vera-Ciro, C., Murray, C. E., Stanimirović, S., Babler, B., Heiles, C., Hennebelle, P., Goss, W. M., y Dickey, J. (2015). AUTONOMOUS GAUSSIAN DECOMPOSITION. *The Astronomical Journal*, **149**(4): 138.

Lizarralde, D., Axen, G. J., Brown, H. E., Fletcher, J. M., González-Fernández, A., Harding, A. J., Holbrook, W. S., Kent, G. M., Paramo, P., Sutherland, F., y Umhoefer, P. J. (2007). Variation in styles of rifting in the Gulf of California. *Nature*, **448**(7152): 466–469.

Lonsdale, P. (1991). *Structural Patterns of the Pacific Floor Offshore of Peninsular California: Chapter 7: Part III. Regional Geophysics and Geology*. AAPG Special Volumes.

Lonsdale, P., Bischoff, J., Burns, V., Kastner, M., y Sweeney, R. (1980). A high-temperature hydrothermal deposit on the seabed at a gulf of California spreading center. *Earth and Planetary Science Letters*, **49**(1): 8–20.

Lotero-Vélez, A., Yarbuh, I., Borges-Santana, O., Spelz-Madero, R., Negrete-Aranda, R., y Contreras, J. (2019). Autogenic organization of syn-tectonic sedimentary patterns in deepwater foldbelts: A simple dynamic model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, **124**(12): 2823–2840.

Lu, J., Plataniotis, K. N., y Venetsanopoulos, A. N. (2003). Regularized discriminant analysis for the small sample size problem in face recognition. *Pattern recognition letters*, **24**(16): 3079–3087.

Macdonald, K. C. (1998). Linkages between faulting, volcanism, hydrothermal activity and segmentation on fast spreading centers. *GEOPHYSICAL MONOGRAPH-AMERICAN GEOPHYSICAL UNION*, **106**: 27–58.

Manighetti, I., King, G. C. P., y Gaudemer, Y. (2001). Water Volcanoes. **106**(B7): 13,667–13,696.

Mann, P., Hempton, M. R., Bradley, D. C., y Burke, K. (1983). Development of pull-apart basins. *The Journal of Geology*, **91**(5): 529–554.

Marquis, P., Papini, O., y Prade, H. (2020). *A Guided Tour of Artificial Intelligence Research*. Springer International Publishing. Cham.

Marrett, R. y Allmendinger, R. W. (1992). Amount of extension on "small"faults: An example from the Viking graben. *Geology*, **20**(1): 47.

Maschmeyer, C. H., White, S. M., Dreyer, B. M., y Clague, D. A. (2019). High-Silica Lava Morphology at Ocean Spreading Ridges: Machine-Learning Seafloor Classification at Alarcon Rise. *Geosciences*, **9**(6): 245.

Nagy, E. A. y Stock, J. M. (2000). Structural controls on the continent-ocean transition in the northern Gulf of California. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **105**(B7): 16251–16269.

Nash, D. B. (1980). Morphologic dating of degraded normal fault scarps. *The Journal of Geology*, **88**(3): 353–360.

Negrete-Aranda, R., Neumann, F., Contreras, J., Harris, R. N., Spelz, R. M., Zierenberg, R., y Caress, D. W. (2021). Transport of heat by hydrothermal circulation in a young rift setting: Observations from the auka and jaichmaa ja'ag'vent field in the pescadero basin, southern gulf of california. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **126**(8): e2021JB022300.

Ondréas, H., Scalabrin, C., Fouquet, Y., y Godfroy, A. (2018). Recent high-resolution mapping of Guaymas hydrothermal fields (Southern Trough). *BSGF - Earth Sciences Bulletin*, **189**(1): 6.

Paduan, J. B., Zierenberg, R. A., Clague, D. A., Spelz, R. M., Caress, D. W., Troni, G., Thomas, H., Glessner, J., Lilley, M. D., Lorenson, T., *et al.* (2018). Discovery of hydrothermal vent fields on alarcón rise and in southern pescadero basin, gulf of california. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, **19**(12): 4788–4819.

Peacock, D. (2002). Propagation, interaction and linkage in normal fault systems. *Earth-Science Reviews*, **58**(1-2): 121–142.

Peacock, D. C., Knipe, R. J., y Sanderson, D. J. (2000). Glossary of normal faults. *Journal of Structural Geology*, **22**(3): 291–305.

Persaud, P., Stock, J. M., Steckler, M. S., Martín-Barajas, A., Diebold, J. B., González-Fernández, A., y Mountain, G. S. (2003). Active deformation and shallow structure of the Wagner, Consag, and Delfín Basins, northern Gulf of California, Mexico. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **108**(B7).

Pierce, K. L. y Colman, S. M. (1986). Effect of height and orientation (microclimate) on geomorphic degradation rates and processes, late-glacial terrace scarps in central Idaho. *Geological Society of America Bulletin*, **97**(7): 869–885.

Pirmez, C., Pratson, L. F., y Steckler, M. S. (1998). Clinoform development by advection-diffusion of suspended sediment: Modeling and comparison to natural systems. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, **103**(B10): 24141–24157.

Portner, R. A., Dreyer, B. M., Clague, D. A., Lowernstern, J. B., Head III, J. W., y Carey, S. (2015). Rhyolite eruption on a mid-ocean ridge: Alarcon Rise, Gulf of California. En: *GSA Annual Meeting Abstracts*.

Portner, R. A., Dreyer, B. M., y Clague, D. A. (2021). Mid-ocean-ridge rhyolite (morr) eruptions on the east pacific rise lack the fizz to pop. *Geology*, **49**(4): 377–381.

Ramírez-Zerpa, N., Spelz, R. M., Yarbuh, I., Negrete-Aranda, R., Contreras, J., Clague, D. A., Neumann, F., Caress, D. W., Zierenberg, R., y González-Fernández, A. (2021). Architecture and tectonostratigraphic evolution of the Pescadero Basin Complex, southern Gulf of California: Analysis of high-resolution bathymetry data and seismic reflection profiles. *Journal of South American Earth Sciences*, **114**(December 2021): 103678.

Rivenaes, J. C. (1992). Application of a dual-lithology, depth-dependent diffusion equation in stratigraphic simulation. *Basin Research*, **4**(2): 133–146.

Schlager, W. y Adams, E. W. (2001). Model for the sigmoidal curvature of submarine slopes. *Geology*, **29**(10): 883.

Seber, G. A. y Wild, C. J. (2003). Nonlinear regression. hoboken. *New Jersey: John Wiley & Sons*, **62**(63): 1238.

Sharma, A. y Paliwal, K. K. (2015). Linear discriminant analysis for the small sample size problem: an overview. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, **6**(3): 443–454.

Spelz, R. M., Fletcher, J. M., Owen, L. A., y Caffee, M. W. (2008). Quaternary alluvial-fan development, climate and morphologic dating of fault scarps in Laguna Salada, Baja California, Mexico. *Geomorphology*, **102**(3-4): 578–594.

Spinewine, B., Sun, T., Babonneau, N., y Parker, G. (2011). Self-similar long profiles of aggrading submarine leveed channels: Analytical solution and its application to the Amazon channel. *Journal of Geophysical Research*, **116**(F3): F03004.

Spyropoulos, C., Griffith, W. J., Scholz, C. H., y Shaw, B. E. (1999). Experimental evidence for different strain regimes of crack populations in a clay model. *Geophysical Research Letters*, **26**(8): 1081–1084.

Steckler, M. S., Mountain, G. S., Miller, K. G., y Christie-Blick, N. (1999a). Reconstruction of Tertiary progradation and clinoform development on the New Jersey passive margin by 2-D backstripping. *Marine Geology*, **154**(1-4): 399–420.

Steckler, M. S., Mountain, G. S., Miller, K. G., y Christie-Blick, N. (1999b). Reconstruction of Tertiary progradation and clinoform development on the New Jersey passive margin by 2-D backstripping. *Marine Geology*, **154**(1-4): 399–420.

Supak, S., BOHNENSTIEHL, D., y BUCK, W. (2006). Flexing is not stretching: An analogue study of flexure-induced fault populations. *Earth and Planetary Science Letters*, **246**(1-2): 125–137.

Swenson, J. B. (2005). Fluvial and marine controls on combined subaerial and subaqueous delta progradation: Morphodynamic modeling of compound-clinoform development. *Journal of Geophysical Research*, **110**(F2): F02013.

Tharwat, A., Gaber, T., Ibrahim, A., y Hassanien, A. E. (2017). Linear discriminant analysis: A detailed tutorial. *AI communications*, **30**(2): 169–190.

Umhoefer, P. J. (2011). Why did the Southern Gulf of California rupture so rapidly?-Oblique divergence across hot, weak lithosphere along a tectonically active margin. *GSA Today*, **21**(11): 4–10.

Umhoefer, P. J., Schwennicke, T., Del Margo, M. T., Ruiz-Geraldo, G., Ingle, J. C., y McIntosh, W. (2007). Transtensional fault-termination basins: an important basin type illustrated by the Pliocene San Jose Island basin and related basins in the southern Gulf of California, Mexico. *Basin Research*, **19**(2): 297–322.

Umhoefer, P. J., Plattner, C., y Malservisi, R. (2020). Quantifying rates of rifting while drifting in the southern Gulf of California: The role of the southern Baja California microplate and its eastern boundary zone. *Lithosphere*, **12**(1): 122–132.

van Wijk, J., Axen, G., y Abera, R. (2017). Initiation, evolution and extinction of pull-apart basins: Implications for opening of the Gulf of California. *Tectonophysics*, **719-720**: 37–50.

Vega-Ramírez, L., Spelz, R., Negrete-Aranda, R., Neumann, F., Caress, D., Clague, D., Paduan, J., Contreras, J., y Peña-Dominguez, J. (2021). A new method for fault-scarp detection using linear discriminant analysis in high-resolution bathymetry data from the alarcón rise and pescadero basin. *Tectonics*, **40**(12): e2021TC006925.

Vega-Ramirez, L. A. (2018). *Análisis estructural de la Cordillera Alarcón en Golfo de California a partir de datos batimétricos de alta resolución*. Tesis de maestría, Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California.

Wallace, R. E. (1977). Profiles and ages of young fault scarps, north-central Nevada. *Geological Society of America Bulletin*, **88**(9): 1267.

Walsh, J., Bailey, W., Childs, C., Nicol, A., y Bonson, C. (2003). Formation of segmented normal faults: a 3-D perspective. *Journal of Structural Geology*, **25**(8): 1251–1262.

Whipp, P. S., Jackson, C. A.-L., Schlische, R. W., Withjack, M. O., y Gawthorpe, R. L. (2017). Spatial distribution and evolution of fault-segment boundary types in rift systems: observations from experimental clay models. *Geological Society, London, Special Publications*, **439**(1): 79–107.

Wu, X., Geng, Z., Shi, Y., Pham, N., Fomel, S., y Caumon, G. (2020). Building realistic structure models to train convolutional neural networks for seismic structural interpretation. *Gephysics*, **85**(4): WA27–WA39.

Ye, J., Janardan, R., y Li, Q. (2005). Two-dimensional linear discriminant analysis. En: *Advances in neural information processing systems*. pp. 1569–1576.

Yeomans, C. M., Middleton, M., Shail, R. K., Grebby, S., y Lusty, P. A. (2019). Integrated Object-Based Image Analysis for semi-automated geological lineament detection in southwest England. *Computers & Geosciences*, **123**: 137–148.

Yu, H. y Yang, J. (2001). A direct lda algorithm for high-dimensional data—with application to face recognition. *Pattern recognition*, **34**(10): 2067–2070.

Zhang, P., Slemmons, D., y Mao, F. (1991). Geometric pattern, rupture termination and fault segmentation of the Dixie Valley—Pleasant Valley active normal fault system, Nevada, U.S.A. *Journal of Structural Geology*, **13**(2): 165–176.