CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE ROCAS PLUTÓNICAS EN DISPOSITIVOS iOS CON APRENDIZAJE AUTOMÁTICO APLICADO EN LA EXTRACCIÓN DE SOMBRAS Y COLORES

Por Sarah Hernandez, Germán Alferez, Benjamin Clausen, y Ana Martinez

INTRODUCCIÓN

El color y la iluminación son propiedades importantes usadas para la clasificación de rocas plutónicas; Sin embargo, estas pueden ser difíciles de describir porque dependen de la percepción y experiencia del observador [1]. Aunque la clasificación de las rocas plutónicas puede hacerse mediante datos de varios instrumentos y técnicas geológicas, estas aproximaciones tienden a ser caras y tediosas. Además, no hay trabajos relacionados que implementen el Aprendizaje Automático (o machine learning) en dispositivos iOS. En esta investigación se extraen las sombras y colores dominantes en imágenes de rocas plutónicas para entrenar varios algoritmos de machine learning y desplegar el mejor modelo en una aplicación para iOS que clasifique automáticamente cuatro clases de rocas plutónicas, en orden de más oscuro a más claro: gabro, diorita, granodiorita y granito.

METODOLOGÍA

Para entrenar los modelos usamos imágenes de rocas plutónicas que habían sido clasificadas usando datos petrográficos y químicos (Estas imágenes se pueden encontrar en el enlace de las referencias). Nuestra metodología se basa en 3 pasos principales: **Extracción de colores, Entranamiento de los modelos, y Creación de la aplicación para iOS.**

La figura 1 introduce los fundamentos de nuestra aproximación.

**Primero,** Los colores dominantes fueron extraídos con el algoritmo de K-means agrupando los píxeles de las imágenes de rocas plutónicas de acuerdo a los espacios de color RGB y CIELAB (Fig. 2). K-means es un algoritmo de machine learning el cual es una rama de la Inteligencia Artificial.

En la figure 2 podemos ver la extracción de los colores dominantes de 4 imágenes de muestra: Gabro, diorita, Granodiorita, y granito. La segunda columna muestra sus colores dominantes ordenados de menor a mayor presencia en la imagen. La tercera columna muestra el color promedio de los pixeles de cada muestra.

Los datos de los cuatro colores dominantes de 283 imágenes fueron usadas para crear y evaluar varios modelos de machine learning con los siguientes algoritmos: Logistic Regression (LR), K-Nearest Neighbors (KNN), Decision Trees (DT), Support Vector Machines (SVM), y una Convolutional 60 Neural Network (CNN). Los experimentos fueron ejecutados primero con los colores dominantes en RGB y luego en CIELAB. El mejor modelo después de la validación fue desplegado en una aplicación para iOS que clasifica los colores extraídos en nuevas imágenes de los cuatro tipos de rocas.

RESULTADOS

Los mejores resultados durante la validación fueron para el modelo generado usando K-Nearest Neighbors entrenado con los cuatro colores dominantes en el formato CIELAB, como puede verse en la Figura 3. Estos resultados son mejores que los obtenidos en **[3,4]** *(los trabajos 3 y 4 citados en las referencias* donde se utilizó extracción de features para clasificar muestras minerales. También son similares a los trabajos **[5,6,7,8,9]** *(citados en las referencias 5,6,7,8,9)* en los que se aplicó machine learning para la clasificación de rocas.

El modelo generado con KNN fue desplegado en la aplicación que puede apreciarse en la Figura 4. Además, un tiempo de entrenamiento de 4.33 minutos, un tiempo de ejecución de 339.87 milisegundos, y un espacio de ocupación de 0.018 MB obtenidos en esta aproximación, fueron mejores que en los trabajos de las referencias 5, 6, and 7 en los cuales se implementó modelos de machine learning en aplicaciones Android.

**[3]** Y. Zhang, M. Li, S. Han, Q. Ren, and J. Shi, “Intelligent Identification for Rock-Mineral Microscopic Images Using Ensemble Machine Learning Algorithms,” *Sensors*, vol. 19, no. 18, p. 3914, 2019. DOI: 10 .3390/s19183914.

**[4]** J. Maitre, K. Bouchard, and L. P. Bédard, “Mineral grains recognition using computer vision and machine learning,” *Computers & Geosciences*, vol. 130, pp. 84– 93, 2019. DOI: 10.1016/j.cageo.2019.05.009.

**[5]** E. Vázquez and H. Alférez, “Using Deep Learning for Automatic Classification of Plutonic Rocks with Mobile Devices”, 2021.

**[6]** G. Fan, F. Chen, D. Chen, and Y. Dong, “Recognizing Multiple Types of Rocks Quickly and Accurately Based on Lightweight CNNs Model,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 55 269–55 278, 2020. DOI: 10.1109/access.2020. 2982017.

**[7]** G. Fan, F. Chen, D. Chen, Y. Li, and Y. Dong, “A Deep Learning Model for Quick and Accurate Rock Recognition with Smartphones,” *Mobile Information Systems*, vol. 2020, pp. 1–14, 2020. DOI: 10.1155/2020/7462524.

**[8]** X. Ran, L. Xue, Y. Zhang, Z. Liu, X. Sang, and J. He, “Rock Classification from Field Image Patches Analyzed Using a Deep Convolutional Neural Network,” *Mathematics*, vol. 7, no. 8, p. 755, 2019. DOI: 10.3390/math7080755.

**[9]** G. Cheng and W. Guo, “Rock images classification by using deep convolution neural network,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 887, p. 012 089, 2017. DOI: 10.1088/1742-6596/887/1/012089.

CONCLUSIONES

La aproximación con colores dominantes poder ser útil en clasificaciones donde el color es importante para diferenciar imágenes. El formato CIELAB es una excelente opción para hacer esto. La reducción de features también puede ser aplicado cuando se necesita una solución más rápida y ligera. Aunque las imágenes no son tantas como en otros trabajos en el área, los resultados son muy prometedores y pueden ser mejorados con técnicas de aumento de datos y extracción de más features como las formas de los cristales en rocas plutónicas.

En este trabajo de investigación, se entrenaron cinco algoritmos de aprendizaje automático sólo con los cuatro colores dominantes extraídos de imágenes de rocas plutónicas. El mejor modelo se encontró con el algoritmo KNN entrenado con los colores dominantes en el formato de color CIELAB de 283 imágenes. El modelo KNN tiene unos valores de exactitud, precisión, recall y F-score del 93%.

Como trabajo futuro, los conjuntos de datos para el entrenamiento y la validación se ampliarán con un mayor número de imágenes de rocas plutónicas tomadas en el campo, en lugar de en el laboratorio. Además, las imágenes se tomarán en diferentes condiciones: diferentes distancias, ángulos y efectos de iluminación, por ejemplo, cielo azul frente a nublado, con meteorización o alteración, sombras, vegetación y musgo.