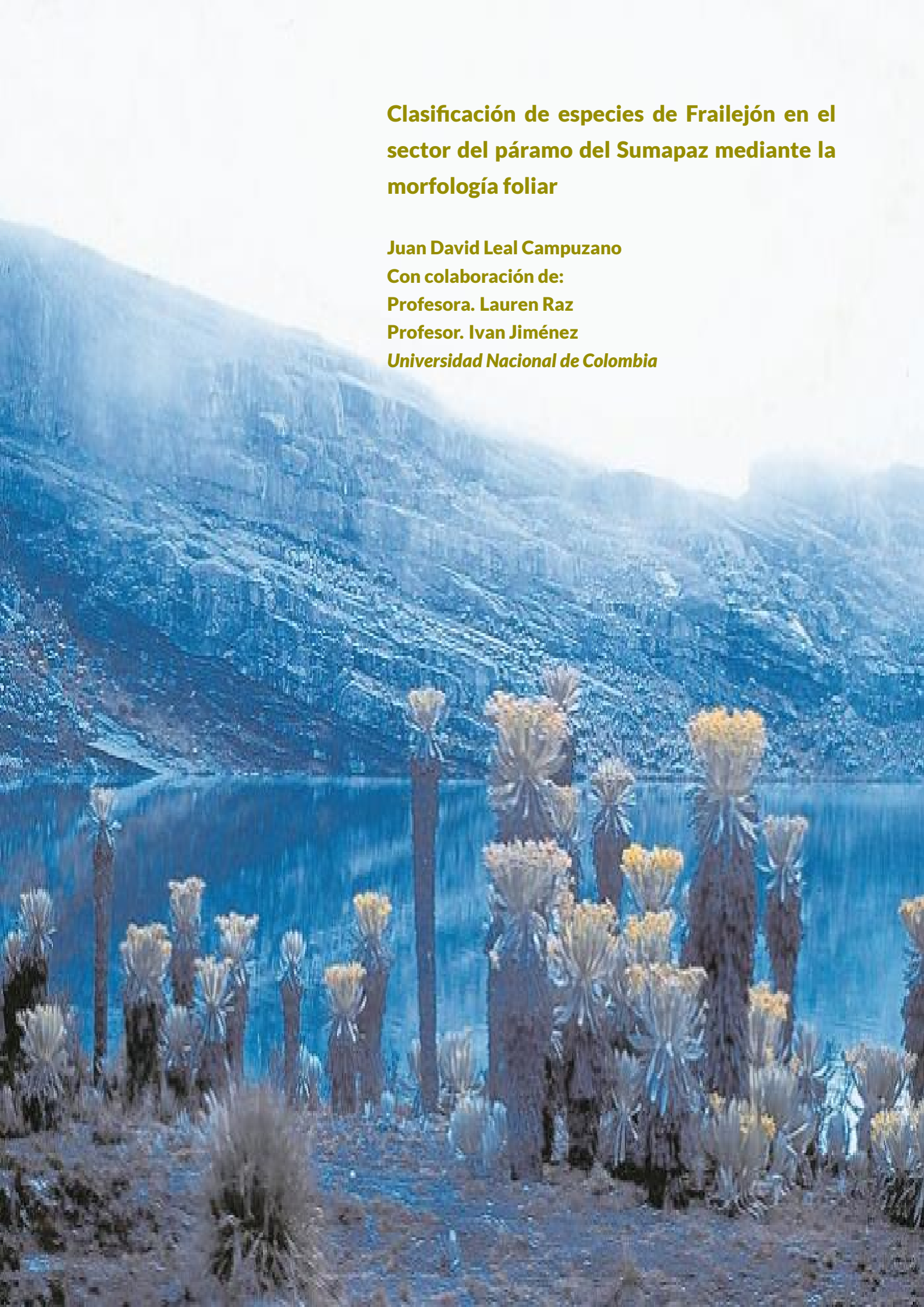
Clasificación de especies de Frailejón en el sector del páramo del Sumapaz mediante la morfología foliar

Juan David Leal Campuzano
Con colaboración de:
Profesora. Lauren Raz
Profesor. Ivan Jiménez
Universidad Nacional de Colombia



1 INTRODUCCIÓN

Las especies a menudo se consideran unidades básicas de diversidad biológica en ecología, evolución, biogeografía y biología de la conservación [3]; la intervención de la mano del hombre y el cambio climático global está afectando el ecosistema de los páramos en Colombia y en general del territorio suramericano, esto está generando que un género de plantas que tiene gran predominio en estos terrenos y que además sirven como medio de tratamiento del agua y retención de minerales en el suelo, presenten cambios debido a una alteración de su ecosistema[4].

Existe una necesidad en distinguir el ecosistema en donde se trabaja, esto genera la necesidad de identificar las diferentes especies que componen el mismo, en el presente proyecto y dado el predominio del frailejón en los páramos, se creará un algoritmo que permita clasificar tres distintas especies de frailejón endémicas del páramo del Sumapaz a través de las morfología de sus hojas: *Espeletia grandinflora*, *Espeletia aregentea* y *Espeletia summapacis*, especies predominantes en este lugar[4].

En un proceso de estos de clasificación, hay una alta demanda de tiempo y costos, la aplicación de este algoritmo permitirá a los especialistas contar con ayuda al momento de clasificar entre especies de frailejón y tener una mayor certeza, por otro lado[5],[4], en la literatura no existe un algortimo que se especialice en plantas de esta especie, por ende será algo nuevo y de gran ayuda para los investigadores; el desempeño a medir en este algoritmo y lo que concierne a los investigadores tiene que ver con la precisión del modelo, es la finalidad del proyecto a nivel cuantitativo.

Los resultados que se obtuvieron parten de 3 diferentes algoritmos que presentaron una precisión que osciló entre el 76% y el 88% al momento de clasificar cada especie, los tres arrojaron una precisión prometedora teniendo en cuenta la calidad de los datos y el parecido existente entre la especie Grandinflora y la especie Summapacis lo cual dificultó la identificación entre ellas, los algoritmos tuvieron buena presición al identificar la especie Argentea que se diferenciaba bastante bien de las otras especies por su forma, uno de los modelos, el mejor, obtuvo un desempeño del 87%, desempeño prometedor para el problema planteado al inicio.

El proyecto tuvo buenos resultados a pesar de las complicaciones iniciales con las fotografías, se espera que el algoritmo pueda ser generalizado a otras especies dado que parte del algortimo es la extracción de características, algo que no depende enteramente de los datos iniciales que son las imagenes individuales de hojas separadas del fondo, esto quiere decir que dado el caso en que se obtengan nuevas fotografías de otras especies, quizás el modelo permita de igual manera distinguirlas y clasificarlas, lo único faltante sería tener esas nuevas hojas previamente clasificadas por el experto para así poder entrenar de nuevo el modelo.

2 DATOS, MÉTODOS Y RESULTADOS

2.1 DATOS

Para tal estudio, se han obtenido un conjunto de 180 fotografías tomadas en el páramo del Sumapaz [5] en las que se pudieron encontrar alrededor de 4 o 5 hojas por fotografía, para el preprocesamiento de estas fotografías de decidió eliminar el fondo y separar la hojas en imágenes por unidad, este trabajo tuvo un alto grado de complejidad ya que las fotografías orignilaes no tuvieron unos estándares al ser tomadas, por ende, tamaños y colores se perdieron o se trasnformaron en el preprocesamiento de las fotografías origninales, una muestra se puede observar en la figura 1.

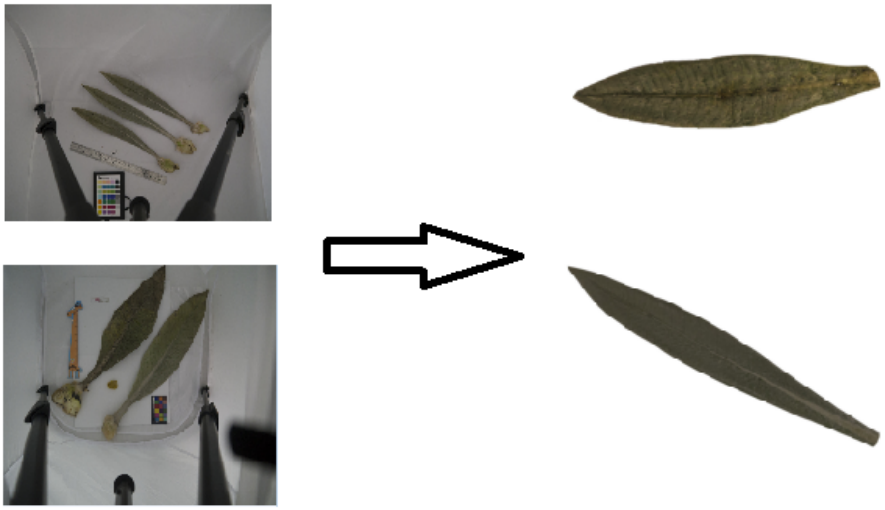


FIGURA 1: A la derecha las fotografías originales, al a izquierda las hojas separadas de su fondo e invidualizadas en dos imágenes diferentes

Después del preprocesamiento se continuó con la extracción de características de las imágenes; al ser figuras cerradas se pensó en hallar características representativas de una figura cerrada, se tomó como base la elipse y a partir de esta figura se obtuvieron las siguientes características básicas: área, perímetro, longitud del eje mayor y del eje menor y la medida del eje focal [2], [7]. Como primera medida se pensó en usar estas características pero, como las imágenes perdieron proporción, tamaño y color en el preprocesamiento entonces se decidió crear nuevas características a partir de las básicas halladas, estas características se muestran en el apéndice en el anexo 1.

Como se puede observar, todas las características son razones y por ende pierden la desventaja del tamaño y la proporción, adem\á,s como una ventaja los valores que toman son entre cero y uno, esto permite al algortimo tener un control sobre los cálculos, condiciones necesarios en los modelos [8] y [6].

2.2 MÉTODOS

Después de la obtención de las características mencionadas anteriormente, se realizó un análisis de los datos a través de la creación de diferentes espacios de características, se obtiene la matriz de correlación entre los datos y

se representan dos a dos observando una separación evidente entre cada especie con algún error e identificando una correlación alta entre agunas características.

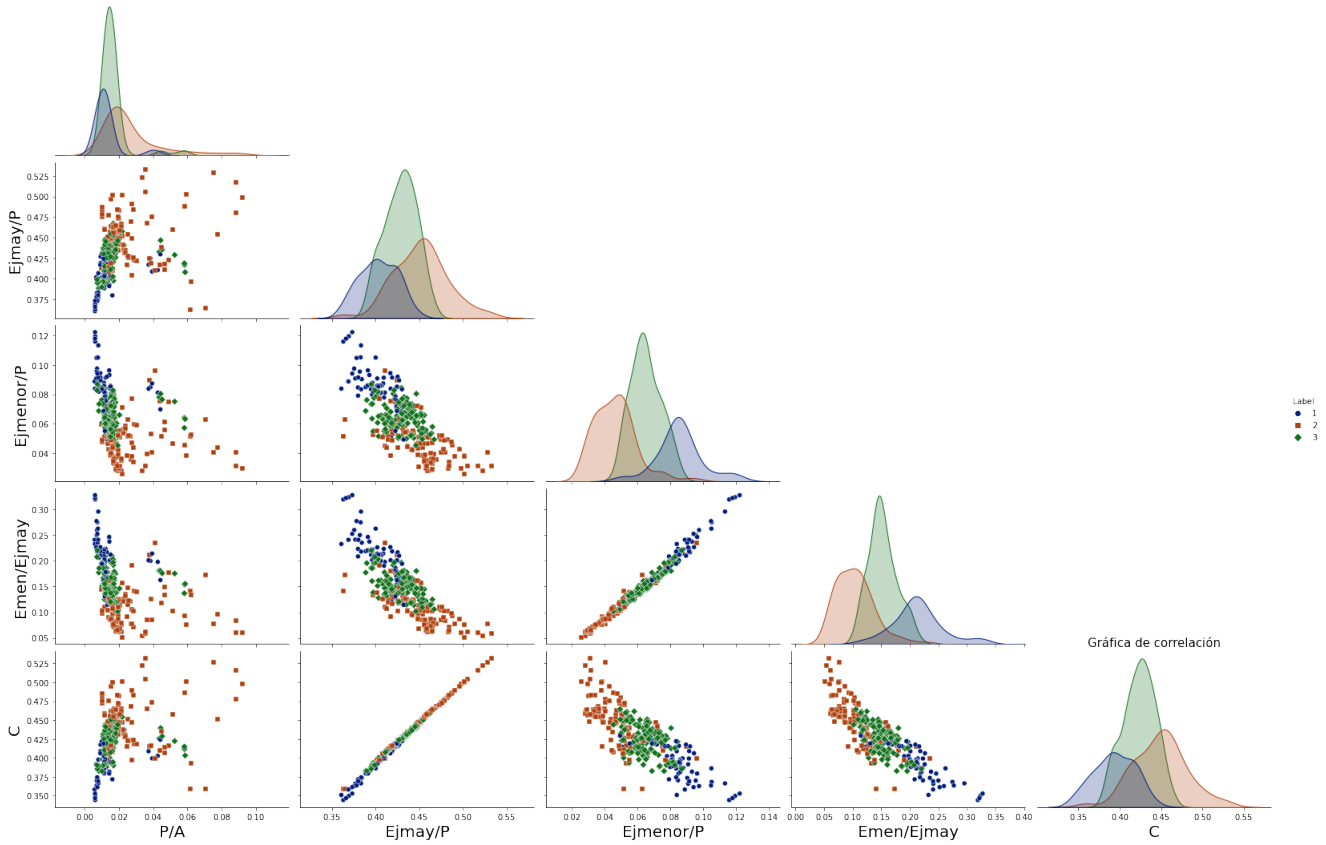


FIGURA 2: Representación de las transformaciones de las características básicas en dos dimensiones. *(Gráfica hecha en python, sns)*

En la mayoría de gráficas de la Figura 2 se logra observar una buena separación, además se ve una alta correlación entre algunas variables.

Se decide crear a partir de las 5 características obtenidas grupos de parejas, triplas, cuartetos y por último las 5 componentes, esto a razón de que si se aplica el algortimo teniendo una dimesionalidad relativamente alta, por la poca cantidad de datos, quizás el algortimo no clasifique bien, además se esperaba que usando grupos de características con una baja dimesionalidad se pudiera separar el espacio y hacer más óptimos los modelos.

Para tener una mejor observación de baja dimensionalidad se aplicaron los algortimos de PCA y TSNE para visualuzar los datos del espacio completo, se observó un buena separación usando PCA, algo que no se obtuvo con TSNE, las gráficas permiten evidenciar que existe una distinción entre las especies y que se podrá separar con un buen desempeño.

Los algortimos usados para la clasificación fueron: RFC(RandomforestClassifier), ETC(ExtraTreesClassifiers), KNC(KNeighborsClassifier), modelos escogidos por tener una alto éxito en la clasificación multiclase como se menciona en [1], [8], [6], además se hizo una busqueda hiperparámetros en cada algoritmo lo cuales se muestran en el Apéndice en el anexo 2.

El desempeño escogido fua la precisión que es la razón entre los aciertos del modelo y todas las predicciones.

La partición de los datos que se hizo fue una partición sencilla de 70% para entrenamiento y 30% para prueba,

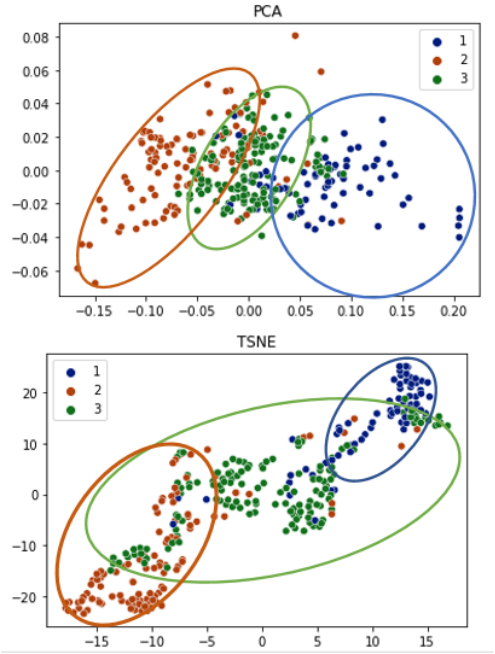


FIGURA 3: *PCA y TSNE separados por grupos de especie en las características básicas*

lo particular al momento de aplicar los modelos fue realizar diferentes combinaciones entre las columnas de características creando espacios de a parejas, triplas, cuartetos y tomando al final las cinco caractetrísticas obtenidas que se muestran en el anexo 1, por cada combinación se entrenó el modelo para observar que combinación generaba y cual arrojaba el mejor desempeño.

2.3 RESULTADOS

En la aplicación de los tres modelos al conjunto de caraterísticas completo se obtuvieron las siguientes matrices de confusión:

En la figura 4 se puede observar que existe una confusión de los modelos entre la especie 1 y la especie 3 (E. Grandinflora y E. Summpacis), la especie 2 (E. Argentea) tiene mejores resultados en los dos primeros clasificador a pesar de confundirse un poco con la espcie 3 en el tercer modelo, también se puede observar el desbalance de los datos y a pesar de eso tener resultados bastante buenos. La figura 5 muestra un ejemplo en donde se equivocó el modelo.

FIGURA 5: La especie predecida es *Espeletia summapacis* pero la verdadera especie es *Espeletia grandinflora*

Al entrenar cada modelo con cada subgrupo hecho del espacio completo se obtuvieron los resultados obtenidos que se muestran en las figuras [**6**], [**7**] y [**8**] en donde cada gráfica representa el sugbrupo formado para el entrenamiento del modelo.

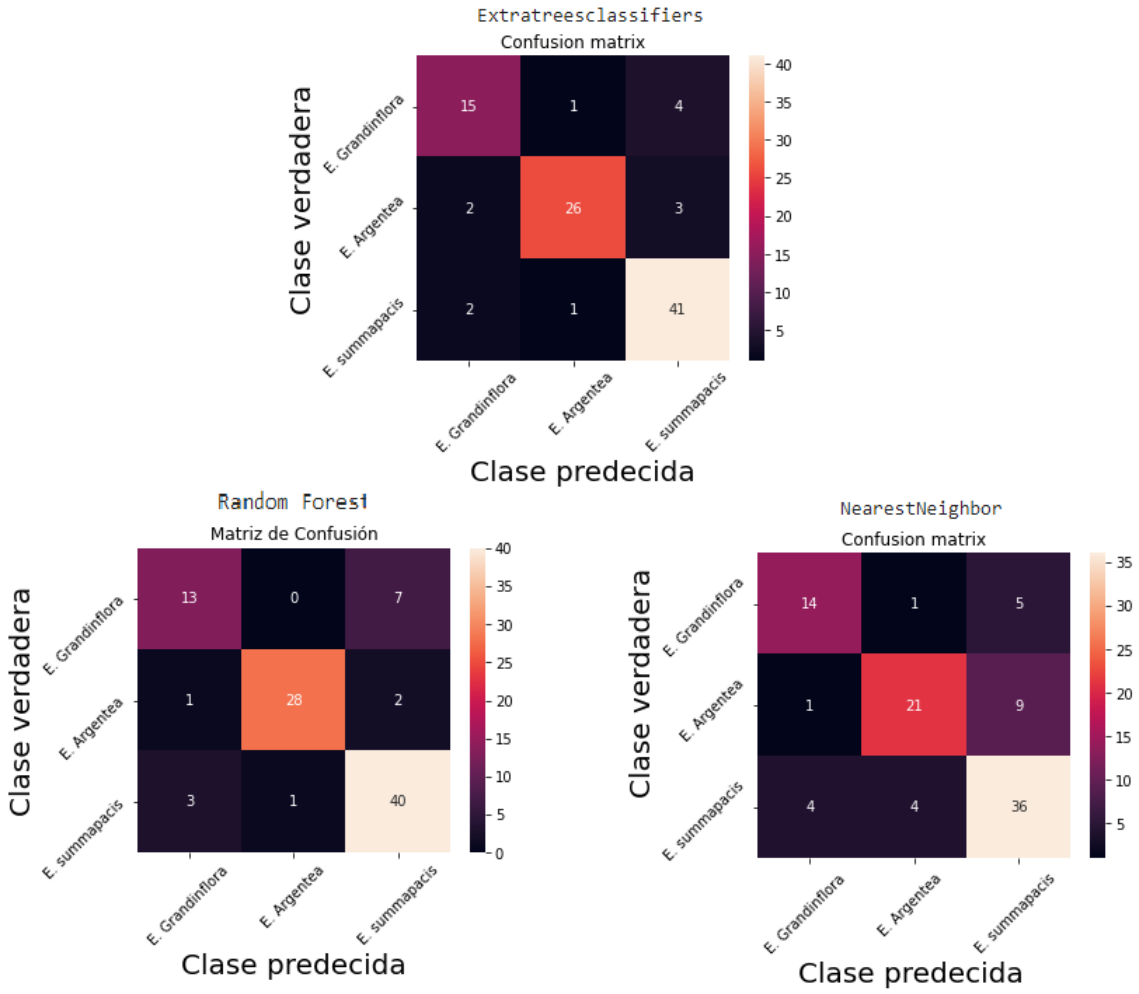


FIGURA 4: *Matriz de confusión para cada modelo entrenado con el espacio completo*

En la tabla 1 se muestran los mejores desempeños con los mejores grupos respecto a cada modelo y sus respectivos parámetros.

Grupo	Modelo	Desmpeño	Parámetros	Subgrupo
Parejas	RFC	0.86	min_samples_leaf: 10, n_estimators: 50	P/A Vs Emen/Ejmay
	ETC	0.83	min_samples_leaf: 10, n_estimators: 10	Ejmen/P Vs Emen/Ejmay
	KNC	0.82	leaf_size: 15, n_neighbors: 20	P/A Vs Emen/Ejmay
Triplas	RFC	0.87	min_samples_leaf: 5, n_estimators: 10	P/A,Ejmnr/P,Emen/Ejmy
	ETC	0.85	min_samples_leaf: 5, n_estimators: 10	P/A, Ejmy/P, Ejmnr/P
	KNC	0.81	leaf_size: 15, n_neighbors: 5	P/A, Ejmnr/P, Emen/Ejmy
Cuartetos	RFC	0.85	min_samples_leaf: 5, n_estimators: 10	P/A, Ejmay/P, Ejmnr/P, Emen/Ejmy
	ETC	0.8	min_samples_leaf: 5, n_estimators: 10	P/A, Ejmy/P, Emen/Ejmay, C
	KNC	0.76	leaf_size: 15, n_neighbors: 5	P/A, Ejmay/P, Ejmenor/P, Emen/Ejmy

TABLA 1: Resultados de los subgrupos del espacio formado a partir de las características básicas.

3 CONCLUSIONES

El objetivo principal de este proyecto se difinió en crear un algortimo que logre brindar una ayuda al especialista a identificar entre tres especies de Espeletia: E. Grandinflora, E. Argentea y E. Summapacis y ahorre tiempo, materiales y costos al momento de ser realizada esta clasificación por un especialista.

Se planteó tener un desempeño de al menos 80%, los modelos de RFC(RandomForestClassifiers), ETC(ExtraTreesClassifiers) y KNC(KNeighborsClassifier) han logrado el propósito creado, a pesar de que no se obtuvo una precisión de más del 90% el clasificador RFC(RandomForestClassifiers) obtuvo un desempeño de 87.3% algo por encima de lo estimado, haciendo una observación sobre la calidad de las imágenes se logró una buena precisión con diferentes combinaciones de cada grupo.

Como se mencionó anteriormente, los algoritmos tiene en cuenta la extracción de características de las imágenes preprocesadas, esto quiere decir que es posible generar un modelo con especies diferentes de Espeletia y quizás se logre obtener de la misma manera tan buen desempeño como el obtenido en este documento, ese será un siguiente objetivo a trabajar.

Se trabajará en aumentar el desempeño mediante la busqueda de otras caracteríticas que permitan identificar con un mayor desempeño cada especie, sobretodo las especies en las que el modelo presenta confusión.

4 GRÁFICAS

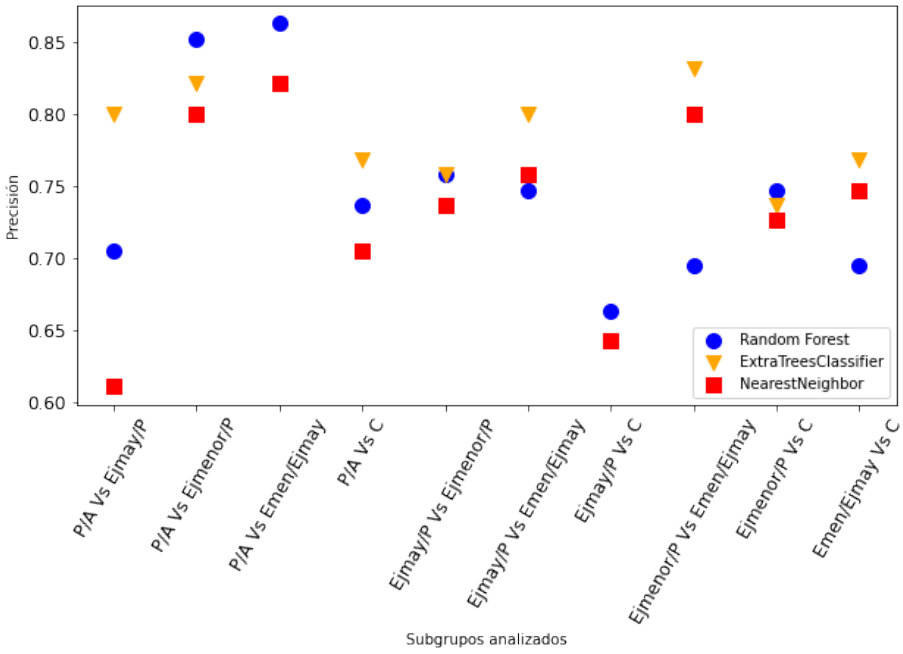


FIGURA 6: Análisis de subgrupos por parejas

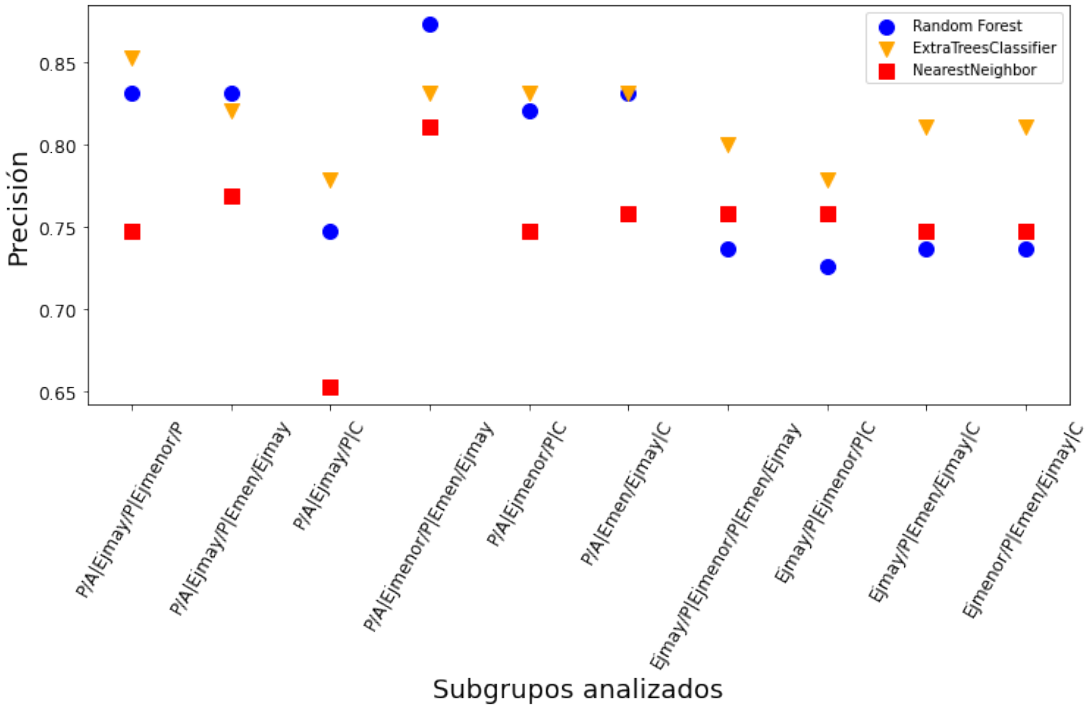


FIGURA 7: Análisis de subgrupos por triplas

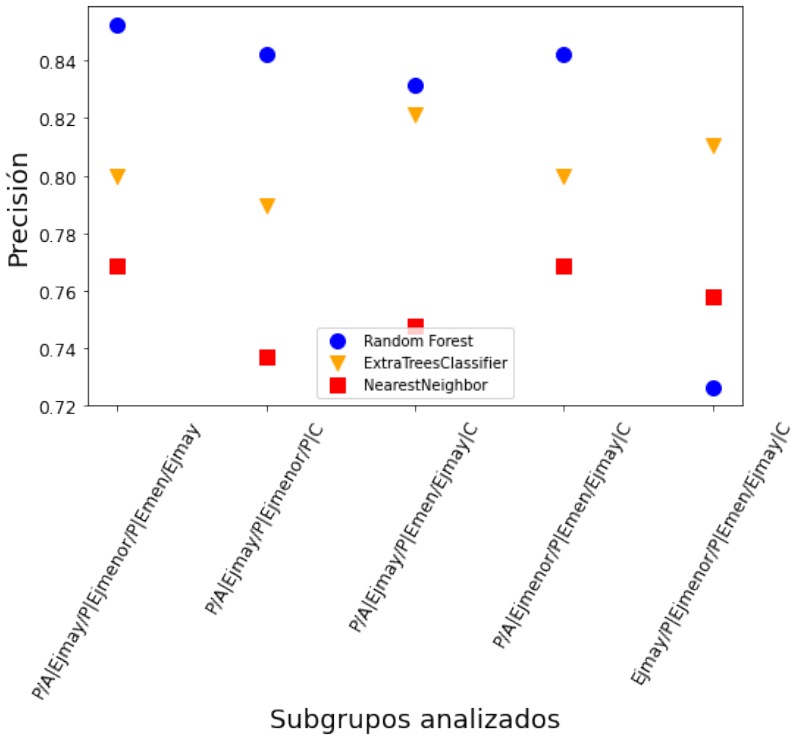


FIGURA 8: Análisis de subgrupos por cuartetos

5 APÉNDICE

ANEXO 1: CARACTERÍSTICAS OBTENIDAS A PARTIR DE LAS BÁSICAS

$$P/A = \frac{Perimetro}{Area}$$
$$Ejmenor/Ejmay = \frac{Ejemenor}{Ejemayor}$$
$$Ejmay/P = \frac{Ejemayor}{Perimetro}$$
$$Ejmenor/P = \frac{Ejemenor}{Perimetro}$$
$$C = \frac{\sqrt{Ejemayor^2 - Ejemenor^2}}{Perimetro}$$

ANEXO 2: HIPERPARÁMETROS PARA CADA ALGORITMO

- RandomForestClassifier y ExtratreesClasiffier:
  n_estimators: [5, 10, 20, 50, 100]
  min_samples_leaf: [5, 10, 50]
- Knearestneighbor:
  n_neighbors: [3, 5, 10, 20],
  leaf_size: [15, 30, 45]

Código del proyecto en Github

References

[1] Bobadilla J. *Machine Learning y Deep Learning: Usando Python, Scikit y Keras*, Ra-ma, 2020.

[2] Burger W., Burger M. *Principles of digital image processing*, Springer 2009.

[3] M. F. Cárdenas Agudelo *Ecohydrology of páramos in Colombia: Vulnerability to climate change and land use*, Universidad Nacional de Colombia 2016.

[4] José Cuatrecasas *A systematic study of the subtribe Espeletiinae*, The New York Botanical Garden Press .

[5] Pineda Yam, Cortés Andrés, Madriñán Santiago, Jiménez Iván *The Nature of Espeletia Species*, 2020.

[6] Prinzie A., Van den Poel D. *Random Forests for multiclass classification: Random MultiNomial Logit*, Department of Marketing at Ghent University, Ghent, Belgium,2008.

[7] Wäldchen J, Mäder P *Plant Species Identifcation Using Computer Vision Techniques: A Systematic Literature Review*, Springer, 2017.

[8] Shichao Zhang,Debo Cheng, Ming Zong,Lianli Gao *Self-representation nearest neighbor search for classification*, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China, 2016.