

Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey

ESCUELA DE INGENIERÍA Y CIENCIAS

Inteligencia Artificial Avanzada para la Ciencia de Datos I

# Manual de Usuario - Implementación Manual ML: K-Means para Compresión de Colores sobre Imágenes.

Presenta:

Miguel Ángel Pérez Ávila

Profesor:

Dr. Víctor Manuel de la Cueva Hernández

Sante Fe, Ciudad de México a 15 de Septiembre del 2025

# Índice

<b>Introducción.....</b>	<b>2</b>
<b>Implementación.....</b>	<b>2</b>
<b>Ejemplos de Ejecución.....</b>	<b>4</b>
<b>Conclusión.....</b>	<b>8</b>

# Introducción

El presente documento presenta la implementación y metodología de ejecución de un programa escrito en Python que realiza procesos afines al algoritmo de machine learning no supervisado K Means para realizar clustering de datos. Las funciones implementadas incluyen:

- La inicialización aleatoria de Centroides.
- El cálculo y asociación de las muestras a un cluster según su distancia.
- El ajuste de ubicación para los k Centroides utilizados
- La ejecución del algoritmo completo para un número definido de iteraciones.

# Implementación

Es importante mencionar que para la ejecución de este programa es necesario contar con las siguientes librerías en el entorno de ejecución y una versión de python igual o cercana a la utilizada para esta implementación siendo esta la 3.11.13:

- **numpy** (Manipulación de vectores y operaciones matemáticas en general).
- **matplotlib** (Graficación y visualización de datos).
- **cv2** (Lectura Vectorial de Imágenes).

En caso de no contar con alguna de las anteriores se pueden instalar y/o actualizar en bash mediante:

```
// En caso de utilizar conda
user@pc: conda activate <dev_env>

user@pc: pip install numpy matplotlib cv2
```

En el archivo de nombre KMeans.py se implementan las siguientes funciones utilizadas para este proyecto:

```
# Función para inicializar aleatoriamente K Centroides indicados.
#
# - Input:
#     - X : Vector de datos
#     - k : Número de clusters deseado
# - Return :
#     - centroids : list() -> lista de k centroides inicializados
def kMeansInitCentroids(X, k)

# Función para encontrar los centroides mas cercanos para cada punto.
#
# - Input:
#     - X : Vector de datos
#     - initial_centroids : Vector de centroides y su ubicación
```

```

# - Return :
#     - dataCentroidsIdx : list() -> lista de clusters asociadas a cada i ésima muestra
def findClosestCentroids(X, initial_centroids)

# Función para modificar la ubicación de los centroides utilizando la media de los puntos.
#
# - Input:
#     - X : Vector de datos
#     - idx : vector de relación entre los datos y el cluster al que se encuentra
#           asignado.
#     - K : número de k clusters
# - Return :
#     - newCentroids : list() -> Vector actualizado de centroides y su ubicación
def computeCentroids(X, idx, K)

# Función para ejecutar algoritmo kmeans.
#
# - Input:
#     - X : Vector de datos
#     - initial_centroids : Vector inicial de centroides y su ubicación
#     - max_iters : número iteraciones a ejecutar la actualización de centroides
#     - drawCentroids : bool para graficar los puntos y la trayectoria de los centroides
# - Return :
#     - historyCentroidsCoords : list() -> Vector que contiene la trayectoria de la
#           ubicación de los centroides
#     - dataCentroidsIdx : list() -> vector de relación entre los datos y el cluster al
#           que se encuentra asignado.
def runkMeans(X, initial_centroids, max_iters, drawCentroids = True)

```

# Ejemplos de Ejecución

A continuación se muestran dos ejemplos de ejecución para describir la manera en la que se deben utilizar las funciones anteriormente mencionadas utilizando los datos de prueba:

1. **Clustering de datos ex7data2.txt:** Para aplicar KMeans al conjunto de datos brindado “ex7data2.txt” se ejecutan las funciones anteriormente descritas de la siguiente manera:

```
# Importación de librerías
import numpy as np
from KMeans import *

# Lectura de archivo
file = open("../data/ex7data2.txt", "r")

# Vector para almacenar datos
pointsData = []

# Almacenar datos leídos del archivo
for line in file.readlines():
    aux = line[:-1].split(" ")
    del aux[0]
    for i in range(len(aux)):
        aux[i] = float(aux[i])
    pointsData.append(aux)

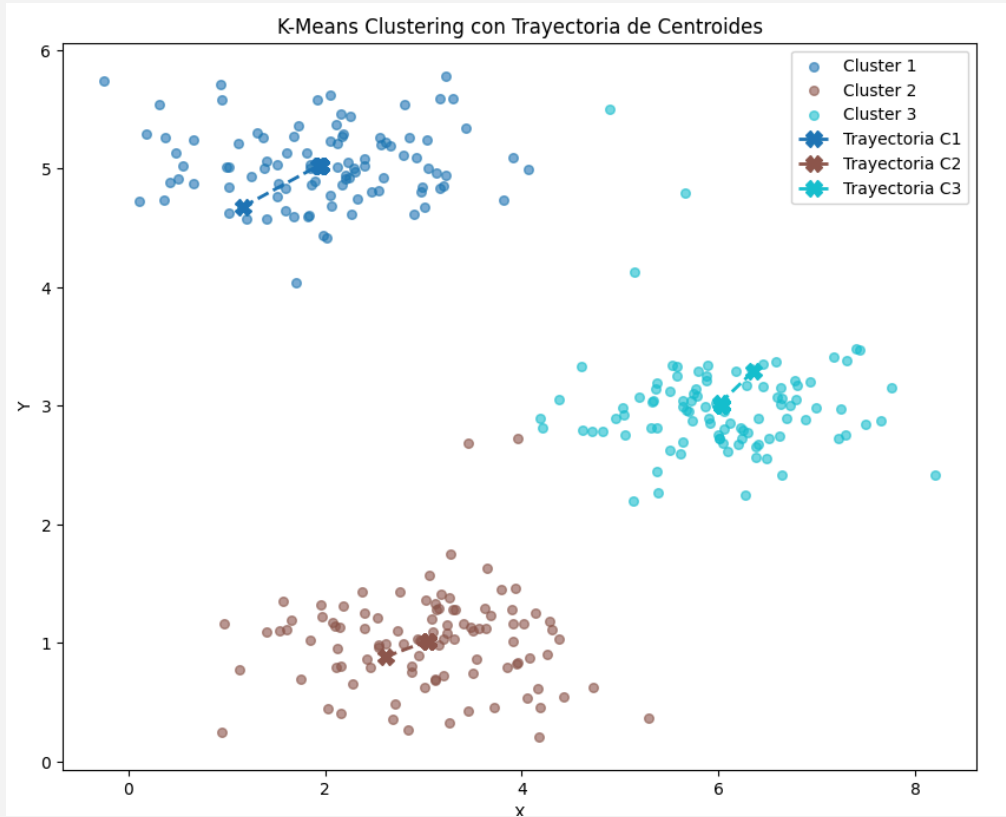
# Cast de list a np.array omitiendo los últimos dos valores del archivo de texto que parecen
# ser
# saltos de línea
pointsData = np.array(pointsData[:-2])

# Definir K cluster deseados
k = 3

# Inicializar centroides de forma aleatoria
centroids = kMeansInitCentroids(pointsData, k)

# Ejecutar Kmeans y obtener el historial con la trayectoria de los centroides y las
# asignaciones
# de clusters para cada dato. Se ingresan los centroides inicializados anteriormente
dataCentroidsIdx, historyCentroidsCoords = runKMeans(pointsData, centroids, 20,
drawCentroids=True)
```

- **Resultado:**



2. **Clustering aplicado a la compresión de colores en imágenes:** A continuación se presenta el código de muestra para aplicar KMeans sobre la imagen "brid\_small.png" para realizar su compresión de calidad a los 16 colores más representativos:

```
# Importación de librerías
import cv2
import numpy as np
from KMeans import *

# Lectura de archivo con opencv
path = "../data/brid_small.png"
img_array = cv2.imread(path)

# Convertir matriz de BGR a RGB, ya que la lectura se hace BGR automáticamente
img_array = cv2.cvtColor(img_array, cv2.COLOR_BGR2RGB)

# Aplanar la matriz para obtener un vector de (128x128)x3
pointsData = matrix2Flat(img_array)

# Definir k clusters deseados
k = 16

# Inicializar Centroides aleatoriamente
```

```

centroids = kMeansInitCentroids(pointsData, k)

# Ejecutar Kmeans y obtener el historial con la trayectoria de los centroides y las
# asignaciones
# de clusters para cada dato. Se ingresan los centroides inicializados anteriormente
dataCentroidsIdx, historyCentroidsCoords = runkMeans(pointsData, centroids, 60,
drawCentroids=False)

# Centroides obtenidos
color_centroids = np.array(historyCentroidsCoords[-1])
print("Centroides Obtenidos: ", color_centroids.shape)

compressedImage = []
# Reemplazar puntos por centroide que generaliza su codificación RGB
for i in range(len(dataCentroidsIdx)):
    compressedImage.append(color_centroids[dataCentroidsIdx[i]])

# Nueva imagen
compressedImage = np.array(compressedImage)

# Redimensionar al tamaño original
compressedImage = np.reshape( compressedImage, shape=img_array.shape)

# Convertir a uint8 para rango válido 0-255
compressedImage = np.clip(compressedImage, 0, 255).astype(np.uint8)

# ----- Mostrar imagen analizada

# Crear un subplot con 1 fila y 2 columnas
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 5))

# Mostrar primera imagen
axes[0].imshow(img_array)
axes[0].set_title("Imagen Original")
axes[0].axis("off")

# Mostrar segunda imagen
axes[1].imshow(compressedImage)
axes[1].set_title("Imagen Compresa a K: "+ str(k) + " Colores")
axes[1].axis("off")

# Ajustar espacios y mostrar
plt.tight_layout()
plt.show()

```

- **Resultados:**

Imagen Original

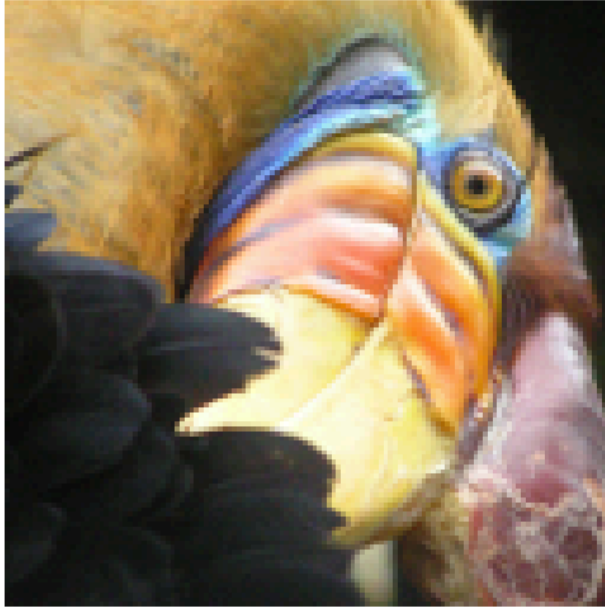


Imagen Compresa a K: 16 Colores



Imagen Original

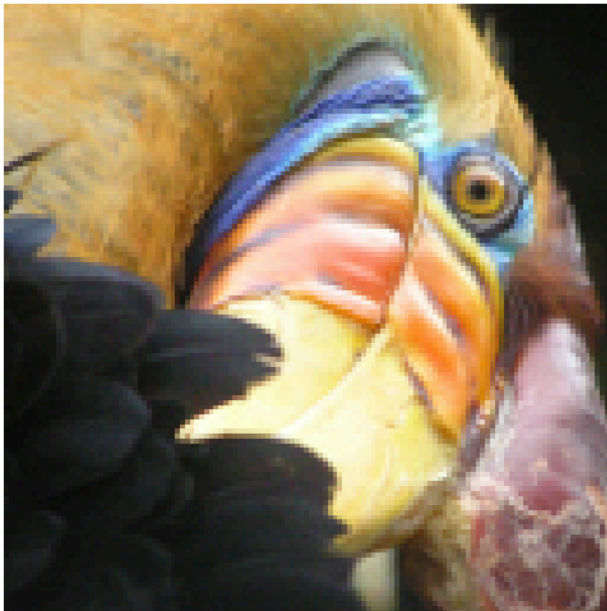
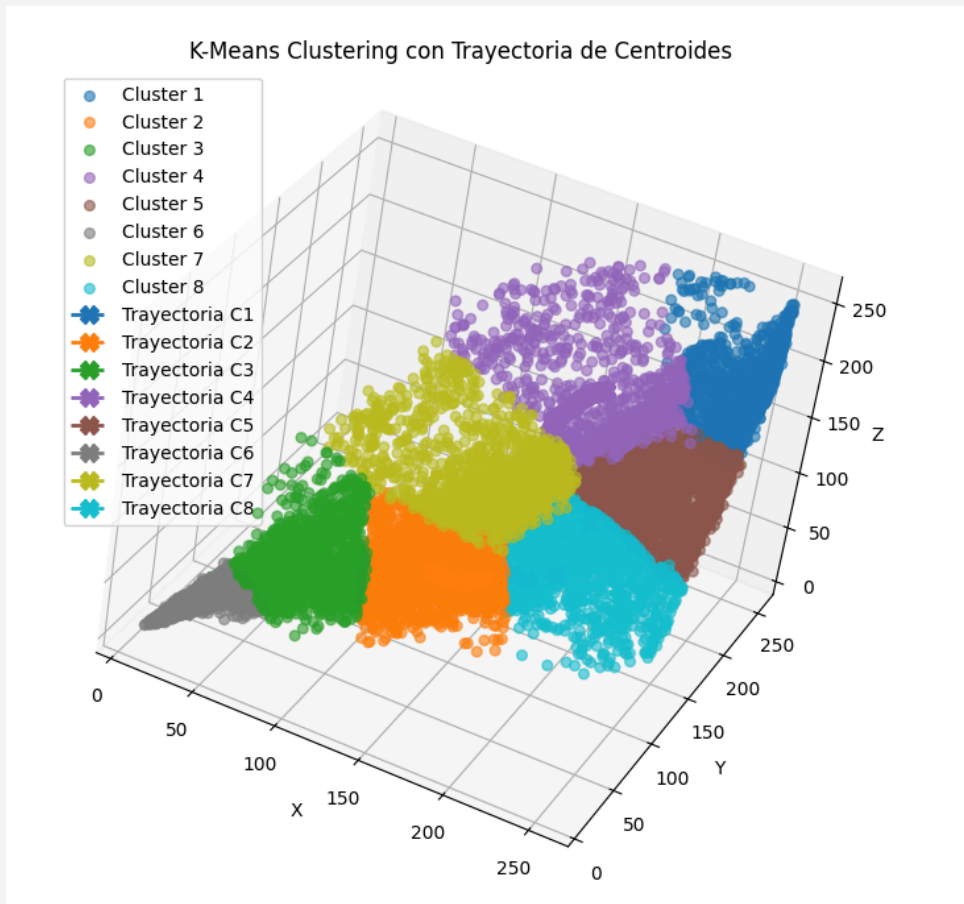


Imagen Compresa a K: 8 Colores







## Conclusión

El presente proyecto permitió implementar y comprender a profundidad el algoritmo de K-Means, un método no supervisado de clustering. La implementación desarrollada permitió manejar la inicialización de centroides, la asignación de puntos a los clusters más cercanos y el ajuste iterativo de los centroides mediante la media de los datos asignados, siguiendo la metodología tradicional del algoritmo.

Al aplicar K-Means a los datos del archivo ex7data2.txt, se observó que los puntos se agrupan efectivamente según la cercanía a los centroides, mostrando visualmente cómo los clusters se consolidan a lo largo de las iteraciones. Asimismo, la compresión de la imagen bird\_small.png evidenció que K-Means puede reducir significativamente la cantidad de colores de una imagen manteniendo la esencia visual, generando una representación más compacta sin pérdida crítica de información perceptual.