```
import numpy as np
from sklearn.utils import shuffle
from skimage import io
from skimage.transform import resize
from skimage.color import rgba2rgb
import matplotlib.pyplot as plt
import os, random, string
```

```
In [2]:
       class dataset:
            # Calcula el número de imágenes para cada set
            def calculate(self, amount, percent):
                train = amount * percent / 100
                test = amount - train
                e = {"train":round(train),
                        "test":round(test)}
                return e
            # Renombra las imágenes
            def rename(self, path):
                random.seed(42)
                # Por cada carpeta en el directorio del script
                for folder in os.listdir(path):
                    # Parte el contador de nuevo nombre en 0
                    new_name=0
                    # Dirección de la carpeta de imágenes
                    folder_path = os.path.join(path, folder)
                    print("[+] Renaming data in", folder_path)
                    # Verifica si existe la carpeta
                    if os.path.isdir(folder_path):
                        for img_name in os.listdir(folder_path):
                            # Renombra todas las imagenes con nombres aleatorios
                            new_img_name =
        ''.join(random.choice(string.ascii_letters) for i in range(32))
                            img_path = os.path.join(folder_path, img_name)
                            new_img_path = os.path.join(folder_path, new_img_name)
                            os.rename(img_path, new_img_path)
                        # Por cada imágen en la carpeta
                        for img_name in os.listdir(folder_path):
                            try:
                                # Define la extensión
                                extension = os.path.splitext(img_name)[1]
                                # Define la ruta de la imágen
                                img_path = os.path.join(folder_path, img_name)
```

```
# Define la ruta del nuevo nombre
                        new_img_path =
os.path.join(folder_path,"img_"+str(new_name) + extension)
                        # Lee el contenido de la imágen
                        img_file = io.imread(img_path)
                        # Verifica si es una imagen RGB (3 dim) o RGBA (4
dim)
                        if img_file.shape[-1]==4:
                            extension = ".jpg"
                            print("[*] Converting", img_name, "RGBA to RGB")
                            # Si es RGBA la convierte a RGB
                            rgb_img = rgba2rgb(img_file)
                            new_img_path = os.path.join(folder_path,
"imq_"+str(new_name) + extension)
                            io.imsave(new_img_path, rgb_img)
                            os.remove(img_path)
                        else:
                            # De no ser así solo le cambia el nombre
                            os.rename(img_path, new_img_path)
                        # Actualiza el contador de nuevo nombre de imágen
                        new_name+=1
                    # Atrapa el error en caso de que el archivo ya exista
                    except Exception as e:
                        print(f"[*] Error renaming file {img_name}: {e}")
        print("[*] Done!")
    # Crea el dataset
    def create(self, path, percent, *size):
        # Lista las carpetas
        folders = os.listdir(path)
        # Si existen las dos carpetas necesarias
        if "yes" in folders and "no" in folders:
            # Listas para cada set
            x_train_set_orig = []
            y_train_set = []
            x_test_set_orig = []
            y_test_set = []
            print("[*] Folder 'yes' and 'no' found")
            # Por cada carpeta ['si', 'no']
            for folder in folders:
                # Define la ruta de la carpeta
                folder_path = os.path.join(path, folder)
                # Verifica si existe la carpeta
                if os.path.isdir(folder_path):
                    # Verifica si la carpeta es una de las necesarias
```

```
if folder=="yes" or folder=="no":
                        # Lista el contenido de la carpeta
                        folder_content = os.listdir(folder_path)
                        # Calcula la cantidad de imágenes para cada set en
base al porcentaje dado
                        e = self.calculate(len(folder_content), percent)
                        train = e["train"]
                        test = e["test"]
                        print("\n[*] Folder:\t", folder)
                        print("[*] Images:\t", len(folder_content))
                        print("[*] Training:\t", train)
                        print("[*] Test:\t", test)
                        # Por cada imágen
                        for img in folder_content:
                            # Define la ruta de la imágen
                            img_path = os.path.join(folder_path, img)
                            # Lee el contenido de la imágen
                            array_img = io.imread(img_path)
                            # Ajusta el tamaño de la imágen
                            image = resize(array_img, size[0],
anti_aliasing=False, preserve_range=True)
                            # Verifica si el índice de la imágen no es mayor
al número de training
                            if folder_content.index(img) < train:</pre>
                                # Agrega la imágen a la lista
                                x_train_set_orig.append(image)
                                # Verifica la carpeta para definir la
etiqueta
                                if folder == "yes":
                                    y_train_set.append(1)
                                else:
                                    y_train_set.append(0)
                            # De ser el índice mayor al número de training,
agrega a testing
                            else:
                                x_test_set_orig.append(image)
                                # Verifica la carpeta para definir la
etiqueta
                                if folder == "yes":
                                    y_test_set.append(1)
                                else:
                                    y_test_set.append(0)
                    else:
                        print("[*] Folder", folder, "ignored")
```

```
print("\n[*] Successfully generated dataset!")
        else:
            raise Exception("[!] No folder 'yes' or 'no' found")
        # Pasa las listas a arreglos
        x_train_set_orig = np.array(x_train_set_orig)
        x_test_set_orig = np.array(x_test_set_orig)
       y_train_set = np.array(y_train_set)
       y_test_set = np.array(y_test_set)
        # Distribuye las imágenes de forma consistente
        x_train_set_orig, y_train_set = shuffle(x_train_set_orig,
y_train_set, random_state=42)
        x_test_set_orig, y_test_set = shuffle(x_test_set_orig, y_test_set,
random_state=42)
        # Re-estructura el arreglo para que queden las 3 dimensiones de
pixeles
        # en una sola vertical, con las imágenes en columnas horizontales
        # (Ajustando el tamaño del arreglo y luego transponiéndolo)
       x_train_set_flat =
x_train_set_orig.reshape(x_train_set_orig.shape[0],-1).T
        x_test_set_flat =
x_test_set_orig.reshape(x_test_set_orig.shape[0],-1).T
        # Normaliza la intensidad de los píxeles en función de su valor
máximo (255)
       x_train_set = x_train_set_flat/255
       x_test_set = x_test_set_flat/255
        # Retorna los sets
        cds = {"x_train_set":x_train_set,
            "x_test_set":x_test_set,
            "y_train_set":y_train_set,
            "y_test_set":y_test_set}
        return cds
```

```
class perceptron:
    # Función regresión logística
    # Aplicando vectorización de matrices
    def logistic_regression(self, w, b, X):
        z = np.dot(w.T, X) + b
        return z

# Función sigmoide
    def sigmoid(self, z):
        return 1/(1+np.exp(-z))
# Optimización de la función de coste
    def propagate(self, X, Y, w, b):
```

```
# Número de características (imágenes)
    m = X.shape[1]
    # Regresión logística
    z = self.logistic_regression(w, b, X)
   # Resultado de función sigmoide
   A = self.sigmoid(z)
    # Resultado función de coste
    cost = -((1 / m) * (np.sum(Y * np.log(A) + (1 - Y) * np.log(1 - A))))
    # Derivadas de pesos W y b
    dw = (1 / m) * np.dot(X, (A - Y).T)
    db = (1 / m) * np.sum(A - Y)
    grads = \{ "dw":dw, "db":db, "A":A \}
    return grads, cost
# Gradiente descendiente
def optimize(self, w, b, X, Y, ni, lr, ur):
    # Lista de costes
    costs = []
    # Por el total de épocas
    for i in range(ni):
        # Genera las derivadas
        grads, cost = self.propagate(X, Y, w, b)
        dw = grads["dw"]
        db = grads["db"]
        # Optimiza los valores de W y b
        w = w - lr * dw
        b = b - lr * db
        # Imprime el coste si es múltiplo de 100
        if i % ur == 0:
            print("Iter:",i, "Cost:", str(cost))
            costs.append(cost)
    # Entrega los parámetros
    params = {"w":w, "b":b}
    return params, costs
# Predicciones
def predict(self, w, b, X):
    # Número de imágenes
   m = X.shape[1]
   # Arreglo de ceros con tamaño de Y
   y_predict = np.zeros((1, m))
   # Hace la predicción mediante regresión logística
    z = self.logistic_regression(w, b, X)
    # Aplicando función sigmoide
   A = self.sigmoid(z)
    # Por cada una de las imágenes
```

```
for i in range(A.shape[1]):
                     # Redondeando el resultado de la predicción para resultado
        binario
                     y_predict[0,i] = round(A[0,i])
                 return y_predict
            # Creación de modelo
            def model(self, X, Y, Xt, Yt, ni=2000, lr=0.5, ur=100):
                # Arreglos inicializados en cero de W y b
                w, b = np.zeros((X.shape[0],1)), 0
                # Recibe parámetros de la gradiente descendiente
                params, costs = self.optimize(w, b, X, Y, ni, lr, ur)
                w = params["w"]
                b = params["b"]
                # Predice en función del modelo
                y_predict_train = self.predict(w, b, X)
                y_predict_test = self.predict(w, b, Xt)
                print("Exactitud de entrenamiento: \t", str( 100 -
        np.mean(np.abs(y_predict_train - Y) * 100)))
                print("Exactitud de prueba: \t", str(100 -
        np.mean(np.abs(y_predict_test - Yt) * 100)))
                d = {"y_predict_train":y_predict_train,
        "y_predict_test":y_predict_test, "costs":costs}
                 return d
In [4]:
        ds = dataset()
In [5]:
        ds.rename("datasets/pikachu")
       [+] Renaming data in datasets/pikachu/yes
       [+] Renaming data in datasets/pikachu/no
       [*] Done!
In [6]:
       cds = ds.create("datasets/pikachu", 70, (100,100))
        x_train_set = cds["x_train_set"]
        y_train_set = cds["y_train_set"]
        x_test_set = cds["x_test_set"]
        y_test_set = cds["y_test_set"]
       [*] Folder 'yes' and 'no' found
       [*] Folder:
                       yes
       [*] Images:
                       152
       [*] Training:
                       106
       [*] Test:
                       46
       [*] Folder:
                       no
```

[\*] Images:

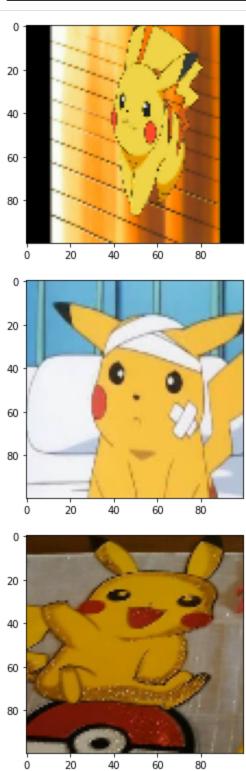
110

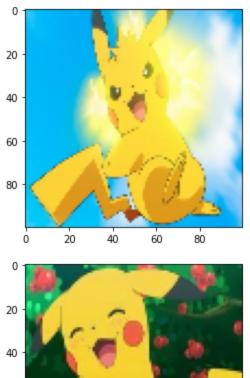
[\*] Training: 77 [\*] Test: 33

## [\*] Successfully generated dataset!

```
In [7]:
```

```
for index in range(5):
   plt.imshow(x_test_set[:,index].reshape(100,100,3))
   plt.show()
```



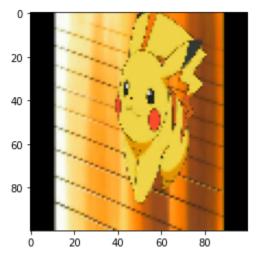


20 - 40 - 60 - 80 - 20 - 40 - 60 - 80

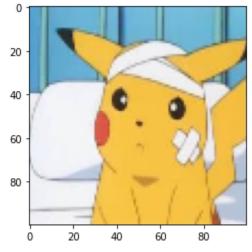
```
In [8]: # Instancia del perceptrón
p = perceptron()
# Entrenamiento del perceptron
# Train: 70
# Test; 30
# Epochs: 50000
# Learning Rate: 0.01
# Update Rate: 10000
d = p.model(x_train_set, y_train_set, x_test_set, y_test_set, ni=50000, lr=0.01, ur=10000)
```

```
Iter: 0 Cost: 0.6931471805599453
/tmp/ipykernel_61260/1828001295.py:19: RuntimeWarning: divide by zero encountered in log
    cost = -((1 / m) * (np.sum(Y * np.log(A) + (1 - Y) * np.log(1 - A))))
/tmp/ipykernel_61260/1828001295.py:19: RuntimeWarning: invalid value encountered in multip
ly
    cost = -((1 / m) * (np.sum(Y * np.log(A) + (1 - Y) * np.log(1 - A))))
Iter: 10000 Cost: 0.0005461405791213249
Iter: 20000 Cost: 0.00028154393124787215
Iter: 30000 Cost: 0.00018988779199258755
Iter: 40000 Cost: 0.00014331335421738372
Exactitud de entrenamiento: 100.0
Exactitud de prueba: 91.13924050632912
```

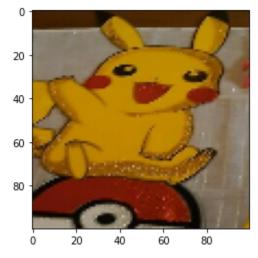
```
# Train: 100.0
# Test: 91.1
for index in range(5):
    plt.imshow(x_test_set[:,index].reshape(100,100,3))
    plt.show()
    print("y = " + str(y_test_set[index]) + ", you predicted: " +
str(d["y_predict_test"][0,index]))
```



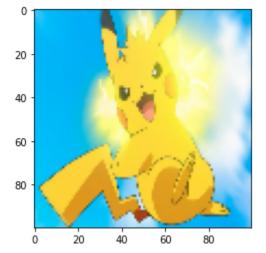
y = 1, you predicted: 1.0



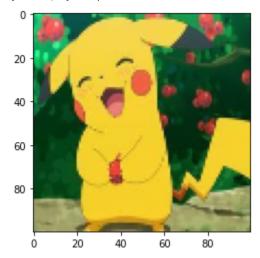
y = 1, you predicted: 1.0



y = 1, you predicted: 1.0



y = 1, you predicted: 1.0



y = 1, you predicted: 1.0

n error: 7 n total: 79

% error 8.860759493670885

In [ ]: