

- 4) C2 "Rank of card #2" Numérico (1-13) que representa (As, 2, 3, ..., Queen, King)
- 5) S3 "Palo de la carta #3" Ordinal (1-4) que representa (Corazones, Picas, Diamantes, Tréboles)
- 6) C3 "Rank of card #3" Numérico (1-13) que representa (As, 2, 3, ..., Queen, King)
- 7) S4 "Palo de la carta #4" Ordinal (1-4) que representa {Corazones, Picas, Diamantes, Tréboles}
- 8) C4 "Rank of card #4" Numérico (1-13) que representa (As, 2, 3, ... , Queen, King)
- 9) S5 "Palo de la carta #5" Ordinal (1-4) que representa {Corazones, Picas, Diamantes, Tréboles}
- 10) C5 "Rank of card 5" Numérico (1-13) que representa (As, 2, 3, ..., Queen, King)

Variables "Y": 11) CLASE "Mano de Poker" Ordinal Tipos(0-9)

0: Nada en la mano; no es una mano de póquer reconocida 1: Un par, un par de rangos iguales dentro de cinco cartas 2: dos pares; dos pares de rangos iguales dentro de cinco cartas 3: Trío; tres rangos iguales dentro de cinco cartas 4: Escalera; cinco cartas, clasificadas secuencialmente sin espacios 5: Color; cinco cartas del mismo palo 6: Full; par + rango diferente tres de una clase 7: Cuatro de una clase; cuatro rangos iguales dentro de cinco cartas 8: Escalera de color, escalera + color o tambien valores de atributos faltantes: ninguno 9: escalera real; {As, Rey, Reina, Jota, Diez} + color

```
[5] import numpy as np
     import pandas as pd
     pd.options.mode.chained_assignment = None
     np.set_printoptions(precision = 3)
     data = pd.read_csv("/content/sample_data/poker-hand-testing7.csv")
     print(data)
             Suit of Card 1 Rank of Card 1 Suit of Card 2 Rank of Card 2 \
     999995
             Suit of Card 5 Rank of Card 5
                                           Poker Hand
```

```
999998
999999
        [1000000 rows x 11 columns]
        def normalize(xs):
            sigma = np.zeros(xs.size)
            mu = np.mean(xs, axis = 0) # esta funcion saca la media
sigma = np.std(xs, axis = 0) # esta funcion saca la estandar
            xs_norm = (xs - mu) / sigma
            print("Dataset normalizado")
            return xs_norm, mu, sigma
                                                                                                                  ↑ ↓ ⊖ 目 ☆ ♬ î :
   print(data.shape)
        y = data[data.columns[10]] \# asignacion a la varia y la predicion
        x = data.iloc[:, 0:10] # asignacion de las variables de x1 x2, x3....x11
         y = np.array(y)
        x, mu, sigma = normalize(x) # llamdoa a la funcion de normalizacion
        x = np.concatenate([np.ones((x.shape[0], 1)), x], axis=1) # estas concatenado los 1 al inicio a x0
        print(x.shape)
        print(y.shape)
        print(x)
        print(y)
    C (1000000, 11)
Dataset normalizado
        [1. -1.342 0.535 ... -1.337 0.447 0.538]
         [1. -1.342 1.069 ... 1.603 -0.446 0.003]
[1. 0.447 1.069 ... 1.603 -0.446 0.27]
[1. -0.448 -0.534 ... -1.07 0.447 -1.067]]
        [ 1. -0.448 -0 [0 1 1 ... 1 1 2]
[8] def relu(x):
          return np.maximum(0, x) # funcion de activacion de relu conbierte los valores negativos en 0 y los positivos los deja tal
        def reluPrime(x):
          return x > 0 # la derivada de la funcion de Relu
        def sigmoid(x):
          return 1 / (1 + np.exp(-x))
        def linear(x):
            return x
        def softmax(x):
            return np.exp(x) / np.exp(x).sum(axis=-1,keepdims=True)
        def crossentropy(y, y_hat): # esta funcion el para la Clasificacion multiclass que es 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
            logits = y_hat[np.arange(len(y_hat)),y]
            entropy = - logits + np.log(np.sum(np.exp(y_hat),axis=-1))
            return entropy.mean()
        def grad_crossentropy(y, y_hat): # esta funcionn es la deriba de funcion de Crossentropy
answers = np.zeros_like(y_hat)
answers[np.arange(len(y_hat)),y] = 1
            return (- answers + softmax(y_hat)) / y_hat.shape[0]
[9] class MLP():
          def __init__(self, D_in, H, D_out, loss, grad_loss, activation):
            self.w1, self.b1 = np.random.normal(loc=0.0,
                                             scale=np.sqrt(2/(D_in+H)),
                                             size=(D_in, H)), np.zeros(H)
             self.w2, self.b2 = np.random.normal(loc=0.0,
                                             scale=np.sqrt(2/(H+D_out)),
                                             size=(H, D_out)), np.zeros(D_out)
            self.loss = loss
            self.grad_loss = grad_loss
             self.h_pre = np.dot(x, self.w1) + self.b1
             self.h = relu(self.h_pre)
            y_hat = np.dot(self.h, self.w2) + self.b2
             return self.activation(y_hat)
```

```
batch_size = len(X) if batch_size == None else batch_size
             batches = len(X) // batch_size
             for e in range(1,epochs+1):
    # Mini-Batch Gradient Descent
                 for b in range(batches):
                     x = X[b*batch_size:(b+1)*batch_size]
                     y = Y[b*batch_size:(b+1)*batch_size]
                      # salida del perceptrón
                      y_pred = self(x)
                      # función de pérdida
                      loss = self.loss(y, y_pred)
                      _l.append(loss)
                      dldy = self.grad_loss(y, y_pred)
                     grad_w2 = np.dot(self.h.T, dldy)
grad_b2 = dldy.mean(axis=0)
dldh = np.dot(dldy, self.w2.T)*reluPrime(self.h_pre)
grad_w1 = np.dot(x.T, dldh)
grad_b1 = dldh.mean(axis=0)
                     self.w1 = self.w1 - lr * grad_w1
self.b1 = self.b1 - lr * grad_b1
self.w2 = self.w2 - lr * grad_w2
self.b2 = self.b2 - lr * grad_b2
                 1.append(np.mean(_1))
                                     intermedios para visualización
                 self.ws.append((
                     self.w1.copy(),
                      self.b1.copy(),
                      self.w2.copy(),
                      self.b2.copy()
                 if verbose and not e % log_each:
                      print(f'Epoch: {e}/{epochs}, Loss: {np.mean(1):.5f}')
          def predict(self, ws, x):
            w1, b1, w2, b2 = ws
            h = relu(np.dot(x, w1) + b1)
            y_hat = np.dot(h, w2) + b2
             return self.activation(y hat)
[10] # MLP para clasificación multiclase
            def __init__(self, D_in, H, D_out):
                 super().__init__(D_in, H, D_out, crossentropy, grad_crossentropy, linear)
(10]
✓ [11] model = MLPClassification(D_in = 11, H = 50, D_out = 10) # datos entrada D_in 1 Neuronas H =50 datos de Salida D_10
        epochs, lr = 100, 0.01
        model.fit(x, y, epochs, lr, batch_size = 500, log_each = 50)
        Epoch: 50/100, Loss: 0.93189
Epoch: 100/100, Loss: 0.88948
[12] import random
        ws = model.ws[-1]
        p1 = random.randint(0, 100000) # estas escogiendo un dato aleatorio de los 100000 datos
        x1 = x[p1,:]
        pred1 = model.predict(ws, x1) # estas hacioedo predecir enciadole las Pesos ws y el dato escogido aleatoriamente
        pred1 = np.argmax(softmax(pred1)) # Esta prediciondo con el softmax
        print(f'El valor real es {real1}')
        print('Predicción de la red neuronal: {}'.format(pred1))
        p2 = random.randint(0, 100000) # estas escogiendo un dato aleatorio de los 100000 datos
        x2 = x[p2,:]
        pred2 = model.predict(ws, x2)
        pred2 = np.argmax(softmax(pred2))
        print(f'El valor real es {real2}')
        print('Predicción de la red neuronal: {}'.format(pred2))
        p3 = random.randint(0, 100000) # estas escogiendo un dato aleatorio de los 100000 datos
        x3 = x[p3,:]
pred3 = model.predict(ws, x3)
        pred3 = np.argmax(softmax(pred3))
        print(f'El valor real es {real3}')
        print('Predicción de la red neuronal: {}'.format(pred3))
        El valor real es 0
        Predicción de la red neuronal: 0
        El valor real es 0
        El valor real es 0
Predicción de la red neuronal: 1
```

e, verbose=True, log_each=1):

ef fit(self, X, Y, epochs = 100, lr = 0.001, batch_size=No

