علی آرمان

در پیاده سازی ابتدا یک بار کد ها نوشته شد و در نهایت مرتب شد و به صورت بهینه کنار هم قرار گرفت. در ابتدا نگارش کد ها گزارش شده و بعد از آن اجرای کد و در هر قسمت با رنگ قرمز شماره گزارش مشخص شده.

```
> class KNNModel(nn.Module): ...
def read_dataset(file_path): ...
def encode_categorical_data(data): ...
def handle_missing_values(data):..
> def plot_success_rate(success_rate_train, success_rate_val, hidden_layers, hidden_neurons, activation_function):
> def train_and_evaluate_knn_model(k_values, distance_metrics): ...
> def train_mlp_model(model, criterion, optimizer, train_loader, val_loader, epochs=20): ...
  # Step 7: Train and Evaluate the MLP Model
> def train_and_evaluate_mlp_model(hidden_layers_list, hidden_neurons_list, activation_functions): ...
  file_path = 'Telecust1.csv'
  data = read_dataset(file_path)
  data_encoded = encode_categorical_data(data)
  data_filled = handle_missing_values(data_encoded)
  X = data_filled.iloc[:, 1:-1]
  y = data_filled['custcat']
  X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=17, shuffle=False)
  k_values = [1, 3, 5, 7]
  distance_metrics = ['euclidean', 'manhattan']
  train_and_evaluate_knn_model(k_values, distance_metrics)
```

در كلاس KNNModel ما طبق اموزش tourch تابع سازنده، تابع فیت و تابع پریدیکت داریم:

```
class KNNModel(nn.Module):
   def __init__(self, k=1, distance_metric='euclidean'):
       super(KNNModel, self).__init__()
       self.k = k
       self.distance_metric = distance_metric
       self.X_train = None
       self.y_train = None
   def fit(self, X_train, y_train):
       self.X_train = X_train
       self.y_train = y_train
   def predict(self, X_test):
       predictions = []
        for x in X_test:
           distances = self.calculate_distances(x)
           _, indices = torch.topk(distances, self.k, largest=False)
           k_nearest_labels = self.y_train[indices]
           unique_labels, counts = torch.unique(k_nearest_labels, return_counts=True)
           predicted_label = unique_labels[torch.argmax(counts)]
           predictions.append(predicted_label.item())
        return torch.tensor(predictions)
   def calculate_distances(self, x):
       if self.distance metric == 'euclidean':
           distances = torch.norm(self.X_train - x, dim=1, p=2)
       elif self.distance metric == 'manhattan':
           distances = torch.norm(self.X_train - x, dim=1, p=1)
       return distances
```

تابع calculate_distances برای مشخص کردن نوع فاصله هست

در کلاس MLPModel مشابه کلاس قبلی طبق آموزش پیاده سازی شده :

```
class MLPModel(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, output_size, hidden_layers, hidden_neurons, activation_function):
        super(MLPModel, self).__init__()
        layers = []
        layers.append(nn.Linear(input_size, hidden_neurons))
        layers.append(activation_function())

        for _ in range(hidden_layers - 1):
            layers.append(nn.Linear(hidden_neurons, hidden_neurons))
            layers.append(activation_function())

        layers.append(nn.Linear(hidden_neurons, output_size))
        self.model = nn.Sequential(*layers)

def forward(self, x):
        return self.model(x)
```

در تابع سازنده، سایز ورودی و خروجی، تعداد لایه ها و نورون ها و همچنین تابع فعال ساز را مشخص کردیم. در تابع read_dataset فایل را باز میکنیم:

```
#step 1: opening file
def read_dataset(file_path):
    return pd.read_csv(file_path)
```

در تابع encode_categorical_data ما داده را انکود میکنیم تا قابل پردازش کنیم:

```
# Step 2: Encode categorical data using LabelEncoder

def encode_categorical_data(data):
    label_encoder = LabelEncoder()
    for column in data.select_dtypes(include=['object']).columns:
        data[column] = label_encoder.fit_transform(data[column])
    return data
```

در تابع handle_missing_values مقادیری که null هستند را با میانگین پر میکنیم:

```
# Step 3: Handle missing values by replacing with the mean
def handle_missing_values(data):
    data_filled = data.fillna(data.mean())
    return data_filled
```

در تابع plot_success_rate ما خروجی شبکه عصبی را با نمودار نشان میدهیم. که تعداد لایه و نورون و تابع فعال ساز در تایتل آن مشخص است.

```
# Step 4: Plot the Success Rate

def plot_success_rate(success_rate_train, success_rate_val, hidden_layers, hidden_neurons, activation_function):
    plt.plot(success_rate_train, label=f'Training Success Rate')
    plt.plot(success_rate_val, label=f'Validation Success Rate')
    plt.xlabel('Epochs')
    plt.ylabel('Epochs')
    plt.title(f'Hidden Layers: {hidden_layers} hidden neurons: {hidden_neurons}, activation function: {activation_function}')
    plt.legend()
    plt.show()
```

در تابع train_and_evaluate_knn_model مدل knn خود را با ترکیب تمام حالات نوع فاصله و تعداد k آموزش دادیم و در نهایت با یلات خروجی را برای دو نوع فاصله نمایش دادیم.

```
def train_and_evaluate_knn_model(k_values, distance_metrics):
    for distance_metric in distance_metrics:
        train_accuracy = []
        test_accuracy = []
        for k in k_values:
            knn_model = KNNModel(k=k, distance_metric=distance_metric)
            knn_model.fit(torch.Tensor(X_train.values), torch.LongTensor(y_train.values))
            y_pred_train = knn_model.predict(torch.Tensor(X_train.values))
            y_pred_test = knn_model.predict(torch.Tensor(X_test.values))
            train_accuracy.append(accuracy_score(y_train, y_pred_train))
            test_accuracy.append(accuracy_score(y_test, y_pred_test))
            print(f"\nKNN with k={k} and distance metric={distance_metric}:")
            print("Training Classification Report:\n", classification_report(y_train, y_pred_train))
            print("Testing Classification Report:\n", classification_report(y_test, y_pred_test))
        # Plot accuracy vs. k for both training and testing sets
        plt.plot(k values, train accuracy, label=f'Training Accuracy (Distance Metric: {distance metric})')
        plt.plot(k values, test accuracy, label=f'Testing Accuracy (Distance Metric: {distance metric})')
        plt.xlabel('k')
        plt.ylabel('Accuracy')
        plt.title(f'KNN Model Accuracy for different K Values and {distance_metric}')
        plt.legend()
        plt.show()
```

در تابع train_mlp_model طبق آموزش های موجود به تعداد دور اموزش(epochs) مدل را آموزش میدهیم، در هر بار مقدار خطا را حساب میکنیم و به مقدار های قبلی لیست اضافه میکنیم. و در نهایت خروجی را پرینت میکنیم:

```
train_mlp_model(model, criterion, optimizer, train_loader, val_loader, epochs=20):
for epoch in range(epochs):
    model.train()
    total train = 0
    for inputs, labels in train_loader:
       optimizer.zero_grad()
        outputs = model(inputs)
        loss.backward()
        _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
        total_train += labels.size(0)
       correct_train += (predicted == labels).sum().item()
    success_rate_train.append(correct_train / total_train)
   model.eval()
    total val = 0
   correct val = 0
    with torch.no_grad():
       for inputs, labels in val_loader:
            outputs = model(inputs)
            _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
            total_val += labels.size(0)
            correct_val += (predicted == labels).sum().item()
        success_rate_val.append(correct_val / total_val)
    print(f'Epoch {epoch + 1}/{epochs}, Training Success Rate: {success_rate_train[-1]}, Validation Success Rate: {success_rate_val[-1]}')
return success_rate_train, success_rate_val
```

در تابع train_and_evaluate_mlp_model ما شبکه را با تعداد لایه و تعداد نورون و توابع فعال ساز مختلف در تمام حالت ها آموزش میدهیم و در هر بار بررسی میکنیم اگر جواب به دست آمده بهتر باشد با جواب بهتر قبلی جایگزین میکنیم.

همچنین از plot_success_rate برای نمایش نتیجه این آموزش استفاده شده و در نهایت بهترین حالت در خروجی چاپ شده.

دلیل اینکه تمام حالت های ممکن برای تعداد لایه و تعداد نورون و توابع فعال ساز مختلف باهم تست شده این بوده که ممکن است از بین تعداد لایه ۵ بهترین حالت باشد(عدد ۵ فرضی است) ولی با تغییر تعداد نورون با ۲ لایه جواب بهتری برسیم، این ترکیب برای تابع فعال ساز هم می باشد.

قسمت های اجرایی کد:

ابتدا نام فایل مشخص شده و فایل خوانده شده و انکود کردن و هندل کردن داده های null صورت گرفته.

سپس ویژگی ها و دسته مشتریان از هم جدا شده اند و با train_test_split داده های اموزشی و تست تخصیص داده شده اند.

```
file_path = 'Telecust1.csv'
data = read_dataset(file_path)
data_encoded = encode_categorical_data(data)
data_filled = handle_missing_values(data_encoded)

# split atribut and labels
X = data_filled.iloc[:, 1:-1]
y = data_filled['custcat']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=17, shuffle=False)
```

در ادامه تابع train_and_evaluate_knn_model با مقدار k های مختلف ۱، ۳، ۵ و ۷ و همچنین فاصله های Euclidean و Manhattan فراخوانی شده.

```
k_values = [1, 3, 5, 7]
distance_metrics = ['euclidean', 'manhattan']
train_and_evaluate_knn_model(k_values, distance_metrics)
```

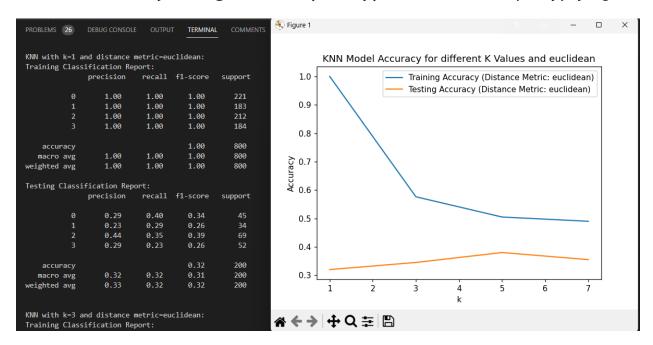
در ادامه داده ها با استفاده از tourch برای استفاده در شبکه عصبی آماده شده اند تابع train_and_evaluate_mlp_model با تعداد لایه ۲ تا ۶ و تعداد نورون ۳۲ تا ۵۱۲ و ۴ تابع فعال ساز مختلف فراخونی شد و در نهایت گزارش بهترین کلاس چاپ شده:

```
X_train_tensor = torch.Tensor(X_train.values)
y_train_tensor = torch.LongTensor(y_train.values)
X_val_tensor = torch.Tensor(X_test.values)
y_val_tensor = torch.LongTensor(y_test.values)
train_dataset = TensorDataset(X_train_tensor, y_train_tensor)
val_dataset = TensorDataset(X_val_tensor, y_val_tensor)
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32, shuffle=False)
val_loader = DataLoader(val_dataset, batch_size=32, shuffle=False)
hidden_layers_to_try = [2, 3, 4, 5, 6]
hidden_neurons_to_try = [32, 64, 128, 256, 512]
activation_functions_to_try = [nn.LeakyReLU, nn.Tanh, nn.ReLU, nn.Sigmoid]
best_mlp_model = train_and_evaluate_mlp_model(hidden_layers_to_try, hidden_neurons_to_try, activation_functions_to_try)
best_mlp_model.eval()
with torch.no_grad():
            y_pred_test_mlp = torch.argmax(best_mlp_model(X_val_tensor), axis=1)
            print("\nBest MLP Model Classification Report - Testing Set: \n", classification\_report(y\_val\_tensor, y\_pred\_test\_mlp)) in the print of the print
```

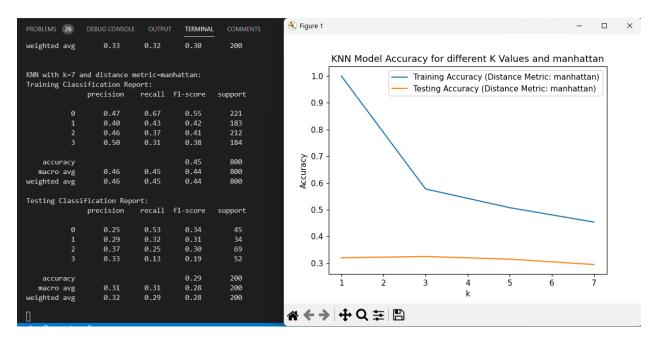
اجرای کد:

گزارش ۱

نمایش نمودار و classification_report مربوط به اجرا knn با k های مختلف و Euclidean:



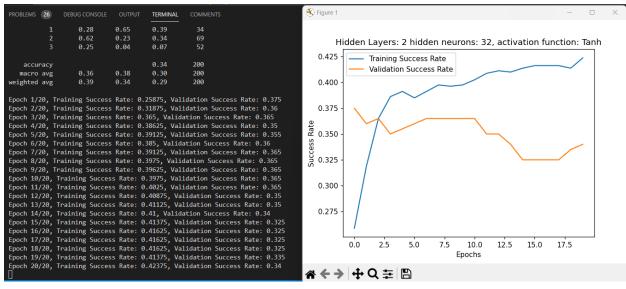
نمایش نمودار و classification_report مربوط به اجرا knn با k های مختلف و manhattan:

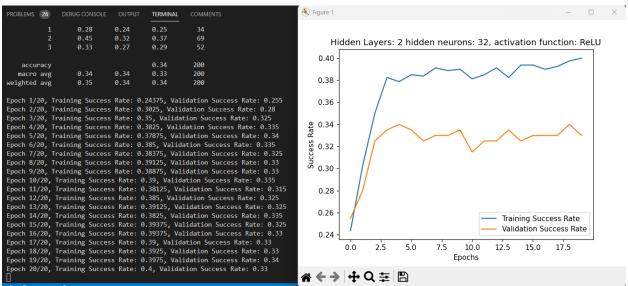


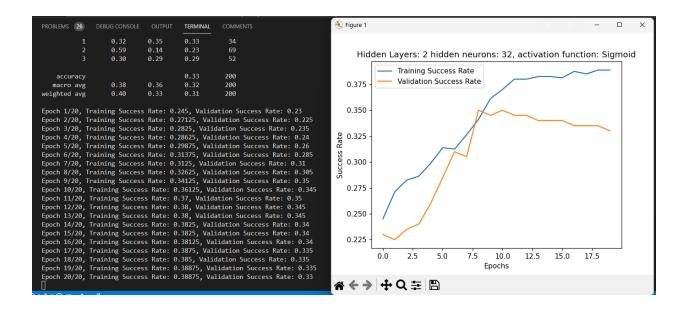
همان طور که پیداست فاصله منهتن در شروع کار در تست بهتر بوده ولی فاصله اقلیدسی در نهایت در تست بهتر بوده. و هر دو در ترین تقریبا مشابه هم دیگر بوده اند. و همان طور که از نتایج پیداست دقت فاصله اقلیدسی بهتر بوده.

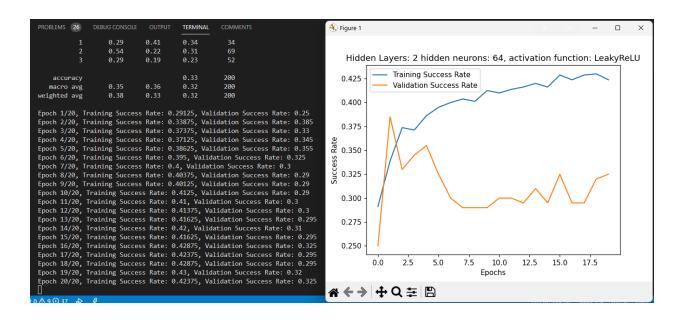
گزارش ۲ و ۳ و ۴ و ۵

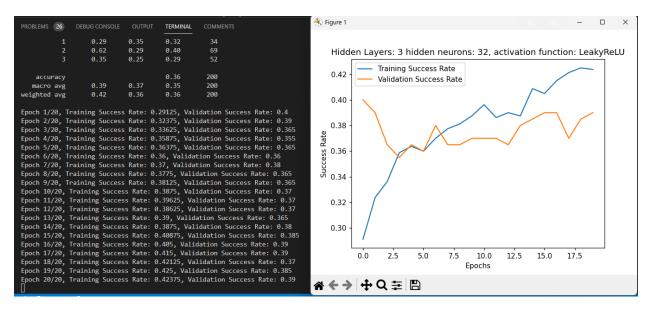
نمایش نمودار و classification_report مربوط به اجرا mlp با تعداد لایه و تعداد نورون و توابع فعال ساز مختلف انجام شده(تعداد کل حالت ها زیاد می باشد اسکرین اجرا چند حالت در ادامه اورده شده):









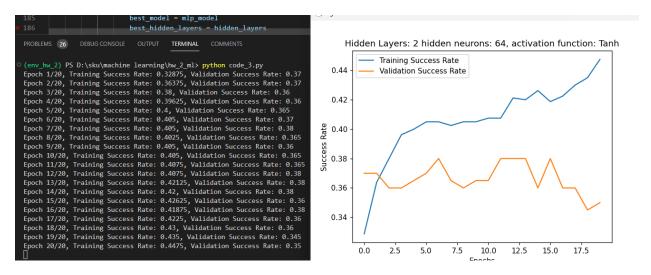


که بهترین جواب طبق اجرا کد به صورت زیر می باشد:

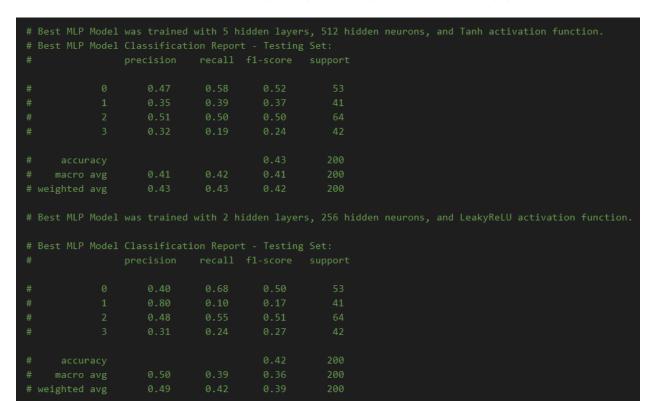
```
Best MLP Model was trained with 2 hidden layers, 64 hidden neurons, and Tanh activation function.
Best MLP Model Classification Report - Testing Set:
                             recall f1-score
               precision
           0
                   0.31
                              0.58
                                        0.40
                              0.29
                   0.26
                                        0.28
                                                     34
                   0.49
                              0.32
                                        0.39
                                                     69
           2
                   0.36
                              0.23
                                        0.28
                                                     52
                                        0.35
                                                    200
    accuracy
   macro avg
                   0.36
                              0.36
                                        0.34
                                                    200
weighted avg
                   0.38
                              0.35
                                        0.34
```

برای نمایش نمودار حالت برگزیده فقط مقادیری که گزارش شده به عنوان ورودی تابع در نظر گرفته شده:

```
# hidden_layers_to_try = [2, 3, 4, 5, 6]
# hidden_neurons_to_try = [32, 64, 128, 256, 512]
# activation_functions_to_try = [nn.LeakyReLU, nn.Tanh, nn.ReLU, nn.Sigmoid]
hidden_layers_to_try = [2]
hidden_neurons_to_try = [64]
activation_functions_to_try = [nn.Tanh]
```



هنگامی که shuffle برابر با True باشد مقادیر مختلفی برای بهترین جواب ارائه میشود:



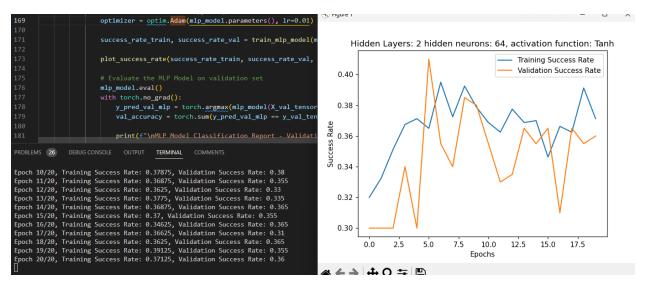
با شافل برابر True جواب های بهتری هم به دست اومده!

گزارش ۶

برای قسمت تست بهینه ساز Adam شبکه را با بهترین حالت گزارش شده آموزش میدهیم و در هر بار نرخ بهینه گر Adam را به صورت دستی در کد عوض میکنیم:

```
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(mlp_model.parameters(), lr=0.001)
```

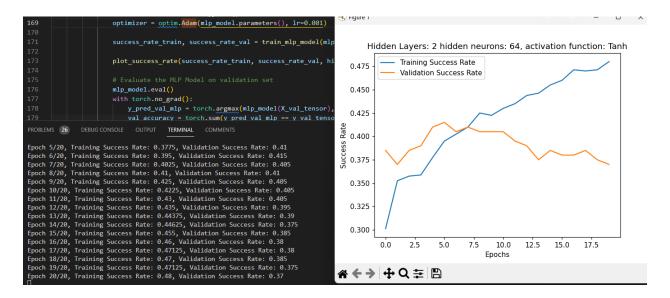
اجرا با ٥٠٥١:



نتیجه گزارش:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.32	0.58	0.41	45
1	0.27	0.32	0.29	34
2	0.55	0.32	0.40	69
	0.35	0.25	0.29	52
accuracy			0.36	200
macro avg	0.37	0.37	0.35	200
weighted avg	0.40	0.36	0.36	200

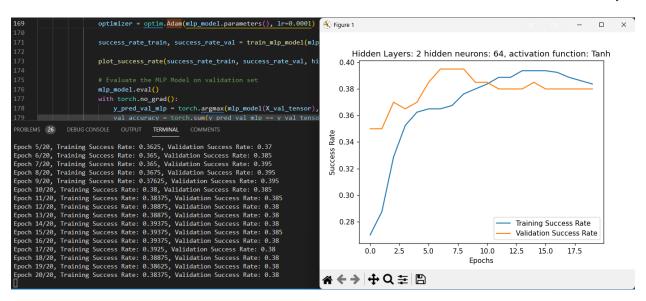
اجرا با ١٥٥.٥:



نتیجه:

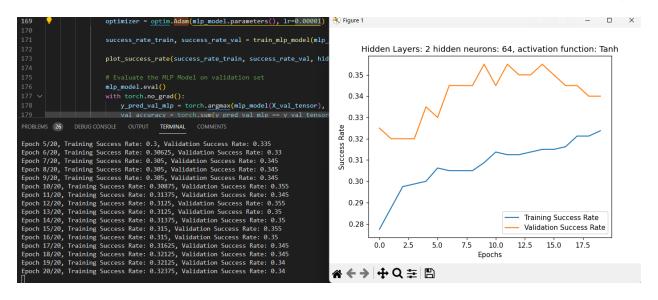
	precision	recall	f1-score	support
0 1 2	0.33 0.28 0.53	0.51 0.32 0.41	0.40 0.30 0.46	45 34 69
3	0.32	0.23	0.27	52
accuracy macro avg weighted avg	0.36 0.39	0.37 0.37	0.37 0.36 0.37	200 200 200

اجرا با ۱۰۰۰۰:



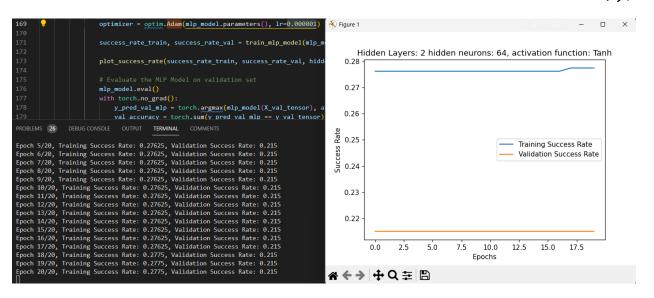
	precision	recall	f1-score	support
0 1 2	0.36 0.29 0.64	0.67 0.38 0.30	0.47 0.33 0.41	45 34 69
3	0.31	0.23	0.26	52
accuracy macro avg weighted avg	0.40 0.43	0.40 0.38	0.38 0.37 0.37	200 200 200

اجرا با ۱۰۰۰۰۰:



	precision	recall	f1-score	support
0	0.30	0.64	0.41	45
1	0.17	0.03	0.05	34
2	0.41	0.39	0.40	69
3	0.37	0.21	0.27	52
accuracy			0.34	200
macro avg	0.31	0.32	0.28	200
weighted avg	0.33	0.34	0.31	200

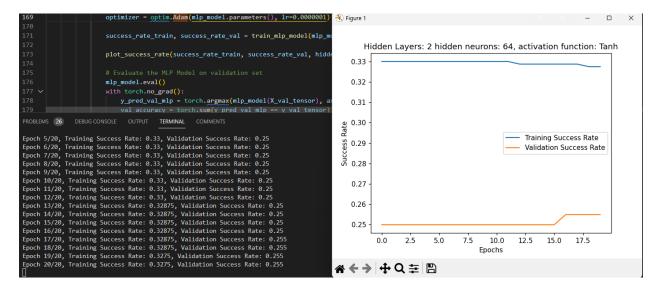
اجرا با ١٥٥٥٥٥٥:



نتيجه:

	precision	recall	f1-score	support
0 1	0.22 0.00	0.96 0.00	0.36 0.00	45 34
2	0.00	0.00	0.00	69
3	0.00	0.00	0.00	52
accuracy			0.21	200
macro avg	0.05	0.24	0.09	200
weighted avg	0.05	0.21	0.08	200

اجرا با ۱۰۰۰۰۰۰۰:



	precision	recall	f1-score	support
	p			
0	0.24	0.71	0.36	45
1	0.28	0.56	0.38	34
2	0.00	0.00	0.00	69
3	0.00	0.00	0.00	52
accuracy			0.26	200
macro avg	0.13	0.32	0.18	200
weighted avg	0.10	0.26	0.14	200

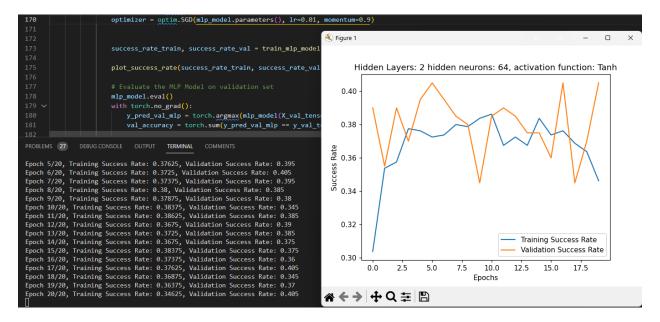
که بهترین دقت برای اجرا با ۱۰۰۰، می باشد که برابر ۳۸، است.

گزارش ۷

برای آموزش با SGD نیز همین روال انجام شده:

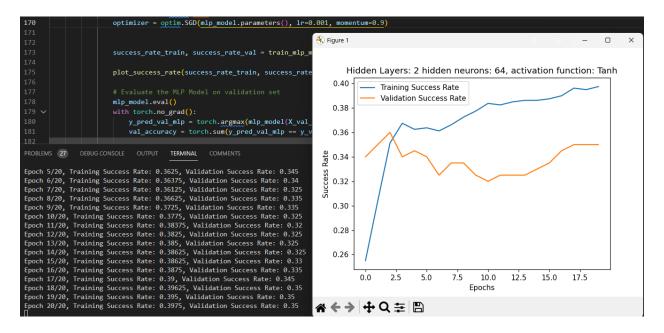
```
# optimizer = optim.Adam(mlp_model.parameters(), lr=0.0000001)
optimizer = optim.SGD(mlp_model.parameters(), lr=0.01, momentum=0.9)
```

اجرا با ٥٠٥١:



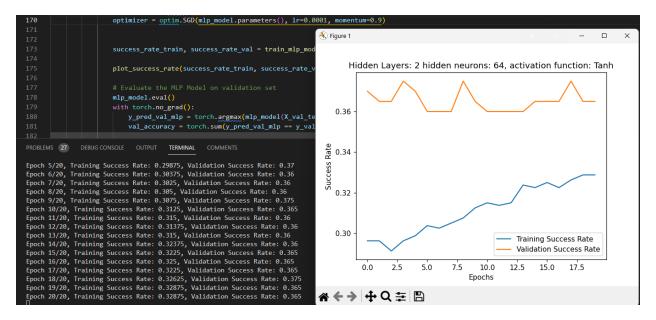
	precision	recall	f1-score	support
0 1	0.38 0.34	0.67 0.29	0.48 0.32	45 34
2	0.54 0.34	0.39 0.27	0.45 0.30	69 52
	0.54	0.27	0.41	200
accuracy macro avg weighted avg	0.40 0.42	0.41 0.41	0.39 0.40	200 200 200

اجرا با ١٥٥.٥:



	precision	recall	f1-score	support
0 1 2	0.35 0.26 0.50	0.64 0.35 0.26	0.46 0.30 0.34	45 34 69
3	0.31	0.21	0.25	52
accuracy macro avg weighted avg	0.36 0.38	0.37 0.35	0.35 0.34 0.34	200 200 200

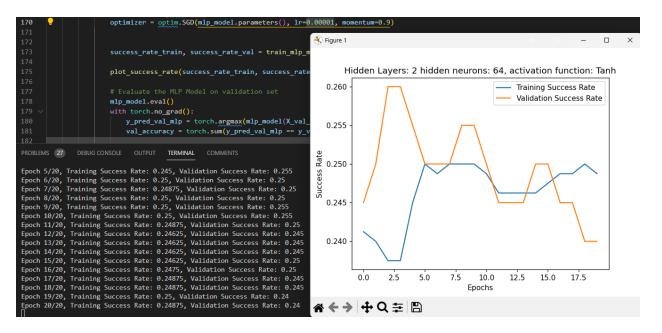
اجرا با ١٥٥٥.٥:



نتیجه:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.36	0.76	0.49	45
1	0.25	0.03	0.05	34
2	0.37	0.51	0.43	69
3	0.43	0.06	0.10	52
accuracy			0.36	200
macro avg	0.35	0.34	0.27	200
weighted avg	0.36	0.36	0.29	200

اجرا با ۱۰۰۰۰۰:



نتيجه:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.17	0.13	0.15	45
1	0.15	0.09	0.11	34
2	0.17	0.06	0.09	69
	0.29	0.67	0.40	52
accuracy			0.24	200
macro avg	0.20	0.24	0.19	200
weighted avg	0.20	0.24	0.19	200

همان طور که مشاهده شد بهترین جواب برای اجرا با ۰.۰۱ بود و مقدار دقت آن ۴۱.۰ بود.

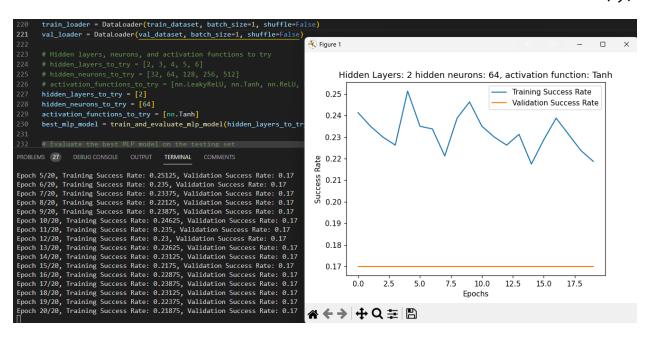
گزارش ۸

طبق اجرا بهینه گر SGD نسبت به بهینه گر Adam جواب بهتری داد البته ممکن است با ترکیب بهینه گر با تعداد لایه و نورون و فعال ساز جواب بهتری به دست بیاید.

گزارش ۹

برای تست batch_size هم به همین شکل عمل میکنیم:

اجرا با ١:



نتىچە:

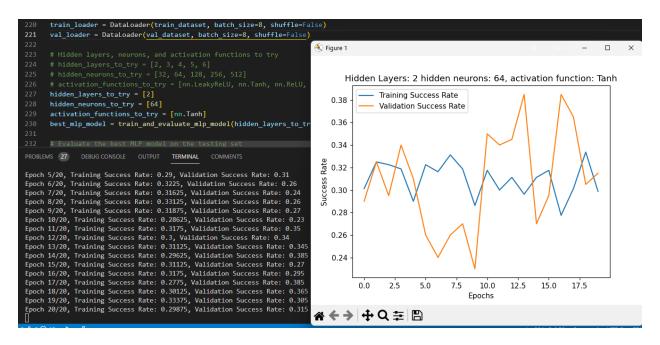
	precision	recall	f1-score	support
0 1 2 3	0.00 0.17 0.00 0.00	0.00 1.00 0.00 0.00	0.00 0.29 0.00 0.00	45 34 69 52
accuracy macro avg weighted avg	0.04 0.03	0.25 0.17	0.17 0.07 0.05	200 200 200

اجرا با ۴:



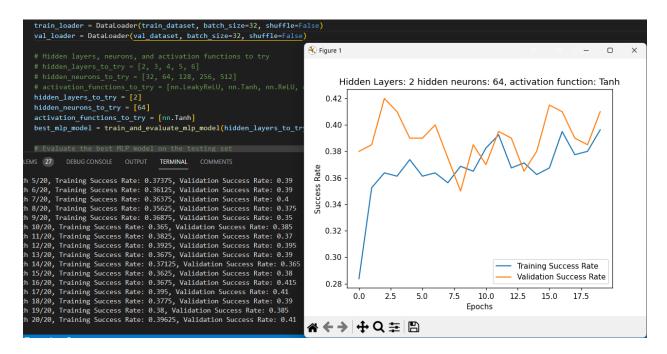
	precision	recall	f1-score	support
0	0.22	0.98	0.36	45
1	0.00	0.00	0.00	34
2	0.00	0.00	0.00	69
3	0.00	0.00	0.00	52
accuracy			0.22	200
macro avg	0.06	0.24	0.09	200
weighted avg	0.05	0.22	0.08	200

اجرا با ۸:



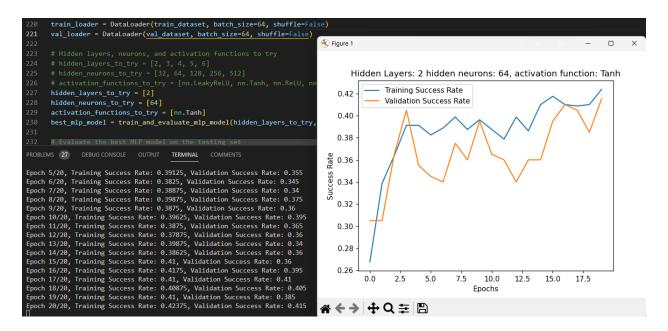
	precision	recall	f1-score	support
0	0.38	0.42	0.40	45
1	0.24	0.68	0.36	34
2	0.38	0.30	0.34	69
3	0.00	0.00	0.00	52
accuracy			0.32	200
macro avg	0.25	0.35	0.27	200
weighted avg	0.26	0.32	0.27	200

اجرا با ۳۲:



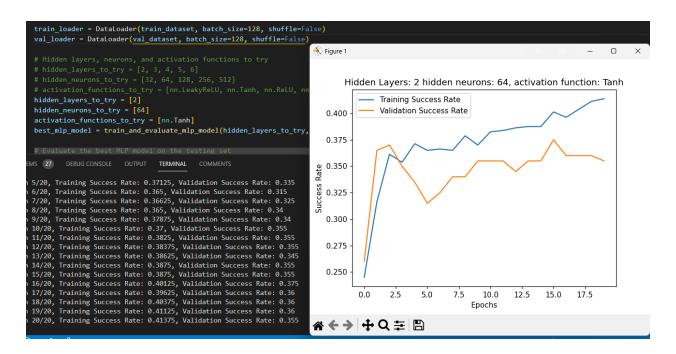
	precision	recall	f1-score	support
0	0.38	0.56	0.45	45
1	0.29	0.44	0.35	34
2	0.51	0.51	0.51	69
3	0.44	0.13	0.21	52
accuracy			0.41	200
macro avg	0.41	0.41	0.38	200
weighted avg	0.43	0.41	0.39	200

اجرا با ۶۴:



	precision	recall	f1-score	support	
0 1 2 3	0.35 0.31 0.55 0.48	0.51 0.47 0.45 0.25	0.42 0.37 0.50 0.33	45 34 69 52	
accuracy macro avg weighted avg	0.42 0.45	0.42 0.41	0.41 0.40 0.41	200 200 200	

اجرا با ۱۲۸:

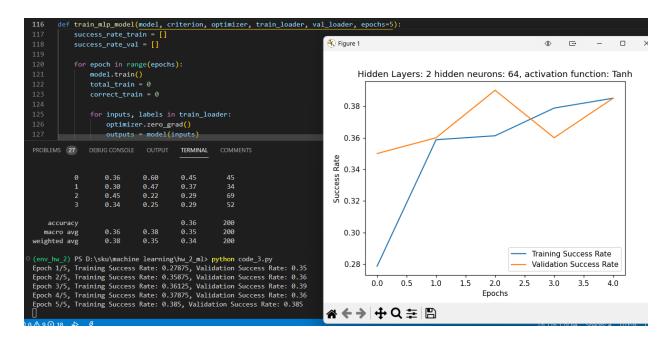


	precision	recall	f1-score	support
0 1 2 3	0.36 0.30 0.45	0.60 0.47 0.22	0.45 0.37 0.29	45 34 69
accuracy macro avg	0.34 0.36	0.25 0.38	0.29 0.36 0.35	52 200 200
weighted avg	0.38	0.35	0.34	200

گزارش ۱۰

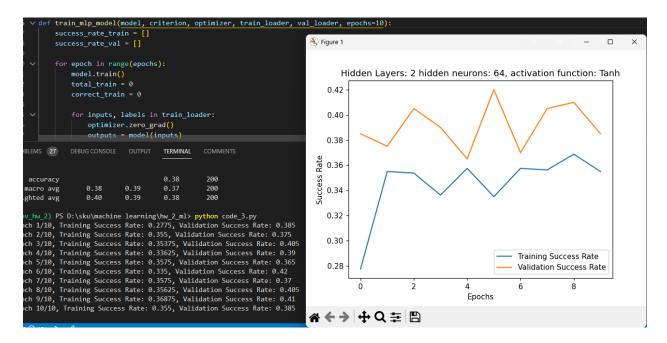
آموزش با تعداد دور های متفاوت:

اجرا با ۵:



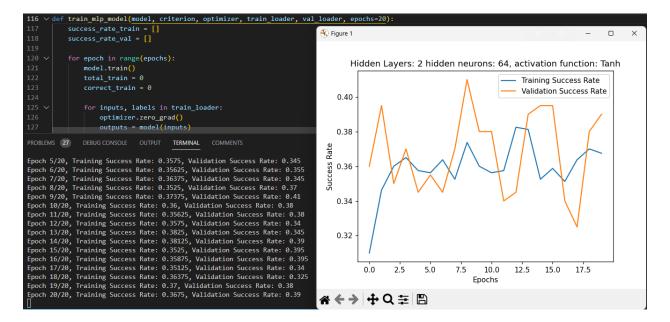
	precision	recall	f1-score	support
0 1 2 3	0.36 0.28 0.55 0.32	0.62 0.35 0.39 0.19	0.46 0.31 0.46 0.24	45 34 69 52
accuracy macro avg weighted avg	0.38 0.40	0.39 0.39	0.38 0.37 0.38	200 200 200

اجرا با ١٥:



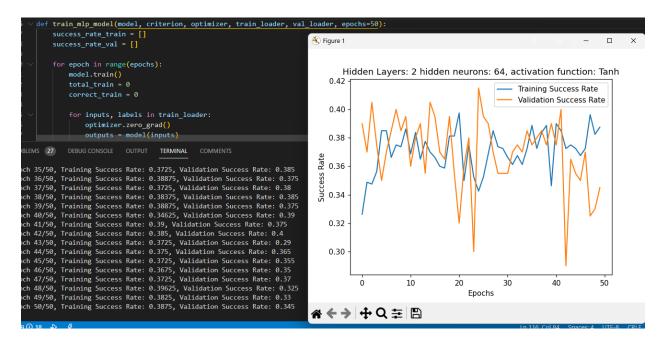
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.36	0.47	0.41	45	
1 2	0.37 0.44	0.29 0.61	0.33 0.51	34 69	
3	0.20	0.01	0.11	52	
accuracy			0.38	200	
macro avg	0.34	0.36	0.34	200	
weighted avg	0.35	0.39	0.35	200	

اجرا با ۲۰:



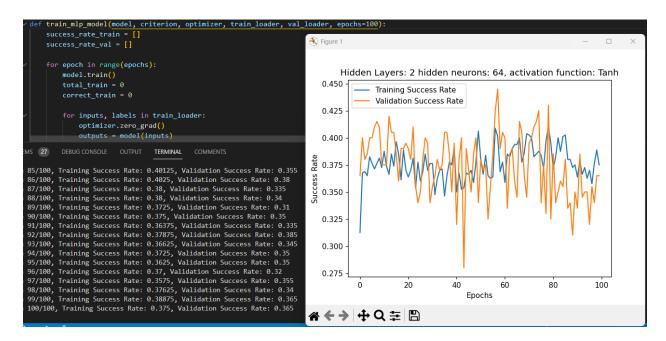
	precision	recall	f1-score	support
0	0.34	0.64	0.45	45
1	0.24	0.15	0.18	34
2	0.47	0.51	0.49	69
3	0.45	0.17	0.25	52
accuracy			0.39	200
macro avg	0.38	0.37	0.34	200
weighted avg	0.40	0.39	0.37	200

اجرا با ۵۰:



	precision	recall	f1-score	support
0 1	0.31 0.26	0.58 0.29	0.40 0.27	45 34
2	0.47	0.43	0.45	69
3	0.25	0.06	0.09	52
accuracy macro avg weighted avg	0.32 0.34	0.34 0.34	0.34 0.30 0.32	200 200 200

اجرا با ١٥٥:



نتیجه:

precision	recall f1-score		support
0.74	0.40	0.40	45
0.34	0.49	0.40	45
0.35	0.24	0.28	34
0.45	0.36	0.40	69
0.32	0.35	0.33	52
		0.36	200
0.36	0.36	0.35	200
0.37	0.36	0.36	200
	0.34 0.35 0.45 0.32	0.34 0.49 0.35 0.24 0.45 0.36 0.32 0.35	0.34 0.49 0.40 0.35 0.24 0.28 0.45 0.36 0.40 0.32 0.35 0.33 0.36 0.36 0.35

گزارش ۱۱

رابطهای بین batch_size و epochs

Batch Size (اندازه دسته): این پارامتر نشان دهنده تعداد نمونههای داده که به عنوان ورودی به مدل داده میشود در هر مرحله است. بزرگتر کردن batch_size منجر به افزایش سرعت آموزش میشود، زیرا محاسبات موازیتر انجام میشود. اما افزایش این مقدار ممکن است منجر به حافظهگیری زیاد و کاهش تنوع در بهروزرسانی وزنها شود.

Epochs (تعداد دورهها): یک epoch به مرور کامل دیتاست آموزشی میپردازد. افزایش تعداد epochs به معنای افزایش تعداد مراتبی است که مدل دادهها را مشاهده و بهروزرسانی وزنها را انجام میدهد. افزایش تعداد epochs میتواند منجر به بهبود دقت مدل و یادگیری الگوهای پیچیدهتر شود.

رابطه بین این دو پارامتر به این صورت است که با افزایش اندازه دسته (batch_size)، معمولاً تعداد دفعاتی که مدل به تمامی دادههای آموزشی دسترسی پیدا میکند (تعداد epochs) کاهش مییابد. این امر معمولاً به معنای این است که مدل با دیدن هر دسته داده بهتر یاد میگیرد و نیاز به تعداد کمتری epochs دارد.

با این حال، این قاعده ممکن است در موارد خاصی تغییر کند، و برخی مدلها یا دیتاستها ممکن است به بهینهترین ترکیب از این دو پارامتر نیاز داشته باشند. در عمل، بررسی و تنظیم این پارامترها نیاز به آزمون و خطا و تجربه دارد.

با تغییر مقادیر بهترین جوابی که حاصل شد دقت ۴۳.ه بود:

Best MLP Model	was trained	with 4 h	idden layer	rs, 256 hidde	n neurons,	and ReLU	activation	function.
Best MLP Model	Classificat	ion Repor	t - Testing	Set:				
	precision	recall	f1-score	support				
0	0.35	0.60	0.44	45				
1	0.33	0.29	0.33	34				
2	0.54	0.70	0.61	69				
3	0.17	0.02	0.03	52				
accuracy			0.43	200				
macro avg	0.36	0.40	0.35	200				
weighted avg	0.37	0.43	0.37	200				