

Лабораторная работа №4

По дисциплине: «ИАД»

Тема: «Предобучение нейронных сетей с использованием RBM»

Выполнил:

Студент 4 курса

Группы ИИ-23

Романюк А. П.

Проверила:

Андренко К.В.

Цель: научиться осуществлять предобучение нейронных сетей с помощью RBM

Общее задание

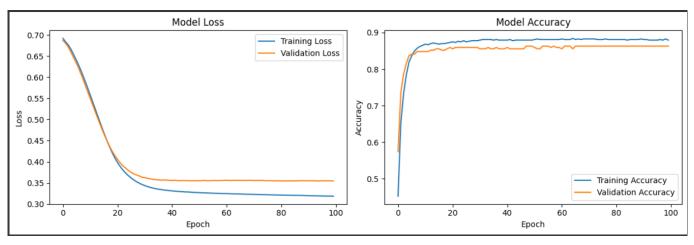
- 1. Взять за основу нейронную сеть из лабораторной работы №3. Выполнить обучение с предобучением, используя стек ограниченных машин Больцмана (RBM Restricted Boltzmann Machine), алгоритм которого изложен в лекции. Условие останова (например, по количеству эпох) при обучении отдельных слоев как RBM выбрать самостоятельно.
- 2. Сравнить результаты, полученные при
- обучении без предобучения (ЛР 3);
- обучении с предобучением, используя автоэнкодерный подход (ЛР3);
- обучении с предобучением, используя RBM.
- 3. Обучить модели на данных из ЛР 2, сравнить результаты по схеме из пункта 2;
- 4. Сделать выводы, оформить отчет по выполненной работе, загрузить исходный код и отчет в соответствующий репозиторий на github.

Задание по вариантам

	THES		
9	https://archive.ics.uci.edu/dataset/850/raisin	классификация	Class

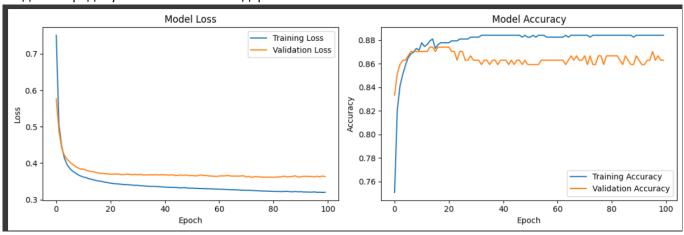
Код программы:

Модель без предобучения:



classification Re pr	port: ecision	recall	f1-score	support
0	0.85	0.87	0.86	129
1	0.88	0.86	0.87	141
accuracy			0.86	270
macro avg	0.86	0.86	0.86	270
weighted avg	0.86	0.86	0.86	270
Confusion Matrix: [[112 17] [20 121]]				

Модель с предобучением на автоэнеодере:



Classification	Report (Pret precision	•	f1-score	support		
0 1	0.85 0.88	0.87 0.86	0.86 0.87	129 141		
accuracy macro avg weighted avg	0.86 0.86	0.86 0.86	0.86 0.86 0.86	270 270 270		
Confusion Matrix (Pretrained): [[112 17] [20 121]]						

Предобучение с машинами Больцмана:

```
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, LabelEncoder
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
data = pd.read_excel("Raisin_Dataset.xlsx")

label_encoder = LabelEncoder()
data['Class'] = label_encoder.fit_transform(data['Class'])

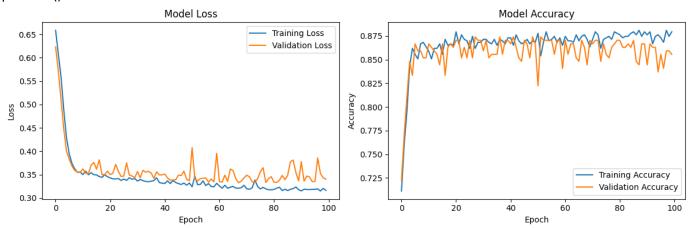
X = data.drop('Class', axis=1)
y = data['Class']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)

scaler = MinMaxScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)
```

```
from sklearn.neural network import BernoulliRBM
layer_sizes = [64, 32, 16, 8]
rbm_weights = []
rbm_biases = []
input_data = X_train_scaled.copy()
for size in layer_sizes:
  rbm = BernoulliRBM(n_components=size, learning_rate=0.01, batch_size=16,
n_iter=20, random_state=42)
  rbm.fit(input_data)
  rbm_weights.append(rbm.components_.T) # shape: (input_dim,
hidden_dim)
  rbm biases.append(rbm.intercept hidden )
  input_data = rbm.transform(input_data)
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.optimizers import Adam
model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_shape=(X_train.shape[1],), activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(8, activation='relu'))
model.add(Dense(2, activation='softmax'))
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0005),
        loss='sparse_categorical_crossentropy',
        metrics=['accuracy'])
history = model.fit(X_train_scaled, y_train,
           validation_data=(X_test_scaled, y_test),
           epochs=100,
           batch_size=16)
plt.figure(figsize=(12, 4))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(history.history['loss'], label='Training Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Validation Loss')
plt.title('Model Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation Accuracy')
plt.title('Model Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
```

```
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
```

plt.tight_layout()
plt.show()



from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix import numpy as np

y_pred = np.argmax(model.predict(X_test), axis=-1)

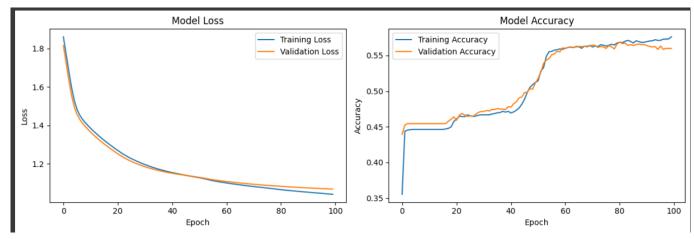
print("Classification Report:\n", classification_report(y_test, y_pred))
print("Confusion Matrix:\n", confusion_matrix(y_test, y_pred))

print(comasion matrix (ii) comasion_matrix (y_test) y_prea))						
Classification	Report:					
	precision	recall	f1-score	support		
Ø	0.85	0.84	0.85	129		
1	0.86	0.87	0.86	141		
accuracy			0.86	270		
macro avg	0.86	0.86	0.86	270		
weighted avg	0.86	0.86	0.86	270		
Confusion Matri	ix:					
[[109 20]						
[19 122]]						

Для задач с подобными характеристиками (небольшой объем данных, четкая разделимость классов) сложные методы предобучения не являются необходимыми. Стандартная архитектура нейронной сети показывает максимальную эффективность "из коробки", обеспечивая при этом более простое и быстрое решение. Методы предобучения, такие как автоэнкодер и RBM, раскрывают свой потенциал в задачах со более сложной структурой данных, большей размерностью или при недостатке размеченных примеров для обучения.

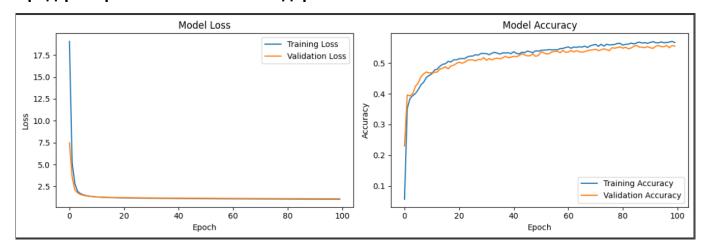
Данные для датасета winequality-white:

С нуля:



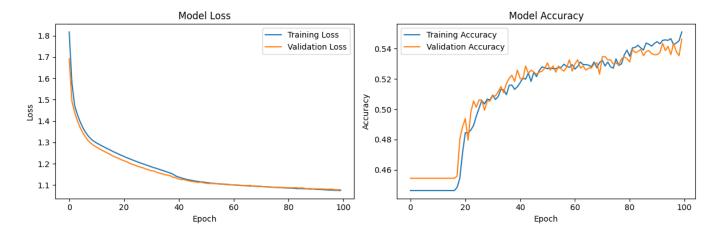
precision recall f1-score support	
0 0.00 0.00 0.00 7	
1 0.00 0.00 0.00 40	
2 0.59 0.65 0.62 426	
3 0.55 0.69 0.61 668	
4 0.52 0.29 0.37 280	
5 0.00 0.00 0.00 49	
accuracy 0.56 1470	
macro avg 0.28 0.27 0.27 1470	
weighted avg 0.52 0.56 0.53 1470	
Confusion Matrix:	
[[0 0 2 5 0 0]	
[0 0 24 16 0 0]	
[0 0 279 142 5 0]	
[0 0 153 464 51 0]	
[0 0 10 190 80 0]	
[0 0 1 29 19 0]]	

Предтренированная на автоэнкодере:



Classification Report (Pretrained):							
	precision	recall	f1-score	support			
0	0.00	0.00	0.00	7			
1	0.00	0.00	0.00	40			
2	0.61	0.57	0.59	426			
3	0.54	0.74	0.63	668			
4	0.50	0.28	0.36	280			
5	0.00	0.00	0.00	49			
accuracy			0.56	1470			
macro avg	0.28	0.27	0.26	1470			
weighted avg	0.52	0.56	0.52	1470			
Confusion Matrix (Pretrained):							
[[0 0 2	5 0	0]					
[0 0 23	17 0 6	9]					
[0 3 241 3	175 7 (9]					
[0 0 119 4	497 52 6	9]					
[0 0 7:	194 79 (9]					
[0 0 1	29 19 6	9]]					

Предтренированная на RBM:



Classification	Report:				
	precision	ı re	call	f1-score	support
0	0.50	e	14	0.22	7
1	0.32	e	1.15	0.20	40
2	0.59	e	.62	0.61	426
3	0.56	6	.72	0.63	668
4	0.57	e	.28	0.37	280
5	0.00	e	.00	0.00	49
accuracy				0.57	1470
macro avg	0.42	e	.32	0.34	1470
weighted avg	0.54	e	.57	0.54	1470
Confusion Matri	x:				
[[1 0 2	4 0	0]			
[1 6 23	10 0	0]			
[0 10 266 1	.47 3	0]			
0 2 149 4	80 37	0]			
0 1 91	.92 78	0 j			
	29 19	øj]			

Метод предобучения на основе Restricted Boltzmann Machines (RBM) демонстрирует преимущество для решения задачи классификации с дисбалансом классов, обеспечивая более сбалансированное качество распознавания среди всех категорий.

Вывод: научился осуществлять предобучение нейронных сетей с помощью автоэнкодерного подхода