Министерство образования Республики Беларусь

Учреждение образования

«Брестский государственный технический университет»

Кафедра ИИТ

Лабораторная работа №4

По дисциплине: «ИАД»

Тема: «**Предобучение нейронных сетей с использованием RBM**»

Выполнил:

Студент 4 курса

Группы ИИ-23

Ежевский Е.Р.

Проверила:

Андренко К.В.

Брест 2025

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;

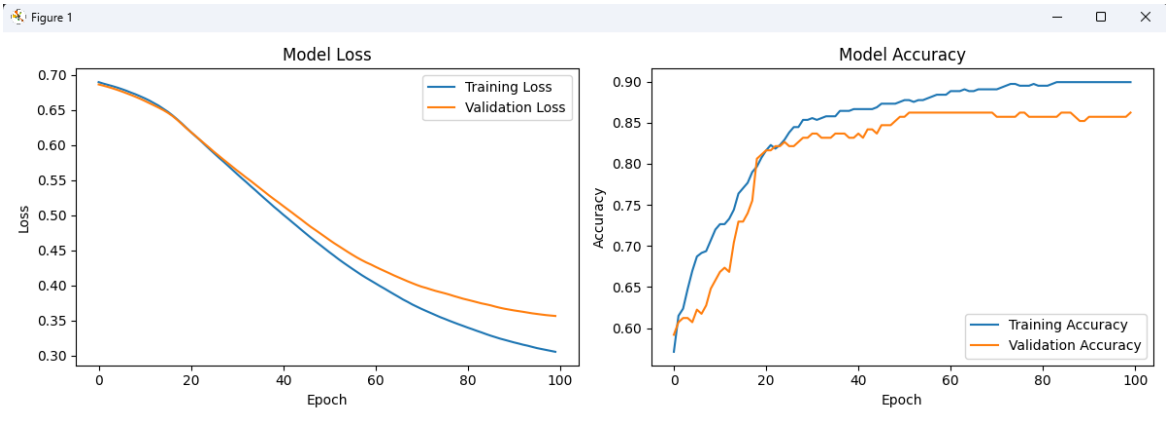
4. Сделать выводы, оформить отчет по выполненной работе, загрузить исходный код и отчет в соответствующий репозиторий на github.

Задание по вариантам

№	Выборка	Тип задачи	Целевая переменная
1	https://archive.ics.uci.edu/dataset/27/credit+approval	классификация	+/-

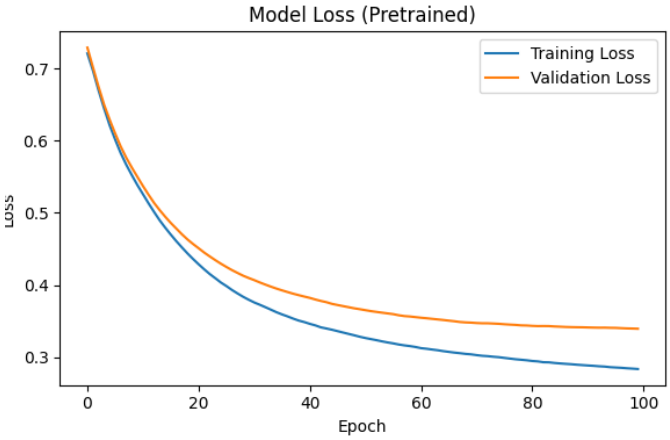
Код программы:

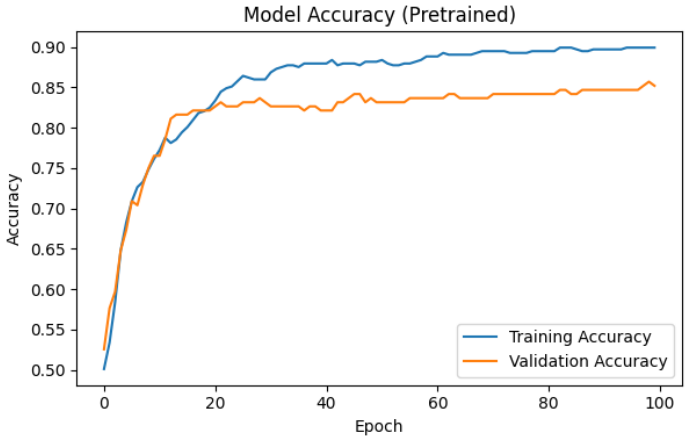
Модель без предобучения:




```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.84      0.85      0.84        86
           1       0.88      0.87      0.88       110

    accuracy                           0.86       196
   macro avg       0.86      0.86      0.86       196
weighted avg       0.86      0.86      0.86       196

Confusion Matrix:
 [[73 13]
 [14 96]]
```

Модель с предобучением на автоэнеодере:





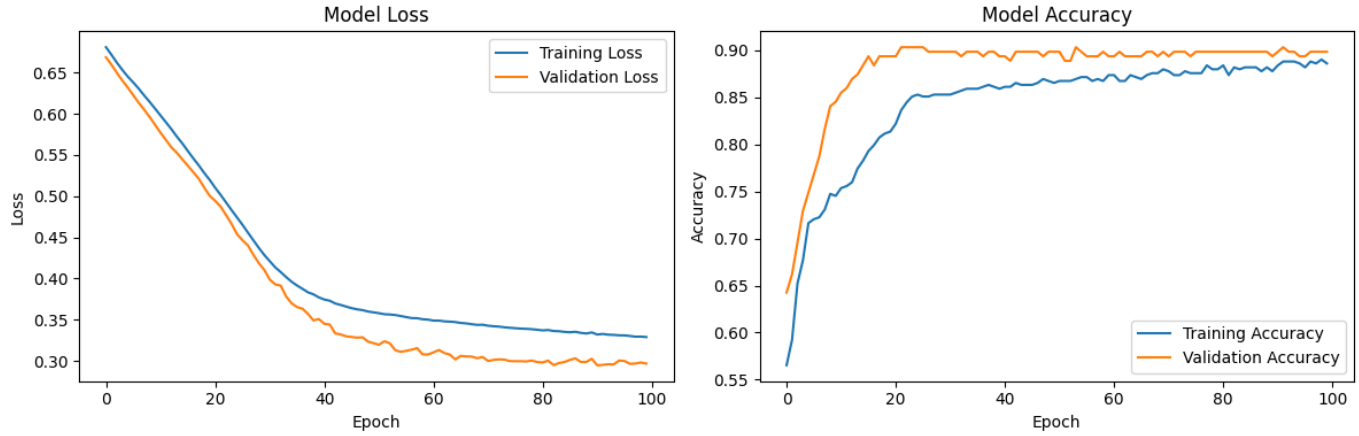

```
Classification Report (Pretrained):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.82      0.85      0.83        86
           1       0.88      0.85      0.87       110

    accuracy                           0.85       196
   macro avg       0.85      0.85      0.85       196
weighted avg       0.85      0.85      0.85       196

Confusion Matrix (Pretrained):
 [[73 13]
 [16 94]]
```

Предобучение с машинами Больцмана:

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, LabelEncoder
from sklearn.impute import SimpleImputer
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt

data = pd.read_csv('crx.data', header=None, na_values='?')

cols = [f"A{i}" for i in range(1,17)]
data.columns = cols

X = data.drop('A16', axis=1)
y = data['A16']

y = y.map({"+": 1, "-": 0})

num_cols = X.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).columns.tolist()
for c in X.columns:
    try:
```

```
        X[c] = pd.to_numeric(X[c])
        if c not in num_cols:
            num_cols.append(c)
    except:
        pass

cat_cols = [c for c in X.columns if c not in num_cols]

imp_num = SimpleImputer(strategy='median')
X[num_cols] = imp_num.fit_transform(X[num_cols])

imp_cat = SimpleImputer(strategy='most_frequent')
X[cat_cols] = imp_cat.fit_transform(X[cat_cols])

for c in cat_cols:
    X[c] = LabelEncoder().fit_transform(X[c])

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.3, random_state=42, stratify=y
)

scaler = MinMaxScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

model = Sequential()
model.add(Dense(32, input_shape=(X_train_scaled.shape[1],),
activation='relu'))
model.add(Dense(16, activation='relu'))
model.add(Dense(8, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))

model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0005),
              loss='binary_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

history = model.fit(X_train_scaled, y_train,
                    validation_data=(X_test_scaled, y_test),
                    epochs=100,
                    batch_size=64)

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()

y_pred = (model.predict(X_test_scaled) > 0.5).astype(int).ravel()

from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix
print("Classification Report:\n", classification_report(y_test, y_pred))
print("Confusion Matrix:\n", confusion_matrix(y_test, y_pred))
```




```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.91      0.90      0.91       115
           1       0.88      0.89      0.89        92

    accuracy                           0.90       207
   macro avg       0.90      0.90      0.90       207
weighted avg       0.90      0.90      0.90       207

Confusion Matrix:
 [[104  11]
 [ 10  82]]
```

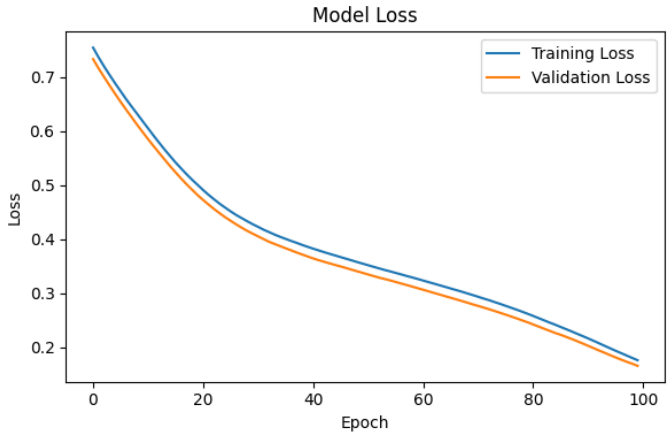
Для задач такого типа, как кредитное скоринг-моделирование в датасете Credit Approval, где объем данных ограничен, а структура признаков относительно проста, использование последовательного предобучения с применением RBM не дает значимых преимуществ по сравнению с обычной нейронной сетью. Несмотря на то, что Restricted Boltzmann Machines способны выявлять скрытые зависимости и формировать более компактные представления признаков, их эффективность проявляется преимущественно в задачах с высокой размерностью, сложными распределениями данных или при отсутствии достаточного количества размеченных примеров.

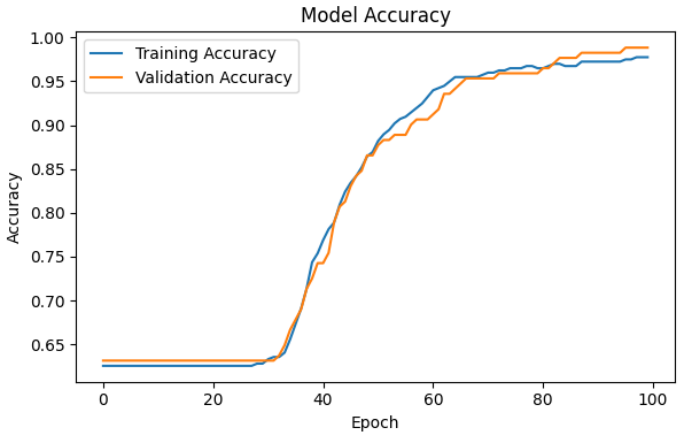
В рамках данной задачи стандартная архитектура нейронной сети демонстрирует оптимальную производительность без необходимости привлекать этапы предобучения. Модель уверенно усваивает структуру признаков, а дополнительное использование RBM усложняет процесс обучения, увеличивает вычислительные затраты и не обеспечивает ощутимого прироста качества. Предобучение такого рода проявляет свою силу в более масштабных задачах, где данные обладают нелинейной высокой размерностью или скрытой структурой, которую сложно извлечь напрямую методом прямого обучения нейронной сети.

Таким образом, хотя включение RBM в архитектуру модели является интересным экспериментом, в условиях данного датасета наиболее эффективным, интерпретируемым и практичным решением остается классическая нейросетевая модель без дополнительных слоев предобучения.

Данные для датасета Wisconsin Diagnostic Breast Cancer (WDBC):

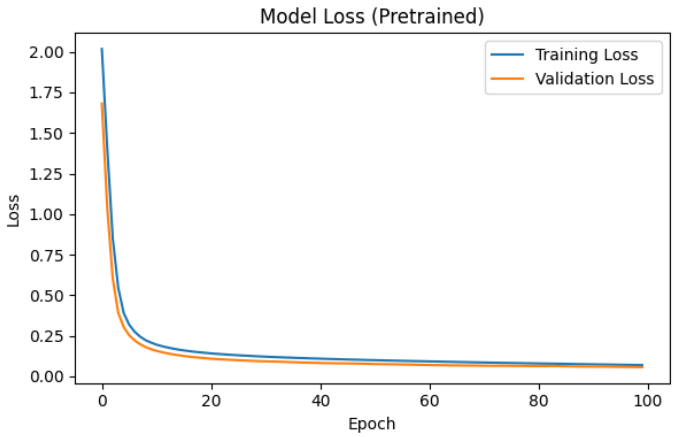
С нуля:

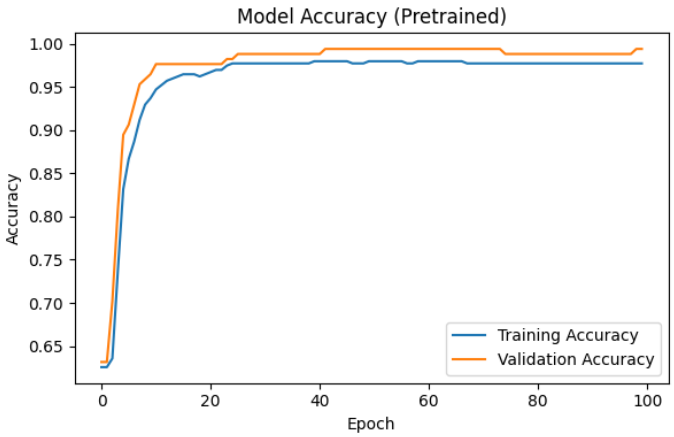





```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.98      1.00      0.99       108
           1       1.00      0.97      0.98        63

    accuracy                           0.99       171
   macro avg       0.99      0.98      0.99       171
weighted avg       0.99      0.99      0.99       171

Confusion Matrix:
 [[108   0]
 [  2  61]]
```

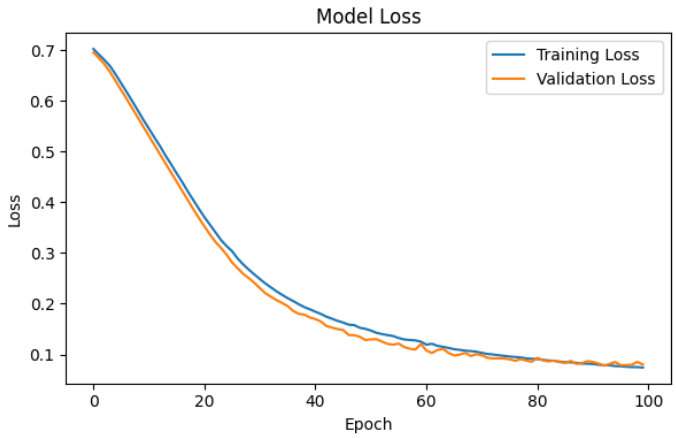
Предтренированная на автоэнкодере:

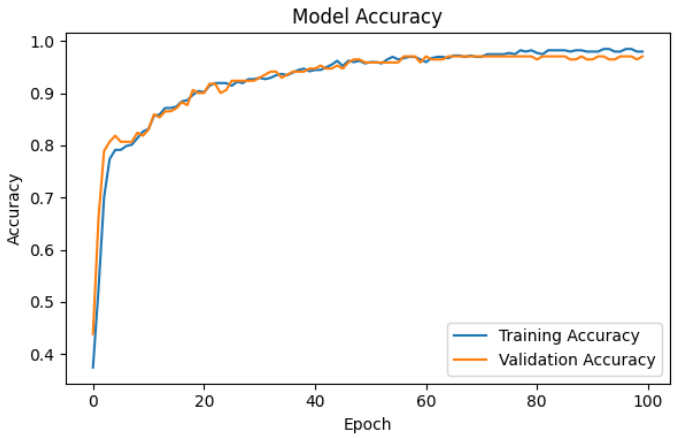





```
Classification Report (Pretrained):
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.99      1.00      1.00       108
           1       1.00      0.98      0.99        63

    accuracy                           0.99       171
   macro avg       1.00      0.99      0.99       171
weighted avg       0.99      0.99      0.99       171

Confusion Matrix (Pretrained):
 [[108   0]
 [  1  62]]
```

Предтренированная на RBM:






```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.96      0.99      0.98       107
           1       0.98      0.94      0.96        64

    accuracy                           0.97       171
   macro avg       0.97      0.96      0.97       171
weighted avg       0.97      0.97      0.97       171

Confusion Matrix:
 [[106   1]
 [  4  60]]
```

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