Лабораторная работа №1 “Линейная регрессия”

Набор данных **ex1data1.txt** представляет собой текстовый файл, содержащий информацию о населении городов (первое число в строке) и прибыли ресторана, достигнутой в этом городе (второе число в строке). Отрицательное значение прибыли означает, что в данном городе ресторан терпит убытки.

Набор данных **ex1data2.txt** представляет собой текстовый файл, содержащий информацию о площади дома в квадратных футах (первое число в строке), количестве комнат в доме (второе число в строке) и стоимости дома (третье число).

Задание.

1. Загрузите набор данных **ex1data1.txt** из текстового файла.
2. Постройте график зависимости прибыли ресторана от населения города, в котором он расположен.
3. Реализуйте функцию потерь J(θ) для набора данных **ex1data1.txt**.
4. Реализуйте функцию градиентного спуска для выбора параметров модели. Постройте полученную модель (функцию) совместно с графиком из пункта 2.
5. Постройте трехмерный график зависимости функции потерь от параметров модели (θ_0 и θ_1) как в виде поверхности, так и в виде изолиний (contour plot).
6. Загрузите набор данных **ex1data2.txt** из текстового файла.
7. Произведите нормализацию признаков. Повлияло ли это на скорость сходимости градиентного спуска? Ответ дайте в виде графика.
8. Реализуйте функции потерь J(θ) и градиентного спуска для случая многомерной линейной регрессии с использованием векторизации.
9. Покажите, что векторизация дает прирост производительности.
10. Попробуйте изменить параметр α (коэффициент обучения). Как при этом изменяется график функции потерь в зависимости от числа итераций градиентного спуск? Результат изобразите в качестве графика.
11. Постройте модель, используя аналитическое решение, которое может быть получено методом наименьших квадратов. Сравните результаты

данной модели с моделью, полученной с помощью градиентного спуска.

12. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №2 “Логистическая регрессия. Многоклассовая классификация”

Набор данных **ex2data1.txt** представляет собой текстовый файл, содержащий информацию об оценке студента по первому экзамену (первое число в строке), оценке по второму экзамену (второе число в строке) и поступлении в университет (0 - не поступил, 1 - поступил).

Набор данных **ex2data2.txt** представляет собой текстовый файл, содержащий информацию о результате первого теста (первое число в строке) и результате второго теста (второе число в строке) изделий и результате прохождения контроля (0 - контроль не пройден, 1 - контроль пройден).

Набор данных **ex2data3.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит 5000 изображений 20x20 в оттенках серого. Каждый пиксель представляет собой значение яркости (вещественное число). Каждое изображение сохранено в виде вектора из 400 элементов. В результате загрузки набора данных должна быть получена матрица 5000x400. Далее расположены метки классов изображений от 1 до 9 (соответствуют цифрам от 1 до 9), а также 10 (соответствует цифре 0).

Задание.

1. Загрузите данные **ex2data1.txt** из текстового файла.
2. Постройте график, где по осям откладываются оценки по предметам, а точки обозначаются двумя разными маркерами в зависимости от того, поступил ли данный студент в университет или нет.
3. Реализуйте функции потерь $J(\theta)$ и градиентного спуска для логистической регрессии с использованием векторизации.
4. Реализуйте другие методы (как минимум 2) оптимизации для реализованной функции стоимости (например, Метод Нелдера — Мида, Алгоритм Бройдена — Флетчера — Гольдфарба — Шанно, генетические методы и т.п.). Разрешается использовать библиотечные реализации методов оптимизации (например, из библиотеки scipy).
5. Реализуйте функцию предсказания вероятности поступления студента в зависимости от значений оценок по экзаменам.
6. Постройте разделяющую прямую, полученную в результате обучения модели. Совместите прямую с графиком из пункта 2.

7. Загрузите данные **ex2data2.txt** из текстового файла.
8. Постройте график, где по осям откладываются результаты тестов, а точки обозначаются двумя разными маркерами в зависимости от того, прошло ли изделие контроль или нет.
9. Постройте все возможные комбинации признаков x_1 (результат первого теста) и x_2 (результат второго теста), в которых степень полинома не превышает 6, т.е. 1, x_1, x_2, x_1^2, x_1x_2, x_2^2, …, $x_1x_2^5$, x_2^6 (всего 28 комбинаций).
10. Реализуйте L2-регуляризацию для логистической регрессии и обучите ее на расширенном наборе признаков методом градиентного спуска.
11. Реализуйте другие методы оптимизации.
12. Реализуйте функцию предсказания вероятности прохождения контроля изделием в зависимости от результатов тестов.
13. Постройте разделяющую кривую, полученную в результате обучения модели. Совместите прямую с графиком из пункта 7.
14. Попробуйте различные значения параметра регуляризации λ. Как выбор данного значения влияет на вид разделяющей кривой? Ответ дайте в виде графиков.
15. Загрузите данные **ex2data3.mat** из файла.
16. Визуализируйте несколько случайных изображений из набора данных. Визуализация должна содержать каждую цифру как минимум один раз.
17. Реализуйте бинарный классификатор с помощью логистической регрессии с использованием векторизации (функции потерь и градиентного спуска).
18. Добавьте L2-регуляризацию к модели.
19. Реализуйте многоклассовую классификацию по методу “один против всех”.
20. Реализуйте функцию предсказания класса по изображению с использованием обученных классификаторов.
21. Процент правильных классификаций на обучающей выборке должен составлять около 95%.
22. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №3 “Переобучение и регуляризация”

Набор данных **ex3data1.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X (изменения уровня воды) и y (объем воды, вытекающий из дамбы). По переменной X необходимо предсказать y. Данные разделены на три выборки: обучающая выборка (X, y), по которой определяются параметры модели; валидационная выборка (Xval, yval), на которой настраивается коэффициент регуляризации; контрольная выборка (Xtest, ytest), на которой оценивается качество построенной модели.

Задание.

1. Загрузите данные **ex3data1.mat** из файла.
2. Постройте график, где по осям откладываются X и y из обучающей выборки.
3. Реализуйте функцию стоимости потерь для линейной регрессии с L2-регуляризацией.
4. Реализуйте функцию градиентного спуска для линейной регрессии с L2-регуляризацией.
5. Постройте модель линейной регрессии с коэффициентом регуляризации 0 и постройте график полученной функции совместно с графиком из пункта 2. Почему регуляризация в данном случае не сработает?
6. Постройте график процесса обучения (learning curves) для обучающей и валидационной выборки. По оси абсцисс откладывается число элементов из обучающей выборки, а по оси ординат - ошибка (значение функции потерь) для обучающей выборки (первая кривая) и валидационной выборки (вторая кривая). Какой вывод можно сделать по построенному графику?
7. Реализуйте функцию добавления p - 1 новых признаков в обучающую выборку (X^2, X^3, X^4, …, X^p).
8. Поскольку в данной задаче будет использован полином высокой степени, то необходимо перед обучением произвести нормализацию признаков.
9. Обучите модель с коэффициентом регуляризации 0 и p = 8.

10. Постройте график модели, совмещенный с обучающей выборкой, а также график процесса обучения. Какой вывод можно сделать в данном случае?
11. Постройте графики из пункта 10 для моделей с коэффициентами регуляризации 1 и 100. Какие выводы можно сделать?
12. С помощью валидационной выборки подберите коэффиент регуляризации, который позволяет достичь наименьшей ошибки. Процесс подбора отразите с помощью графика (графиков).
13. Вычислите ошибку (потерю) на контрольной выборке.
14. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №4 “Нейронные сети”

Набор данных **ex4data1.mat** (такой же, как в лабораторной работе №2) представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит 5000 изображений 20x20 в оттенках серого. Каждый пиксель представляет собой значение яркости (вещественное число). Каждое изображение сохранено в виде вектора из 400 элементов. В результате загрузки набора данных должна быть получена матрица 5000x400. Далее расположены метки классов изображений от 1 до 9 (соответствуют цифрам от 1 до 9), а также 10 (соответствует цифре 0).

Задание.

1. Загрузите данные **ex4data1.mat** из файла.
2. Загрузите веса нейронной сети из файла **ex4weights.mat**, который содержит две матрицы $\Theta^{(1)}$ (25, 401) и $\Theta^{(2)}$ (10, 26). Какова структура полученной нейронной сети?
3. Реализуйте функцию прямого распространения с сигмоидом в качестве функции активации.
4. Вычислите процент правильных классификаций на обучающей выборке. Сравните полученный результат с логистической регрессией.
5. Перекодируйте исходные метки классов по схеме one-hot.
6. Реализуйте функцию стоимости для данной нейронной сети.
7. Добавьте L2-регуляризацию в функцию стоимости.
8. Реализуйте функцию вычисления производной для функции активации.
9. Инициализируйте веса небольшими случайными числами.
10. Реализуйте алгоритм обратного распространения ошибки для данной конфигурации сети.
11. Для того, чтобы удостоверится в правильности вычисленных значений градиентов используйте метод проверки градиента с параметром $\varepsilon = 10^{-4}$.
12. Добавьте L2-регуляризацию в процесс вычисления градиентов.
13. Проверьте полученные значения градиента.
14. Обучите нейронную сеть с использованием градиентного спуска или других более эффективных методов оптимизации.

15. Вычислите процент правильных классификаций на обучающей выборке.
16. Визуализируйте скрытый слой обученной сети.
17. Подберите параметр регуляризации. Как меняются изображения на скрытом слое в зависимости от данного параметра?
18. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №5 “Метод опорных векторов”

Набор данных **ex5data1.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит три переменные X_1 и X_2 (независимые переменные) и y (метка класса). Данные являются линейно разделимыми.

Набор данных **ex5data2.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит три переменные X_1 и X_2 (независимые переменные) и y (метка класса). Данные являются нелинейно разделимыми.

Набор данных **ex5data3.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит три переменные X_1 и X_2 (независимые переменные) и y (метка класса). Данные разделены на две выборки: обучающая выборка (X, y), по которой определяются параметры модели; валидационная выборка (Xval, yval), на которой настраивается коэффициент регуляризации и параметры Гауссового ядра.

Набор данных **spamTrain.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X - вектор, кодирующий отсутствие (0) или присутствие (1) слова из словаря vocab.txt в письме, и y - метка класса: 0 - не спам, 1 - спам. Набор используется для обучения классификатора.

Набор данных **spamTest.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные Xtest - вектор, кодирующий отсутствие (0) или присутствие (1) слова из словаря vocab.txt в письме, и ytest - метка класса: 0 - не спам, 1 - спам. Набор используется для проверки качества классификатора.

Задание.

1. Загрузите данные **ex5data1.mat** из файла.
2. Постройте график для загруженного набора данных: по осям - переменные X_1, X_2, а точки, принадлежащие различным классам должны быть обозначены различными маркерами.
3. Обучите классификатор с помощью библиотечной реализации SVM с линейным ядром на данном наборе.

4. Постройте разделяющую прямую для классификаторов с различными параметрами C = 1, C = 100 (совместно с графиком из пункта 2). Объясните различия в полученных прямых?
5. Реализуйте функцию вычисления Гауссового ядра для алгоритма SVM.
6. Загрузите данные **ex5data2.mat** из файла.
7. Обработайте данные с помощью функции Гауссового ядра.
8. Обучите классификатор SVM.
9. Визуализируйте данные вместе с разделяющей кривой (аналогично пункту 4).
10. Загрузите данные **ex5data3.mat** из файла.
11. Вычислите параметры классификатора SVM на обучающей выборке, а также подберите параметры C и σ^2 на валидационной выборке.
12. Визуализируйте данные вместе с разделяющей кривой (аналогично пункту 4).
13. Загрузите данные **spamTrain.mat** из файла.
14. Обучите классификатор SVM.
15. Загрузите данные **spamTest.mat** из файла.
16. Подберите параметры C и σ^2.
17. Реализуйте функцию предобработки текста письма, включающую в себя:
    a. перевод в нижний регистр;
    b. удаление HTML тэгов;
    c. замена URL на одно слово (например, “httpaddr”);
    d. замена email-адресов на одно слово (например, “emailaddr”);
    e. замена чисел на одно слово (например, “number”);
    f. замена знаков доллара ($) на слово “dollar”;
    g. замена форм слов на исходное слово (например, слова “discount”, “discounts”, “discounted”, “discounting” должны быть заменены на слово “discount”). Такой подход называется stemming;
    h. остальные символы должны быть удалены и заменены на пробелы, т.е. в результате получится текст, состоящий из слов, разделенных пробелами.
18. Загрузите коды слов из словаря **vocab.txt**.

19. Реализуйте функцию замены слов в тексте письма после предобработки на их соответствующие коды.
20. Реализуйте функцию преобразования текста письма в вектор признаков (в таком же формате как в файлах **spamTrain.mat** и **spamTest.mat**).
21. Проверьте работу классификатора на письмах из файлов **emailSample1.txt, emailSample2.txt, spamSample1.txt** и **spamSample2.txt**.
22. Также можете проверить его работу на собственных примерах.
23. Создайте свой набор данных из оригинального корпуса текстов - http://spamassassin.apache.org/old/publiccorpus/.
24. Постройте собственный словарь.
25. Как изменилось качество классификации? Почему?
26. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №6 “Кластеризация”

Набор данных **ex6data1.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X_1 и X_2 - координаты точек, которые необходимо кластеризовать.

Набор данных **bird_small.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит массив размером (16384, 3) - изображение 128x128 в формате RGB.

Задание.

1. Загрузите данные **ex6data1.mat** из файла.
2. Реализуйте функцию случайной инициализации K центров кластеров.
3. Реализуйте функцию определения принадлежности к кластерам.
4. Реализуйте функцию пересчета центров кластеров.
5. Реализуйте алгоритм K-средних.
6. Постройте график, на котором данные разделены на K=3 кластеров (при помощи различных маркеров или цветов), а также траекторию движения центров кластеров в процессе работы алгоритма
7. Загрузите данные **bird_small.mat** из файла.
8. С помощью алгоритма K-средних используйте 16 цветов для кодирования пикселей.
9. Насколько уменьшился размер изображения? Как это сказалось на качестве?
10. Реализуйте алгоритм K-средних на другом изображении.
11. Реализуйте алгоритм иерархической кластеризации на том же изображении. Сравните полученные результаты.
12. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №7 “Метод главных компонент”

Набор данных **ex7data1.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X_1 и X_2 - координаты точек, для которых необходимо выделить главные компоненты.

Набор данных **ex7faces.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит 5000 изображений 32x32 в оттенках серого. Каждый пиксель представляет собой значение яркости (вещественное число). Каждое изображение сохранено в виде вектора из 1024 элементов. В результате загрузки набора данных должна быть получена матрица 5000x1024.

Задание.

1. Загрузите данные **ex7data1.mat** из файла.
2. Постройте график загруженного набора данных.
3. Реализуйте функцию вычисления матрицы ковариации данных.
4. Вычислите координаты собственных векторов для набора данных с помощью сингулярного разложения матрицы ковариации (разрешается использовать библиотечные реализации матричных разложений).
5. Постройте на графике из пункта 2 собственные векторы матрицы ковариации.
6. Реализуйте функцию проекции из пространства большей размерности в пространство меньшей размерности с помощью метода главных компонент.
7. Реализуйте функцию вычисления обратного преобразования.
8. Постройте график исходных точек и их проекций на пространство меньшей размерности (с линиями проекций).
9. Загрузите данные **ex7faces.mat** из файла.
10. Визуализируйте 100 случайных изображений из набора данных.
11. С помощью метода главных компонент вычислите собственные векторы.
12. Визуализируйте 36 главных компонент с наибольшей дисперсией.
13. Как изменилось качество выбранных изображений?
14. Визуализируйте 100 главных компонент с наибольшей дисперсией.
15. Как изменилось качество выбранных изображений?

16. Используйте изображение, сжатое в лабораторной работе №6 (Кластеризация).
17. С помощью метода главных компонент визуализируйте данное изображение в 3D и 2D.
18. Соответствует ли 2D изображение какой-либо из проекций в 3D?
19. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №8 “Выявление аномалий”

Набор данных **ex8data1.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две переменные X_1 и X_2 - задержка в мс и пропускная способность в мб/с серверов. Среди серверов необходимо выделить те, характеристики которых аномальные. Набор разделен на обучающую выборку (X), которая не содержит меток классов, а также валидационную (Xval, yval), на которой необходимо оценить качество алгоритма выявления аномалий. В метках классов 0 обозначает отсутствие аномалии, а 1, соответственно, ее наличие.

Набор данных **ex8data2.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит 11-мерную переменную X - координаты точек, среди которых необходимо выделить аномальные. Набор разделен на обучающую выборку (X), которая не содержит меток классов, а также валидационную (Xval, yval), на которой необходимо оценить качество алгоритма выявления аномалий.

Задание.

1. Загрузите данные **ex8data1.mat** из файла.
2. Постройте график загруженных данных в виде диаграммы рассеяния.
3. Представьте данные в виде двух независимых нормально распределенных случайных величин.
4. Оцените параметры распределений случайных величин.
5. Постройте график плотности распределения получившейся случайной величины в виде изолиний, совместив его с графиком из пункта 2.
6. Подберите значение порога для обнаружения аномалий на основе валидационной выборки. В качестве метрики используйте F1-меру.
7. Выделите аномальные наблюдения на графике из пункта 5 с учетом выбранного порогового значения.
8. Загрузите данные **ex8data2.mat** из файла.
9. Представьте данные в виде 11-мерной нормально распределенной случайной величины.
10. Оцените параметры распределения случайной величины.
11. Подберите значение порога для обнаружения аномалий на основе валидационной выборки. В качестве метрики используйте F1-меру.

12. Выделите аномальные наблюдения в обучающей выборке. Сколько их было обнаружено? Какой был подобран порог?
13. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №9 “Рекомендательные системы”

Набор данных **ex9_movies.mat** представляет собой файл формата *.mat (т.е. сохраненного из Matlab). Набор содержит две матрицы Y и R - рейтинг 1682 фильмов среди 943 пользователей. Значение Rij может быть равно 0 или 1 в зависимости от того оценил ли пользователь j фильм i. Матрица Y содержит числа от 1 до 5 - оценки в баллах пользователей, выставленные фильмам.

Задание.

1. Загрузите данные **ex9_movies.mat** из файла.
2. Выберите число признаков фильмов (n) для реализации алгоритма коллаборативной фильтрации.
3. Реализуйте функцию стоимости для алгоритма.
4. Реализуйте функцию вычисления градиентов.
5. При реализации используйте векторизацию для ускорения процесса обучения.
6. Добавьте L2-регуляризацию в модель.
7. Обучите модель с помощью градиентного спуска или других методов оптимизации.
8. Добавьте несколько оценок фильмов от себя. Файл **movie_ids.txt** содержит индексы каждого из фильмов.
9. Сделайте рекомендации для себя. Совпали ли они с реальностью?
10. Также обучите модель с помощью сингулярного разложения матриц. Отличаются ли полученные результаты?
11. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №10 “Градиентный бустинг”

Для выполнения задания используйте набор данных boston из библиотеки sklearn

https://scikit-learn.org/stable/datasets/index.html#boston-dataset

Задание.

1. Загрузите данные с помощью библиотеки sklearn.
2. Разделите выборку на обучающую (75%) и контрольную (25%).
3.
4. Заведите массив для объектов DecisionTreeRegressor (они будут использоваться в качестве базовых алгоритмов) и для вещественных чисел (коэффициенты перед базовыми алгоритмами).
5. В цикле обучите последовательно 50 решающих деревьев с параметрами max_depth=5 и random_state=42 (остальные параметры - по умолчанию). Каждое дерево должно обучаться на одном и том же множестве объектов, но ответы, которые учится прогнозировать дерево, будут меняться в соответствие с отклонением истинных значений от предсказанных.
6. Попробуйте всегда брать коэффициент равным 0.9. Обычно оправдано выбирать коэффициент значительно меньшим - порядка 0.05 или 0.1, но на стандартном наборе данных будет всего 50 деревьев, возьмите для начала шаг побольше.
7. В процессе реализации обучения вам потребуется функция, которая будет вычислять прогноз построенной на данный момент композиции деревьев на выборке X. Реализуйте ее. Эта же функция поможет вам получить прогноз на контрольной выборке и оценить качество работы вашего алгоритма с помощью mean_squared_error в sklearn.metrics.
8. Попробуйте уменьшать вес перед каждым алгоритмом с каждой следующей итерацией по формуле 0.9 / (1.0 + i), где i - номер итерации (от 0 до 49). Какое получилось качество на контрольной выборке?
9. Исследуйте, переобучается ли градиентный бустинг с ростом числа итераций, а также с ростом глубины деревьев. Постройте графики. Какие выводы можно сделать?

10. Сравните качество, получаемое с помощью градиентного бустинга с качеством работы линейной регрессии. Для этого обучите LinearRegression из sklearn.linear_model (с параметрами по умолчанию) на обучающей выборке и оцените для прогнозов полученного алгоритма на тестовой выборке RMSE.
11. Ответы на вопросы представьте в виде отчета.

Лабораторная работа №11 “Реализация криптографических атак с помощью машинного обучения на физически неклонируемые функции”

Физически неклонируемые функции (ФНФ) часто используются в качестве криптографических примитивов при реализации протоколов аутентификации.

Рассмотрим простейший из них, основанный на на запросах и ответах (challenge response). Схема данного типа протокола приведена на рис. 1.

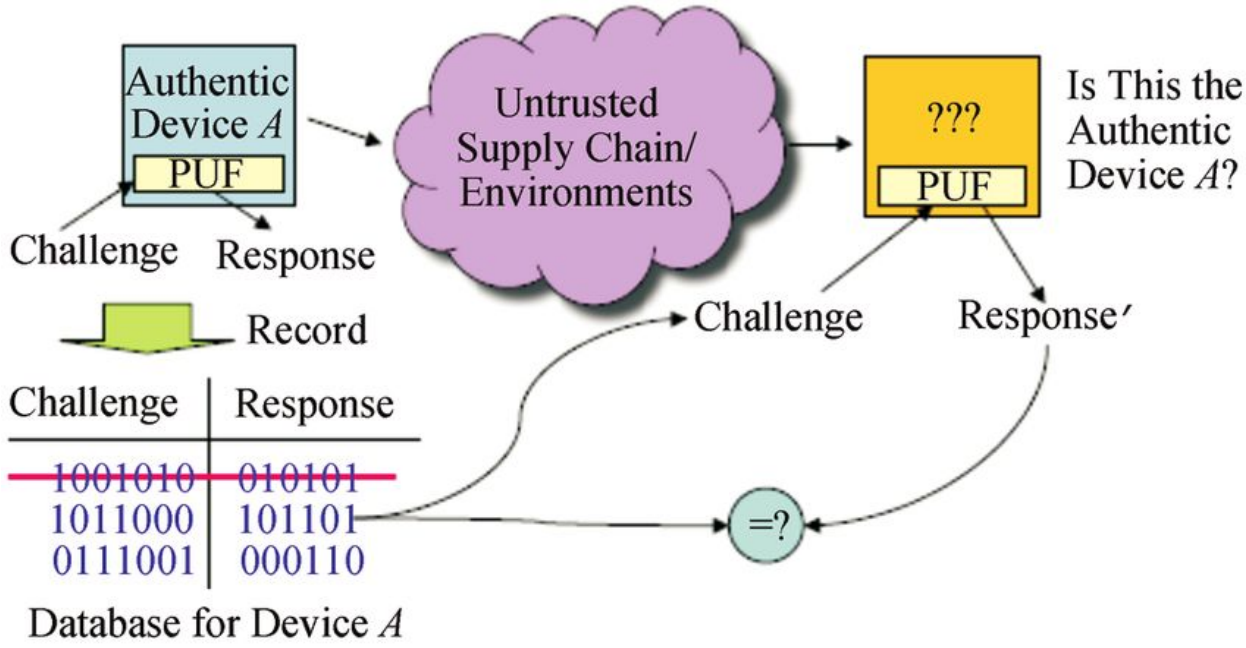

Рисунок 1. Протокол аутентификации, основанный на ФНФ.

В данном случае устройство А, содержащее реализацию ФНФ, может быть аутентифицировано с помощью набора запросов (challenge) и проверки ответов на них (response). При этом использованные пары запрос-ответ удаляются из базы данных устройства.

Более подробно о физически неклонируемых функциях можно прочесть:

1. https://habr.com/post/343386/
2. https://www.researchgate.net/profile/Alexander_Ivaniuk/publication/322077869_Proektirovanie_vstraivaemyh_cifrovyh_ustrojstv_i_sistem/links/5a437

24caca272d2945a0464/Proektirovanie-vstraivaemyh-cifrovyh-ustrojstv-i-sistem.pdf (глава 5, раздел 4)

Задание.

1. Изучите классическую работу У. Рурмаира о криптографических атаках с помощью машинного обучения на ФНФ.

U. Ruhrmair et al., “Modeling attacks on physical unclonable functions,” in Proc. ACM Conf. on Comp. and Comm. Secur. (CCS’10), Oct. 2010, pp. 237–249.

https://eprint.iacr.org/2010/251.pdf

2. Сформулируйте задачу в терминах машинного обучения.
3. Обучите модель, которая могла бы предсказывать ответы по запросам, которых нет в обучающей выборке.
4. Применить как минимум 3 различных алгоритма (например, метод опорных векторов, логистическая регрессия и градиентный бустинг).
5. Какая метрика наиболее подходит для оценки качества алгоритма?
6. Какой наибольшей доли правильных ответов (Accuracy) удалось достичь?
7. Какой размер обучающей выборки необходим, чтобы достигнуть доли правильных ответов минимум 0.95?
8. Как зависит доля правильных ответов от N?
9. Ответы на вопросы представьте в виде графиков.
10. Развернутые ответы на вопросы оформите в виде отчета.