# Министерство образования и науки Российской Федерации Санкт-Петербургский государственный технический университет Институт прикладной математики и механики Кафедра «Телематика»

#### ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА

#### $\Pi O TEME$

«Деревья решений»

по направлению 02.04.01.02 «Организация и управление суперкомпьютерными системами»

Выполнил:

Студент гр. 13643.1 Титов А.И.

Проверил: Уткин Л.В.

Санкт-Петербург 2019

## Оглавление

Постановка задачи		3
1	Крестики-нолики и спам e-mail сообщений	4
2	Сгенерированный dataset	5
3	Titanic dataset	6

### Постановка задачи

Требуется выполнить следующие задачи:

- 1. Исследовать, как объем обучающей выборки и количество тестовых данных, влияет на точность классификации или на вероятность ошибочной классификации в примере крестики-нолики и примере о спаме e-mail сообщений.
- 2. Стенерировать 100 точек с двумя признаками X1 и X2 в соответствии с нормальным распределением так, что первые 50 точек (class -1) имеют параметры: мат. ожидание X1 равно 10, мат. ожидание X2 равно 14, среднеквадратические отклонения для обеих переменных равны 4. Вторые 50 точек (class +1) имеют параметры: мат. ожидание X1 равно 20, мат. ожидание X2 равно 18, среднеквадратические отклонения для обеих переменных равны 3. Построить соответствующие диаграммы, иллюстрирующие данные. Построить байесовский классификатор и оценить качество классификации.
- 3. Разработать байесовский классификатор для данных Титаник (Titanic dataset).

## 1 Крестики-нолики и спам e-mail сообщений

Для того чтобы исследовать, как объем обучающей выборки влияет на точность классификации были проделаны следующие шаги:

- 1. Загрузка и препроцессинг исходных данных из файла в структуру data\_frame. Для хранения и препроцессинга использован пакет pandas.
- 2. Инициализация классификатора GaussianNB из пакета sklearn.
- 3. Выполнение цикла по разбиению соотношения обучающей и тестовой выборки от 0.1 до 0.9 с количеством шагов 10. Разбиение производится с помощью метода  $train\_test\_split$  из пакета sklearn.
- 4. Применение классификатора к каждому разбиению. На данном этапе происходит основная часть вычислений:
  - рандомизация исходных данных;
  - использование наивного Байесовского классификатора для вычисления условных апостериорных вероятностей категориальных переменных при условии независимости признаков;
  - оценка полученной модели;
  - сравнение прогнозируемых значений с исходными;
  - вычисление значения вероятности ошибочной классификации.
- 5. Далее происходит построение графика зависимости значения вероятности ошибочной классификации от объема обучающей выборки.
- 6. Также выводится таблица, отображающая ошибки кластеризации для разбиения исходной выборки с соотношением обучающей выборки к тестовой 0.8.

Вычисления производились на двух выборках: крестики-нолики и спам e-mail сообщений. Соответственно, в результате получилось 2 графика (см. Рис.1-2). А также получена таблица, отображающая ошибки кластеризации для разбиения исходной выборки с соотношением обучающей выборки к тестовой 0.8. (см. таблица 1-2)

	0	1
0	129	0
1	50	13

Таблица 1. Сравнение результатов с исходными данными («Крестики-нолики»)

	0	1
0	382	166
1	16	357

Таблица 2. Сравнение результатов с исходными данными («Спам e-mail сообщений»)

# 2 Сгенерированный dataset

Для построения Байесовского классификатора и оценки качества классификации выполнены следующие шаги:

- 1. Генерация двух векторов по 100 элементов согласно заданным параметрам.
- 2. Составление таблицы из полученных векторов, а также назначение меток класса получившимся элементам.
- 3. Рандомизация таблицы. Разбиение исходной выборки на обучающее и тестирующее множество.
- 4. Использование наивного Байесовского классификатора для вычисления условных апостериорных вероятностей категориальных переменных при условии независимости признаков.
- 5. Оценка полученной модели.
- 6. Построение таблицы для сравнения прогнозируемых значений с исходными (см. таблица 3).
- 7. Построение графика принадлежности сгенерированных точек определённому классу. (см. рис. 3)
- 8. Построение графика зависимости значения вероятности ошибочной классификации от объема обучающей выборки. (см. рис. 4) (Аналогично предыдущей задаче)

	-1	1
-1	7	1
1	0	12

Таблица 3. Сравнение результатов с исходными данными (Сгенерированный dataset))

Тестирующая выборка 20% от исходной, следовательно для классификации было использовано 20 элементов. Анализируя Таблицу 3, можно сделать вывод о том, что лишь 1 значение было классифицировано неверно. Таким образом, величина ошибки для данного примера составила 0.05.

#### 3 Titanic dataset

Для разработки байесовского классификатора для данных «Титаник» выполнены следующие шаги:

- 1. Загрузка и препроцессинг обучающей и тестирующей выборок в соответствующие таблицы.
- 2. Использование наивного Байесовского классификатора для вычисления условных апостериорных вероятностей категориальных переменных при условии независимости признаков.
- 3. Оценка полученной модели.
- 4. Построение таблицы для сравнения прогнозируемых значений с исходными (см. таблица 4).
- 5. Вычисление значения вероятности ошибочной классификации.
- 6. Построение графика зависимости значения вероятности ошибочной классификации от объема обучающей выборки. (см. рис. 5) (Аналогично предыдущей задаче)

	0	1
0	221	45
1	39	113

Таблица 4. Сравнение результатов с исходными данными (Titanic dataset))

Таким образом величина ошибочной классификации в примере составила  $\approx 0, 21$ . Стоит заметить, что на изначальная выборка тестовых данных была получена основываясь на гендерном признаке выживания (указано в источнике выборки https://www.kaggle.com/c/titanic/). В данном примере обучение производилось по всем возможным колонкам, за исключением колонки «Ticket», а также колонки «SibSp» и «Parch» были заменены на их сумму + 1 (колонка «FamilySize»), колонка «Cabin» была заменена на колонку с бинарными значениями «HasCabin».