

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ им. ПЕТРА ВЕЛИКОГО

Институт прикладной математики и механики

Высшая школа прикладной математики и вычислительной физики

Отчёт
по лабораторной работе №2 «Метод опорных векторов»
по дисциплине «Системы искусственного интеллекта»

Студентка гр. 3630201/70101 _____ О. В. Саксина

Преподаватель _____ Л. В. Уткин

Содержание

1	Задание 1	3
1.1	Постановка задачи	3
1.2	Реализация	3
2	Задание 2	3
2.1	Постановка задачи	3
2.2	Реализация	3
3	Задание 3	4
3.1	Постановка задачи	4
3.2	Реализация	5
4	Задание 4	7
4.1	Постановка задачи	7
4.2	Реализация	7
5	Задание 5	8
5.1	Постановка задачи	8
5.2	Реализация	8
6	Задание 6	9
6.1	Постановка задачи	9
6.2	Реализация	9

1 Задание 1

1.1 Постановка задачи

Построить алгоритм метода опорных векторов типа "C-classification" с параметром $C = 1$, используя ядро "linear". Визуализировать разбиение пространства признаков на области с помощью полученной модели. Вывести количество полученных опорных векторов, а также ошибки классификации на обучающей и тестовой выборках.

1.2 Реализация

Была обучена SVM-модель типа "C-classification" с параметром $C = 1$ и ядром "linear". График разбиения пространства признаков тестовых данных на области представлен на Рис. 1. Получено по два опорных вектора на тестовой и обучающей выборках, и в обоих случаях ошибки классификации отсутствуют.

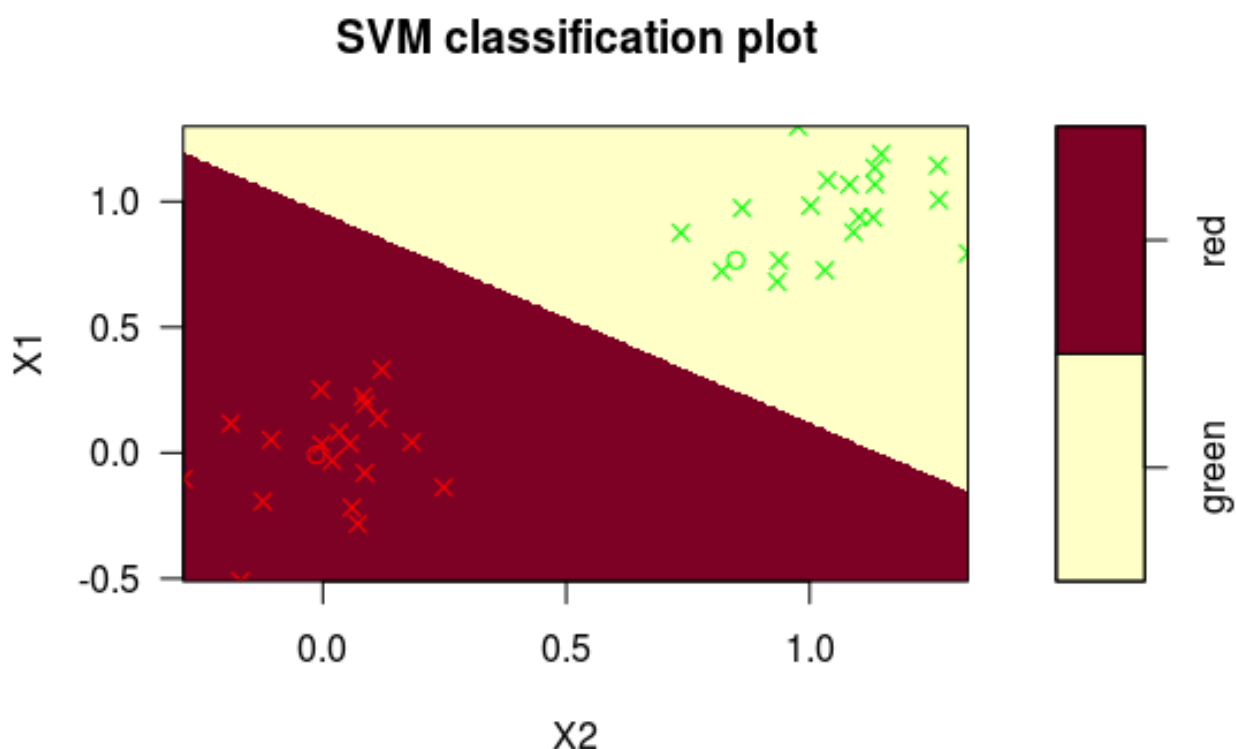


Рис. 1: Тестовая выборка

2 Задание 2

2.1 Постановка задачи

Используя алгоритм метода опорных векторов типа "C-classification" с линейным ядром, добиться нулевой ошибки сначала на обучающей выборке, а затем на тестовой, путем изменения параметра C . Выбрать оптимальное значение данного параметра и объяснить свой выбор.

2.2 Реализация

На рис. 2 и 3 представлены разбиения пространства признаков на области обучающей и тестовой выборки соответственно моделью с параметром $C = 1$.

Точность на обучающей выборке составила 96 %, на тестовой – 100%. Точность на обучающей выборке не изменялась с повышением значения параметра C до 1000000, что можно объяснить спецификой распределения данных. Но значительное повышение C уменьшало точность на тестовой выборке, что говорит о переобучении модели.

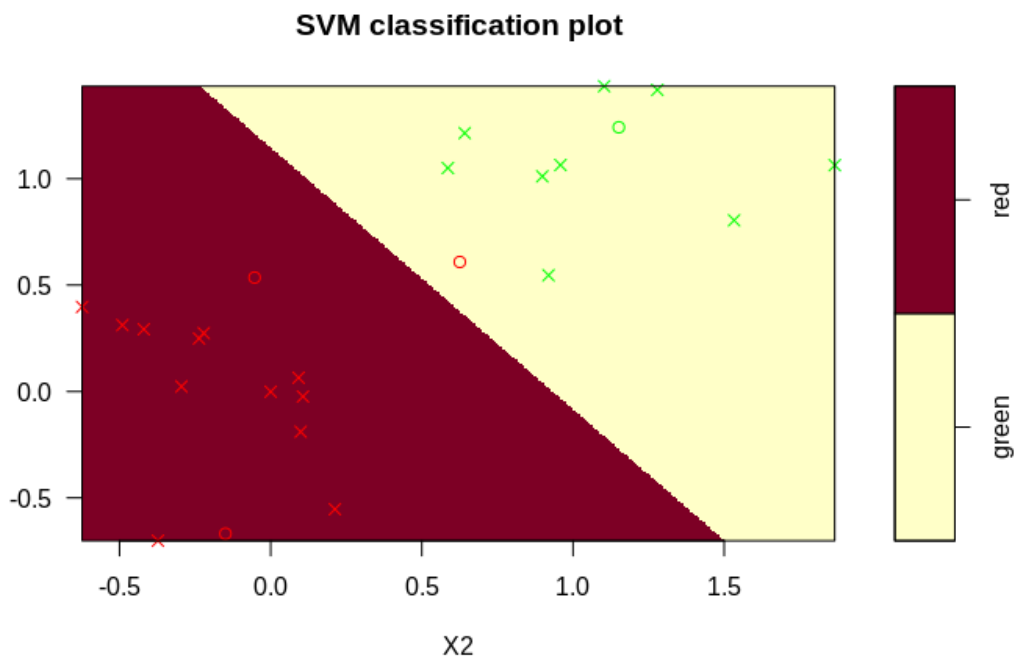


Рис. 2: Обучающая выборка

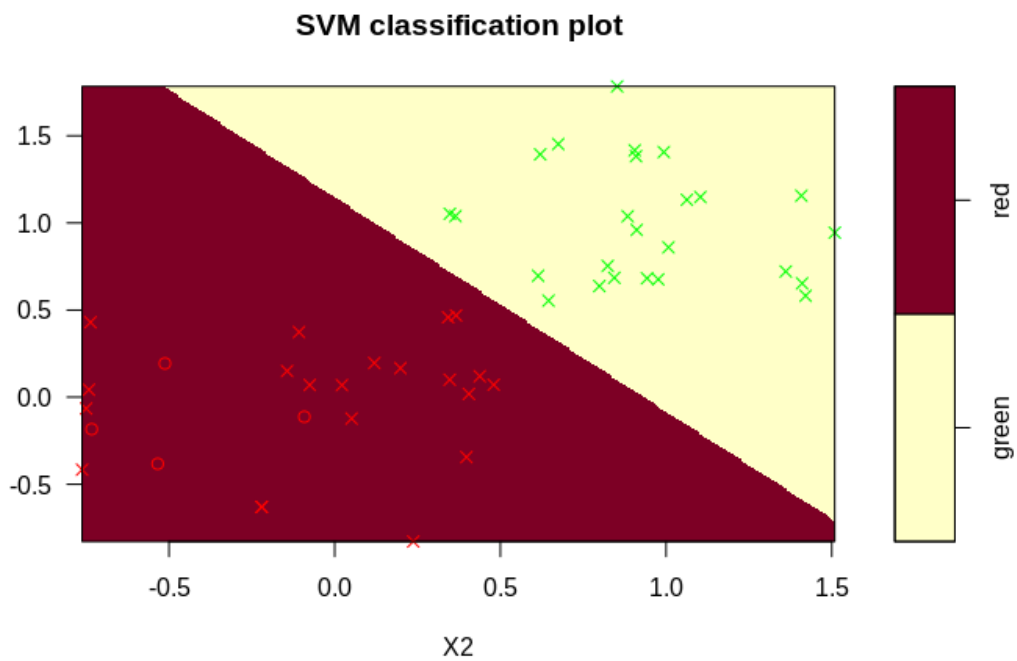


Рис. 3: Тестовая выборка

3 Задание 3

3.1 Постановка задачи

Среди ядер "polynomial" "radial" и "sigmoid" выбрать оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке. Попробовать различные значения параметра degree для полиномиального ядра.

3.2 Реализация

На рис. 3-5 представлены разбиения пространства признаков на области моделями с радиальным, сигмоидным и полиномиальным ядрами. Наименьшее количество ошибок классификации получила модель с радиальным ядром, что показано на рис. 7. На рис. 8 – разбиения пространства признаков на области моделями с полиномиальным ядром, со степенью полинома 4, 5 и 10 соответственно. Наименьшее количество ошибок было получено применением модели с параметром degree, равном 2.

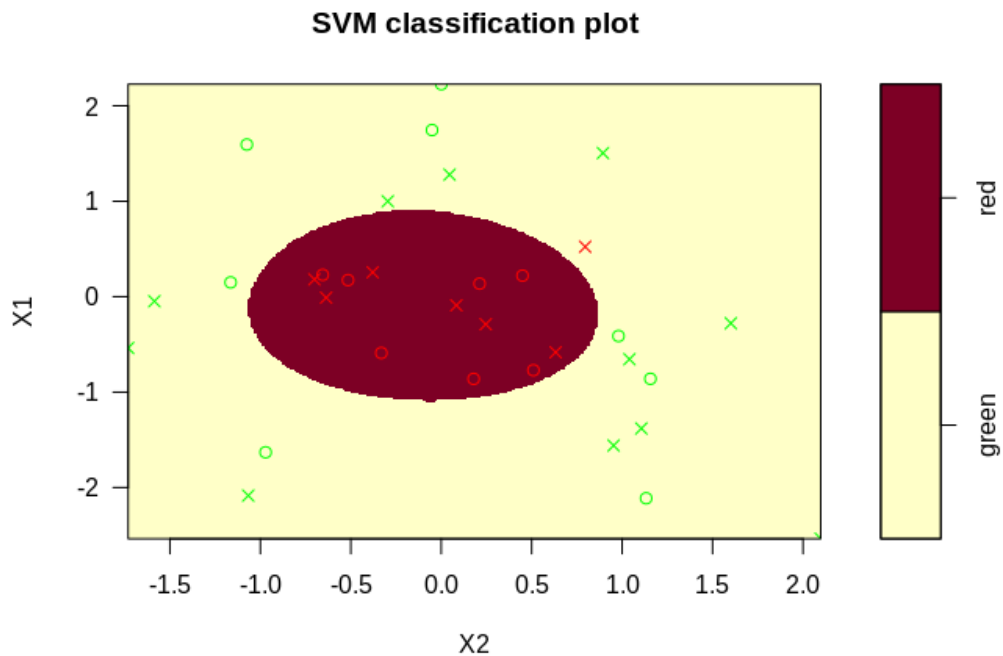


Рис. 4: Ядро radial

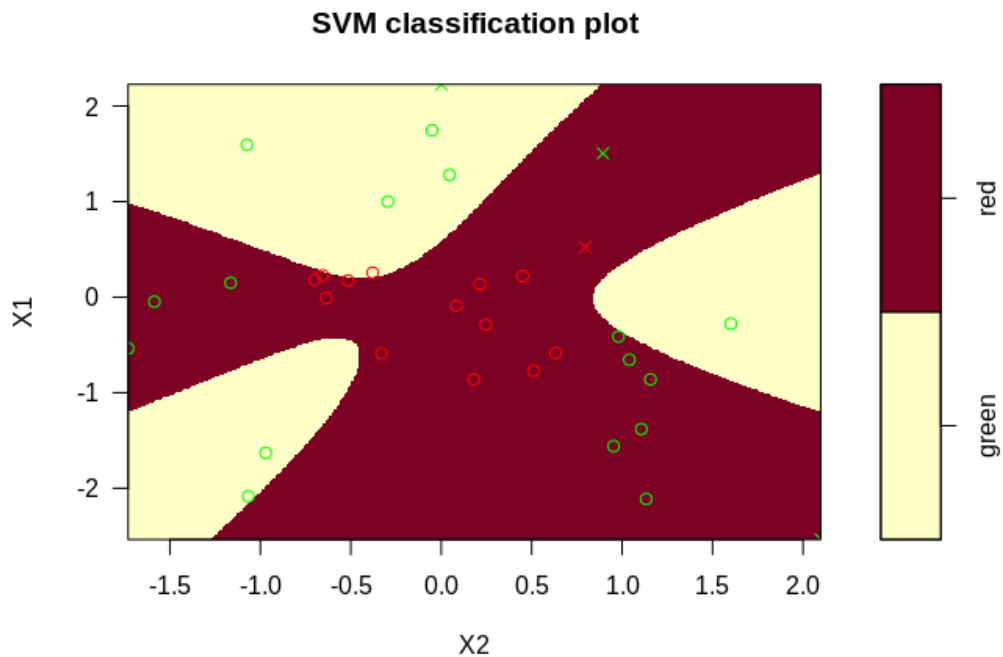


Рис. 5: Ядро sigmoid

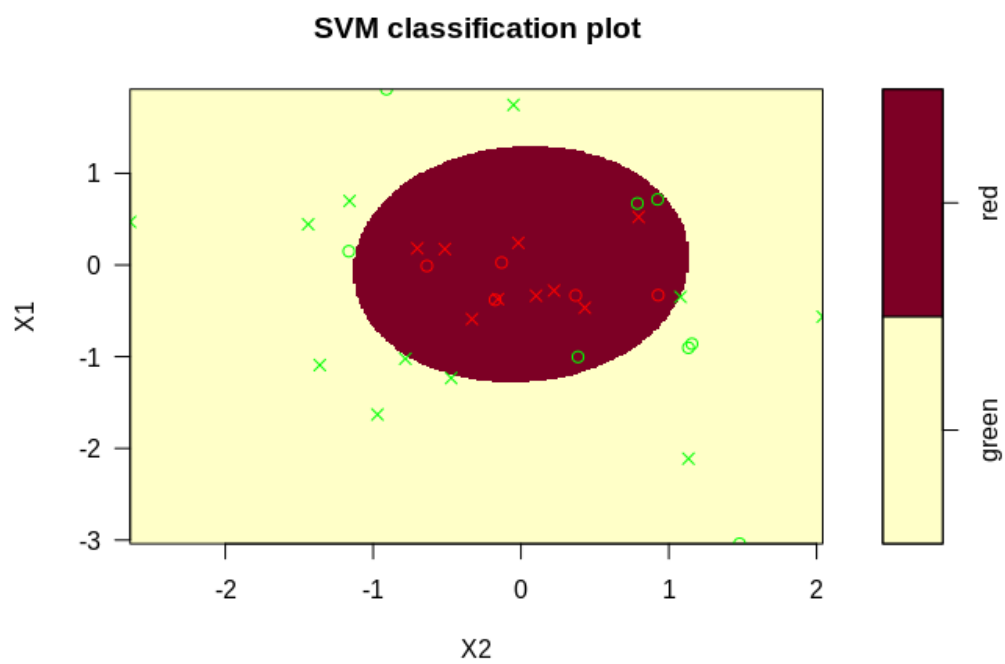


Рис. 6: Ядро polynomial (degree = 2)

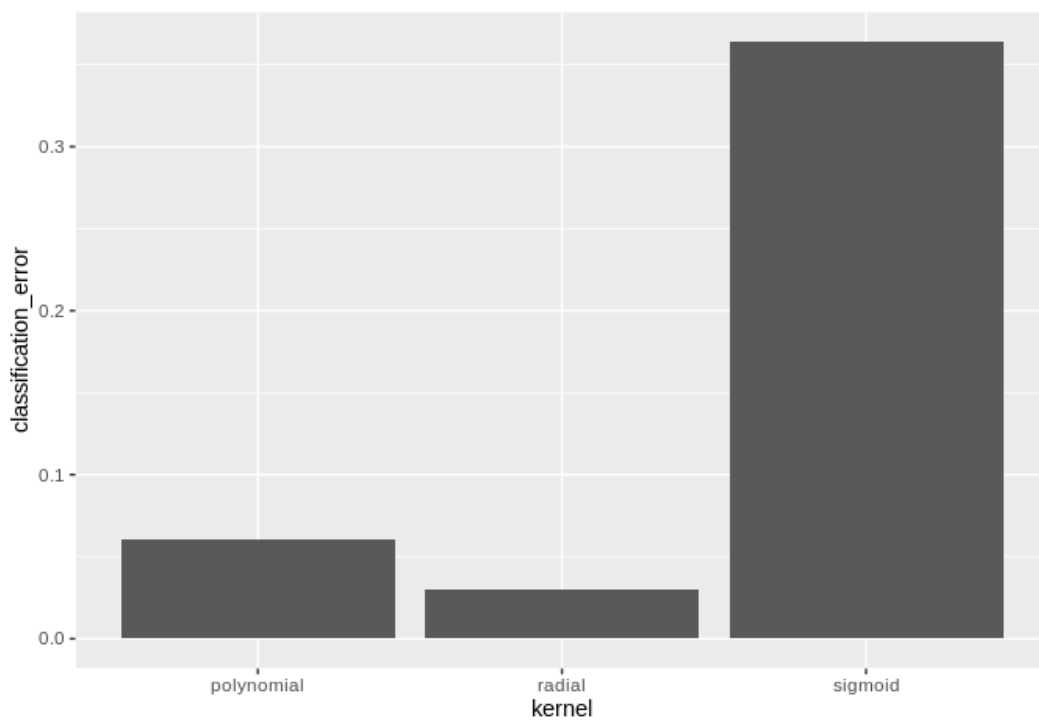


Рис. 7: Гистограмма распределения ошибок классификации по типам ядра

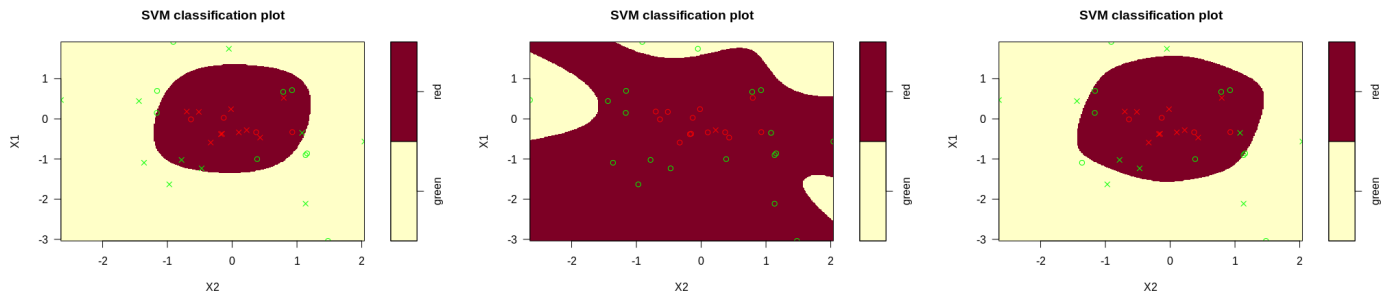


Рис. 8: Ядро polynomial с параметром degree 4, 5, 10

4 Задание 4

4.1 Постановка задачи

Среди ядер "polynomial", "radial" и "sigmoid" выбрать оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке.

4.2 Реализация

На рис. 9 представлены разбиения пространства признаков на области моделями с полиномиальным, радиальным и сигмоидным ядрами.

Полученное распределение ошибок классификации: полиномиальное – 0.130, радиальное – 0.110, сигмоидное – 0.195. Результаты применения всех моделей на тестовой выборке дали результаты классификации с точностью близкой к 100%.

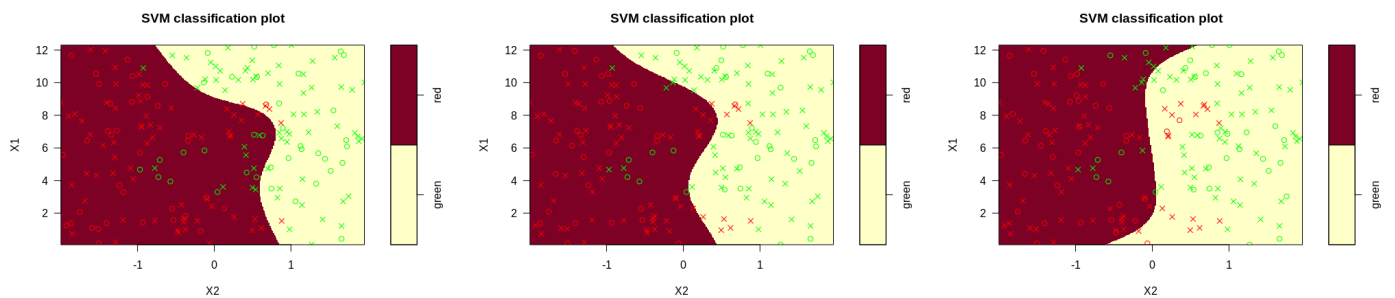


Рис. 9: Ядро polynomial с параметром degree 4, 5, 10

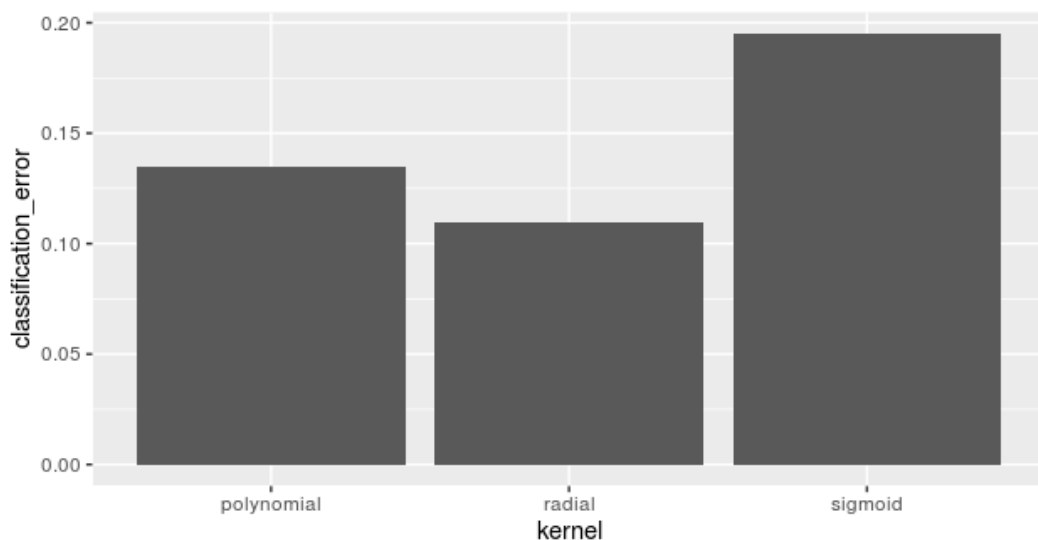


Рис. 10: Зависимость ошибки классификации от типа ядра

5 Задание 5

5.1 Постановка задачи

Среди ядер "polynomial", "radial" и "sigmoid" выбрать оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке. Изменяя значение параметра γ , продемонстрировать эффект переобучения, выполнить при этом визуализацию разбиения пространства признаков на области.

5.2 Реализация

На рис. 11 представлены разбиения пространства признаков на области моделями с полиномиальным, радиальным и сигмоидным ядрами с различными значениями параметра γ . При $\gamma = 1$ лучшую точность даёт модель с ядром radial (рис. 12). Точность модели достигает 96%, что является достаточно высоким значением и может говорить о переобучении. На графиках видно, как при увеличении γ края областей всё больше изгибаются, форма области подгоняется под данные, что очевидно приводит к переобучению модели в особенности для модели с радиальным ядром. Данный вывод продемонстрирован на рис. 13.

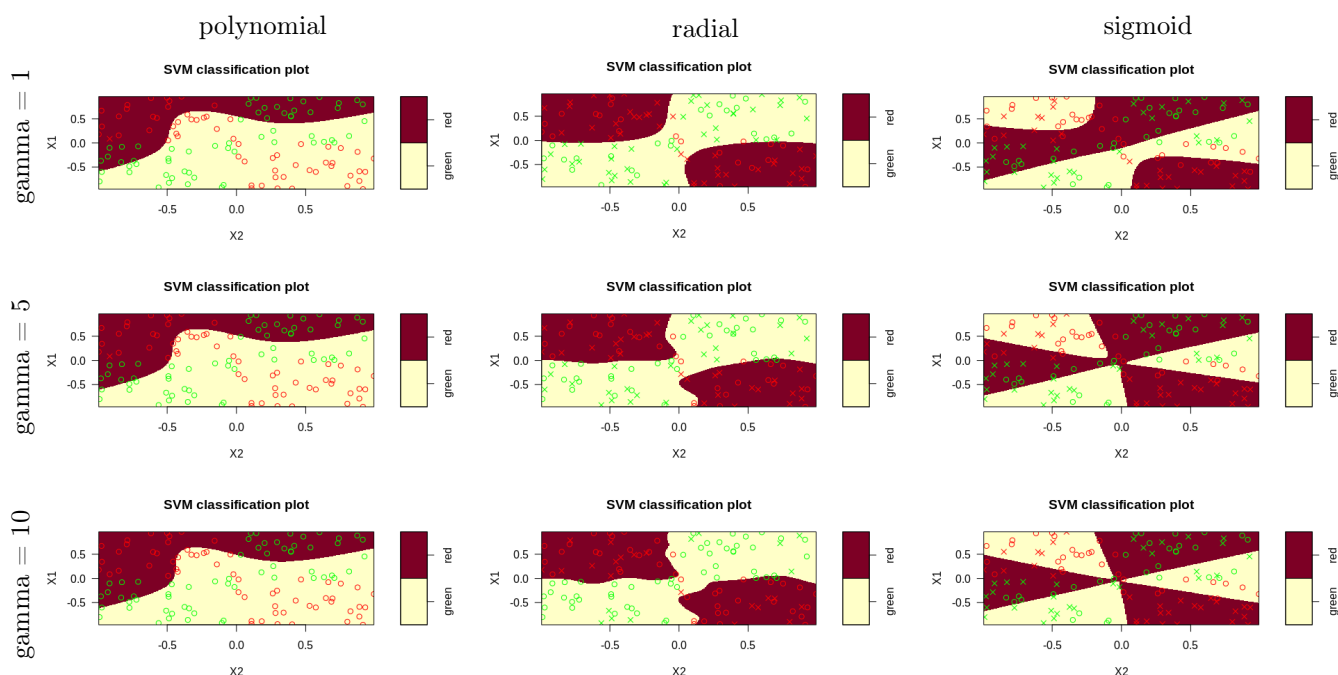


Рис. 11: Разбиения пространства признаков на области

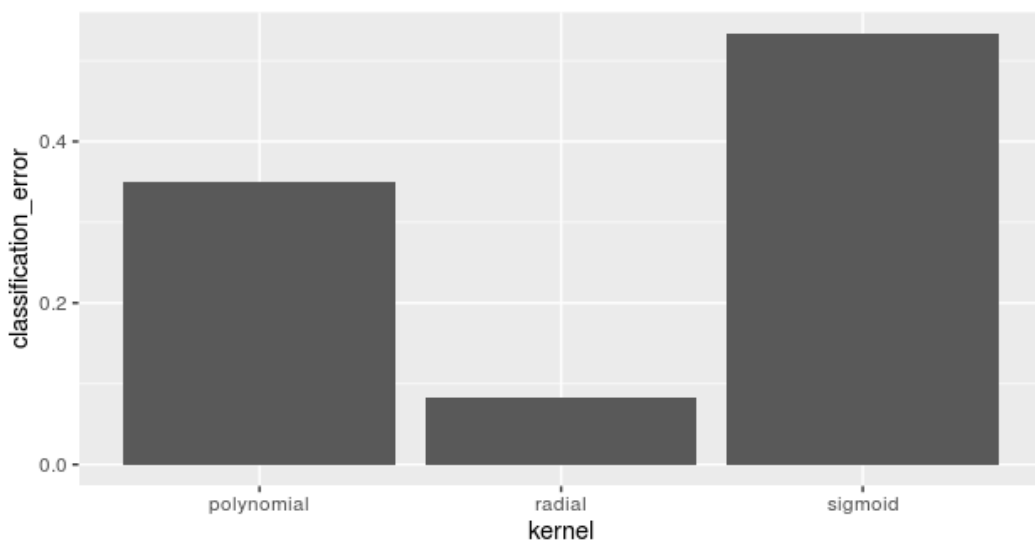


Рис. 12: Зависимость ошибки классификации от типа ядра

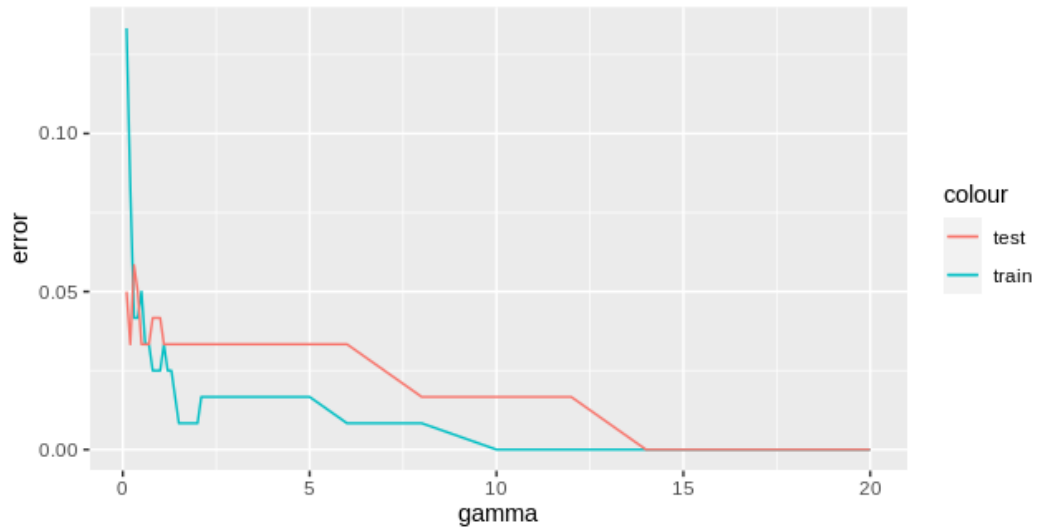


Рис. 13: Зависимость ошибки классификации от значения gamma в модели с ядром radial

6 Задание 6

6.1 Постановка задачи

Построить алгоритм метода опорных векторов типа "eps-regression" с параметром $C = 1$, используя ядро "radial". Отобразить на графике зависимость среднеквадратичной ошибки на обучающей выборке от значения параметра ϵ .

6.2 Реализация

Для данных, представленных на рис. 13, была построена модель svm регрессии. По графику, изображённому на рис. 14, видно, что с ростом значения параметра ϵ среднеквадратичная ошибка увеличивается, т.к. при обучении модели ошибки, находящиеся на расстоянии ϵ от построенной линии регрессии игнорируются,.

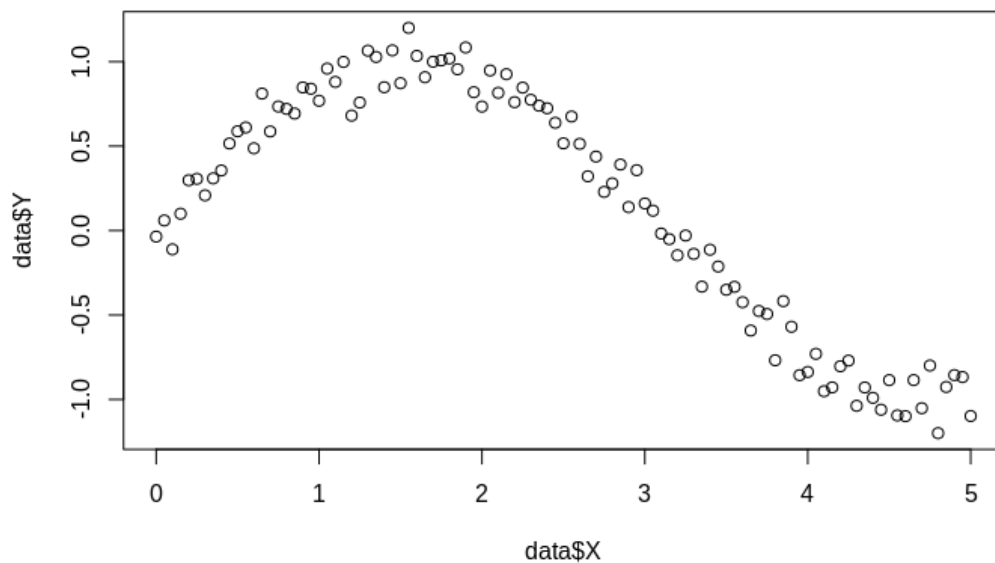


Рис. 14: Распределение данных

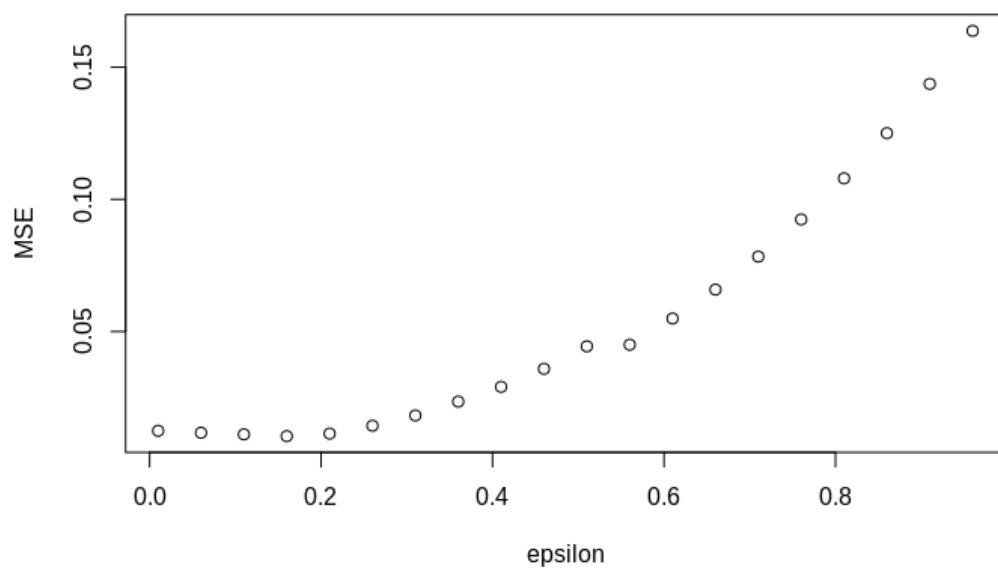


Рис. 15: График зависимости среднеквадратичной ошибки от ϵ