

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

## **ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА**

### **ПО ТЕМЕ**

#### **«Метод опорных векторов»**

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 Набор данных «svmdata1»	4
2 Набор данных «svmdata2»	5
3 Набор данных «svmdata3»	7
4 Набор данных «svmdata4»	10
5 Набор данных «svmdata5»	11
6 Набор данных «svmdata6»	14

# Постановка задачи

Требуется выполнить следующие задачи:

1. Постройте алгоритм метода опорных векторов типа «C-classification» с параметром  $C = 1$ , используя ядро «linear». Визуализируйте разбиение пространства признаков на области с помощью полученной модели. Выведите количество полученных опорных векторов, а также ошибки классификации на обучающей и тестовой выборках.
2. Используя алгоритм метода опорных векторов типа «C-classification» с линейным ядром, добейтесь нулевой ошибки сначала на обучающей выборке, а затем на тестовой, путем изменения параметра  $C$ .
3. Среди ядер «polynomial», «radial» и «sigmoid» выберите оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке. Попробуйте различные значения параметра  $degree$  для полиномиального ядра.
4. Среди ядер «polynomial», «radial» и «sigmoid» выберите оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке.
5. Среди ядер «polynomial», «radial» и «sigmoid» выберите оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке. Изменяя значение параметра  $gamma$ , продемонстрируйте эффект переобучения, выполните при этом визуализацию разбиения пространства признаков на области.
6. Постройте алгоритм метода опорных векторов типа «eps-regression» с параметром  $C = 1$ , используя ядро «radial». Отобразите на графике полученные точки обучающей выборки, опорные векторы, восстановленную зависимость и ее  $\epsilon$ -окрестность.

Данные для обучения и тестирования SVM-моделей, которые необходимо построить в приведенных выше заданиях, хранятся в файлах с именами `svmdatal.txt` и `svmdataltest.txt`, где  $I$  номер задания.

# 1 Набор данных «svmdata1»

На основе метода опорных векторов типа «C-classification» был построен классификатор с параметром  $C = 1$  и ядром «linear». Были построены графики разбиения пространства для обучающей и тестирующей выборок (рис. 1).

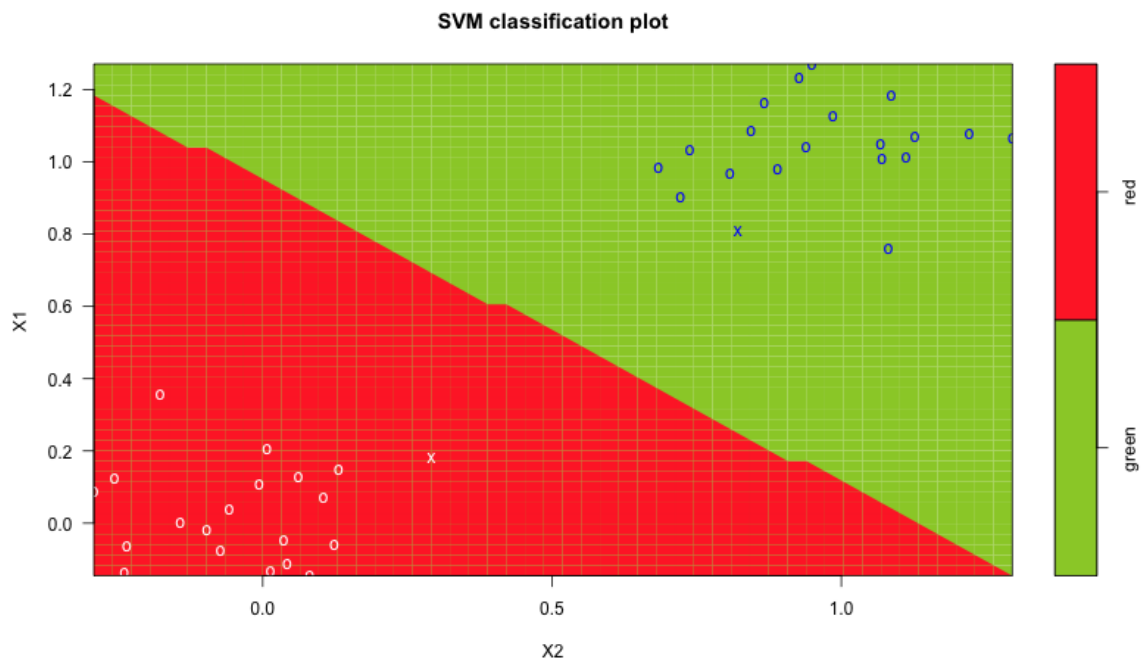


Рис. 1. Разбиение пространства для обучающей выборки



Рис. 2. Разбиение пространства для тестирующей выборки

Для были найдены ошибки классификации и количество опорных векторов (таблица 1).

Выборка	Тренирующая	Тестирующая
Ошибка классификации	0.0	0.0
Количество опорных векторов	2	2

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

## 2 Набор данных «svmdata2»

В качестве классификатора выбран метод опорных векторов типа «C-classification» с линейным ядром. Для того, чтобы добиться нулевой ошибки на обучающей выборке параметру  $C$  было присвоено значение 183. Однако, в таком случае присутствует ошибка 0.06 на тестовой выборке. Разбиение пространства для этого случая изображено ниже (рис. 3-4).

Для того, чтобы добиться нулевой ошибки на тестирующей выборке параметру  $C$  было присвоено значение 1. Однако, в таком случае присутствует ошибка 0.02 на тренировочной выборке. Разбиение пространства для этого случая изображено ниже (рис. 5-6).

Вообще говоря, я бы склонился к использованию параметра  $C = 1$ , так как в данном случае допустить всего одну ошибку в тренировочной выборке не так страшно, как допустить 3 ошибки в тестирующей выборке.

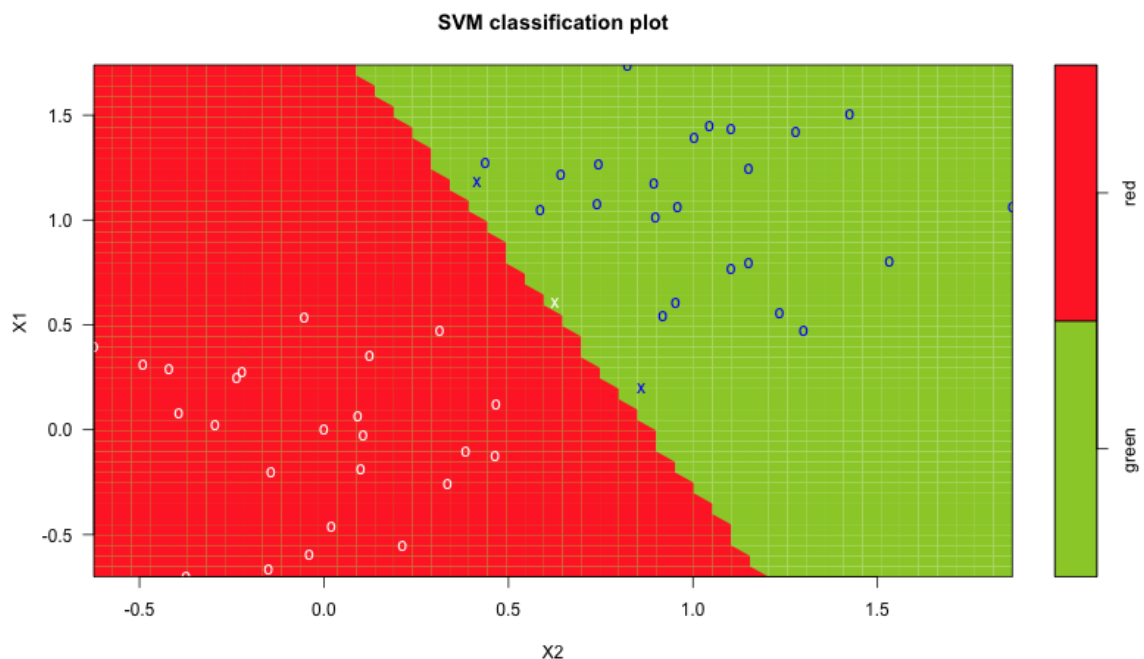


Рис. 3. Разбиение пространства для обучающей выборки с параметром  $C = 183$

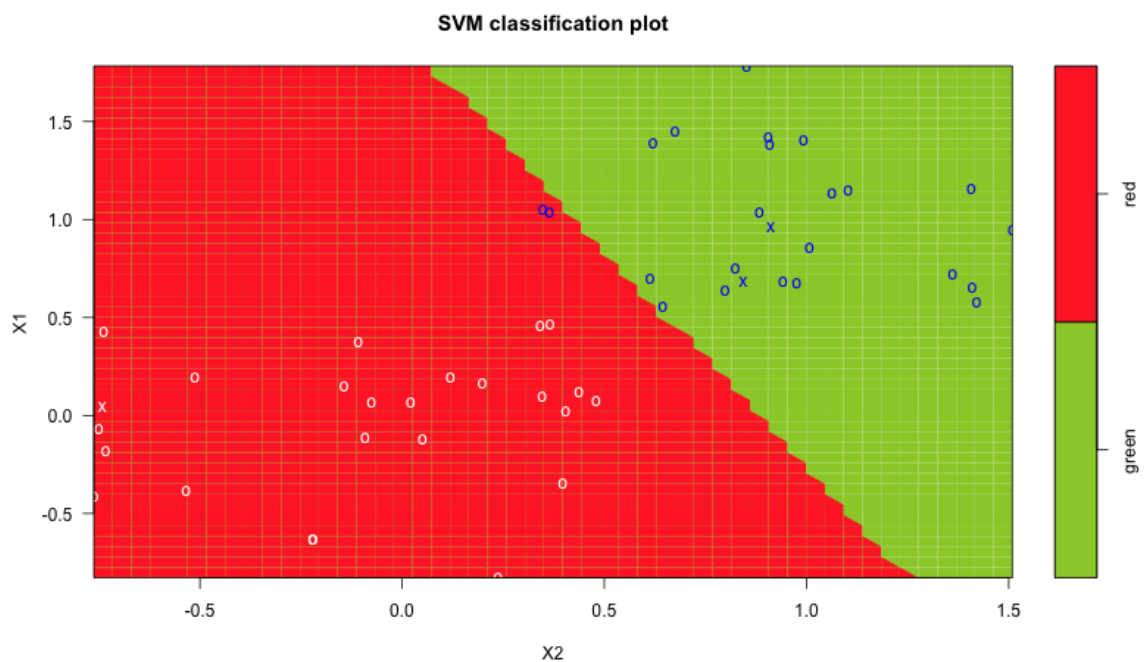


Рис. 4. Разбиение пространства для тестирующей выборки с параметром  $C = 183$

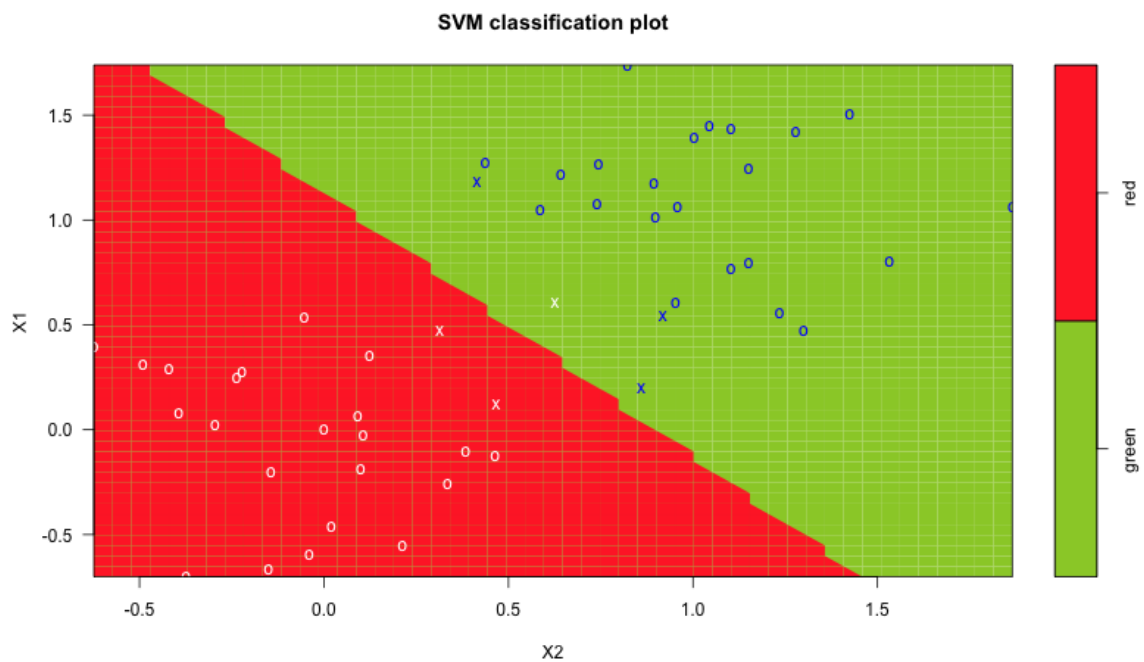


Рис. 5. Разбиение пространства для обучающей выборки с параметром  $C = 1$

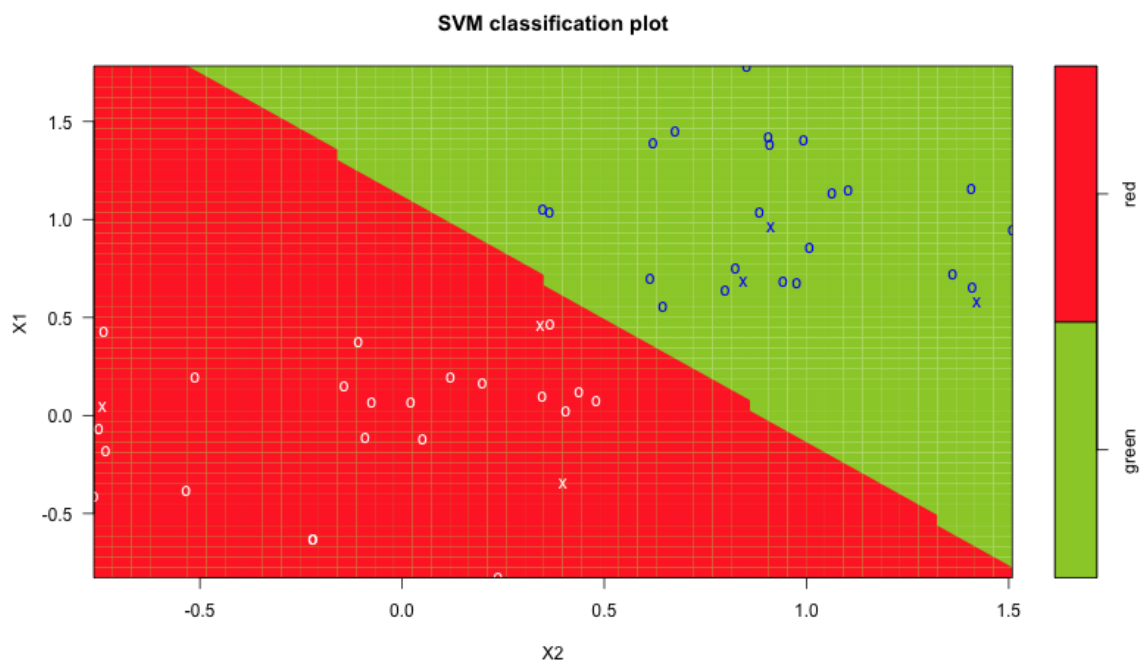


Рис. 6. Разбиение пространства для тестирующей выборки с параметром  $C = 1$

### 3 Набор данных «svmdata3»

На данной выборке было проведен анализ влияния параметра  $\text{degree}$  на точность предсказаний в случае полиномиального ядра (рис. 7).

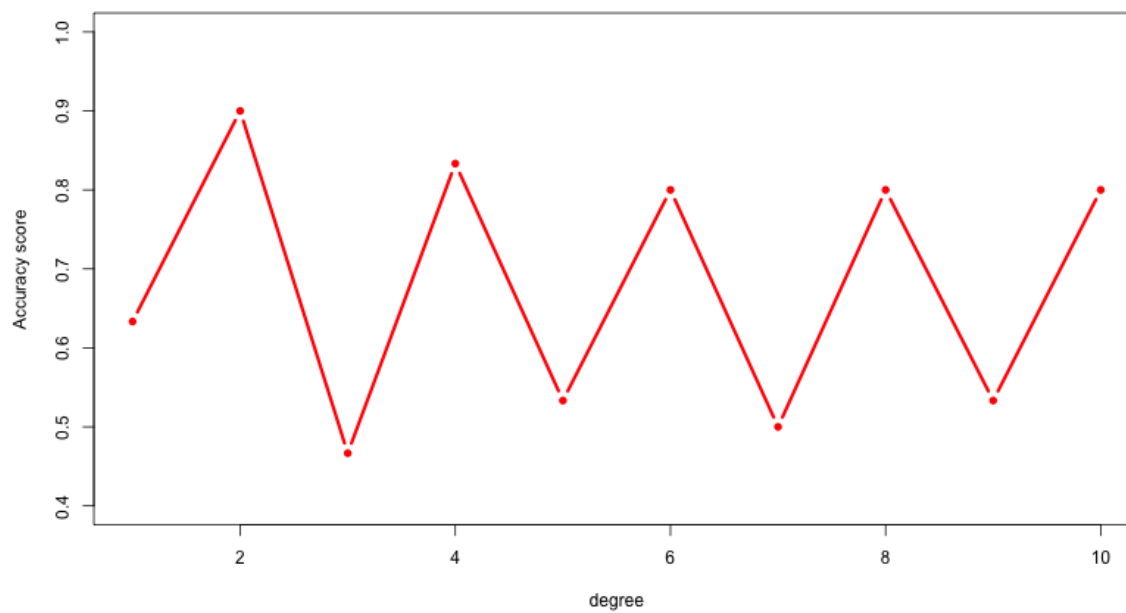


Рис. 7. Зависимость точности от параметра  $\text{degree}$

Было проведено сравнение функций ядра «polynomial», «radial» и «sigmoid» по количеству ошибок на тестовой выборке (таблица 2). Для типа ядра «polynomial» было использовано значение  $\text{degree} = 2$  в качестве оптимального.

Ядро	Точность
«polynomial»	0.9
«radial»	0.93
«sigmoid»	0.6

Таблица 2. Зависимость точности от типа ядра

Для каждого обучения были построены графики разбиения пространства для тестирующей выборки (рис. 8 - 10).

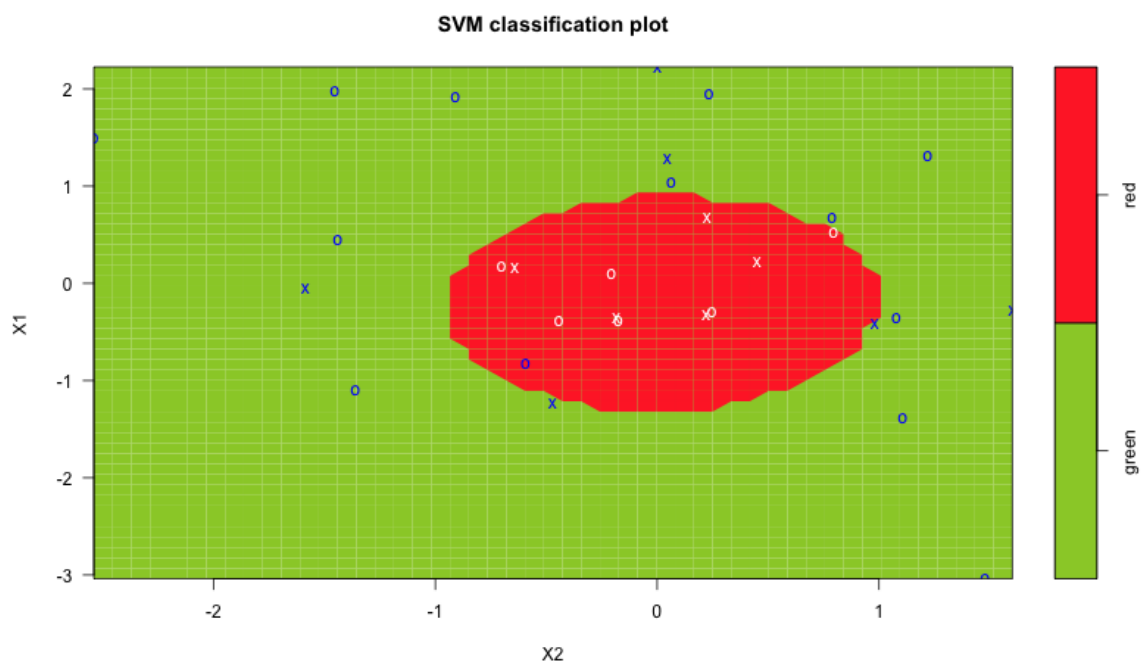


Рис. 8. Разбиение пространства для тестирующей выборки с ядром «polynomial»



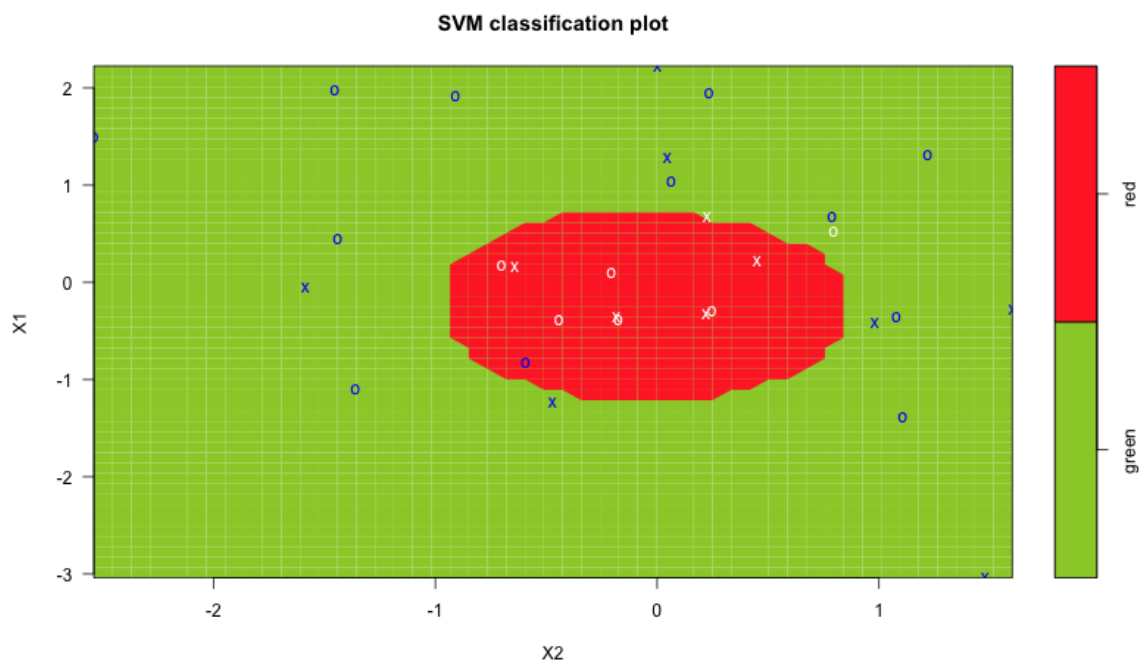


Рис. 9. Разбиение пространства для тестирующей выборки с ядром «radial»

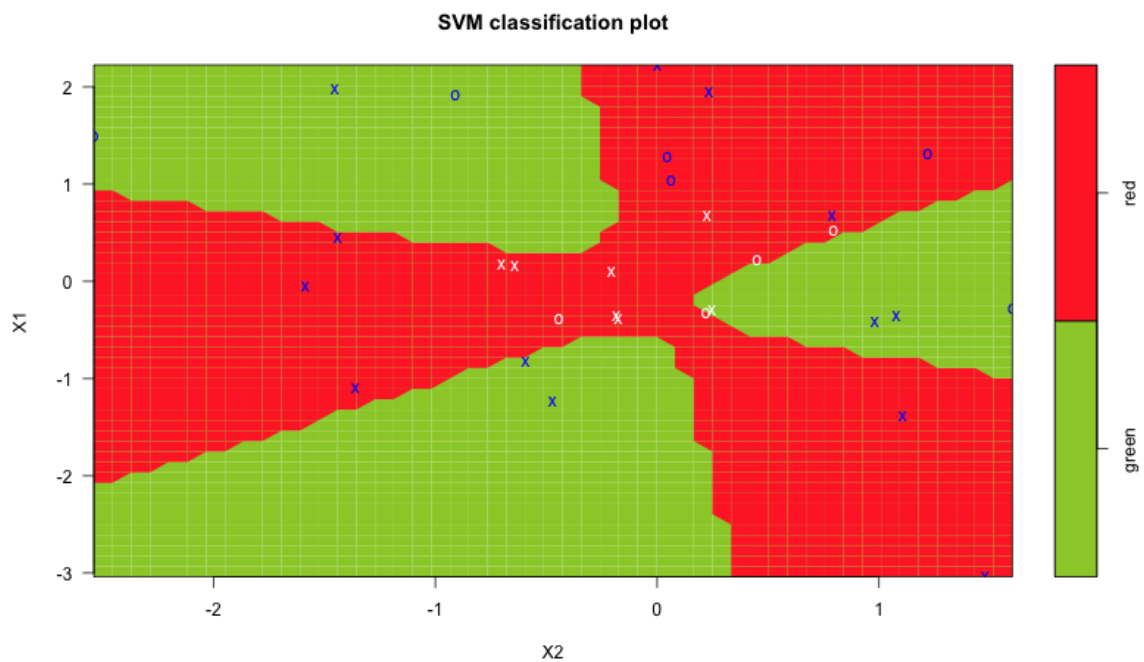


Рис. 10. Разбиение пространства для тестирующей выборки с ядром «sigmoid»

## 4 Набор данных «svmdata4»

На основе метода опорных векторов построено три классификатора, которые отличаются типом ядра: «polynomial», «radial» и «sigmoid». Для тестирующей выборки была собрана информация о точности классификации для всех трех типов ядер (таблица 3 и рис. 11). Из представленных данных можно сделать вывод, что применение ядра «radial» наиболее уместно.

Ядро	Точность
«polynomial»	0.87
«radial»	0.89
«sigmoid»	0.8

Таблица 3. Зависимость точности от типа ядра

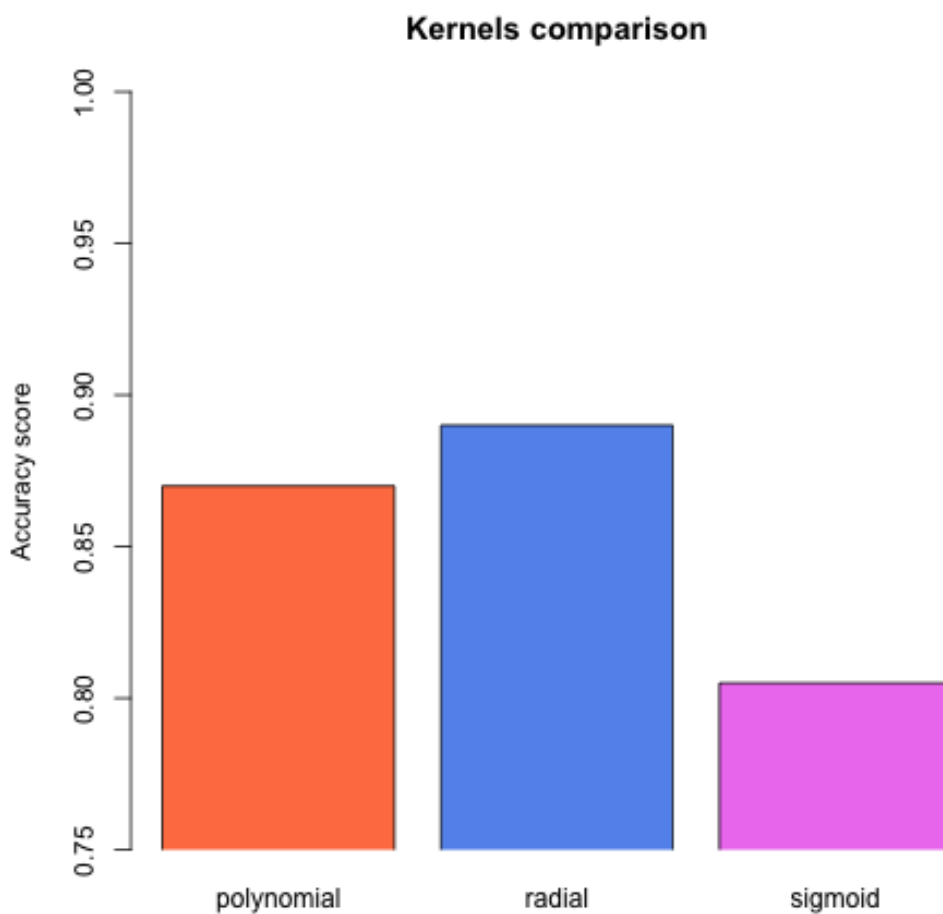


Рис. 11. Зависимость точности от типа ядра

## 5 Набор данных «svmdata5»

На основе метода опорных векторов построено три классификатора, которые отличаются типом ядра: «polynomial», «radial» и «sigmoid». Для тестирующей выборки была собрана информация о точности классификации для всех трех типов ядер (таблица 4 и рис. 12). Из представленных данных можно сделать вывод, что применение ядра «radial» наиболее уместно.

Ядро	Точность
«polynomial»	0.43
«radial»	0.92
«sigmoid»	0.47

Таблица 4. Зависимость точности от типа ядра

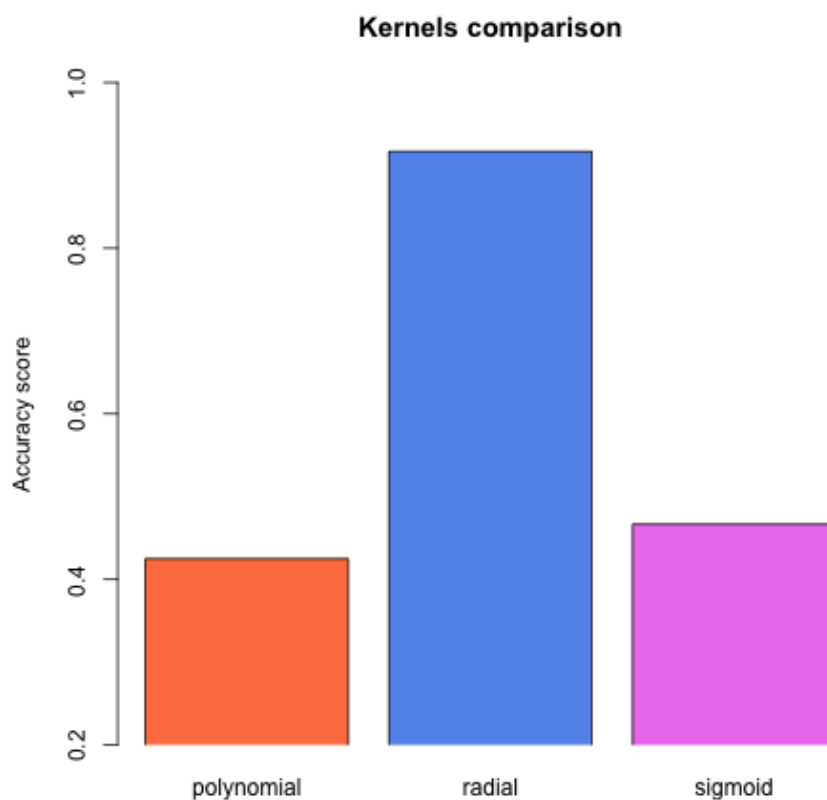


Рис. 12. Зависимость точности от типа ядра

Также проведено исследование влияния параметра  $\gamma$  на результат обучения (рис. 13). Для дальнейшего анализа используется тип ядра «polynomial».

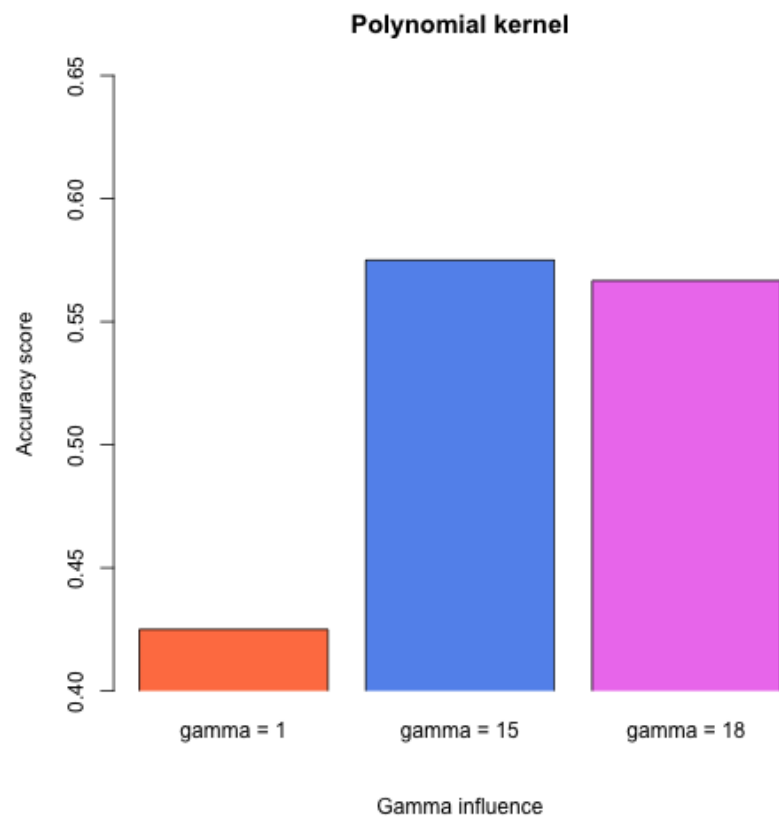


Рис. 13. Зависимость точности от параметра gamma

Построены графики визуализации разбиения пространства признаков при переобучении, связанном с изменением параметра gamma (рис. 14 - 16).

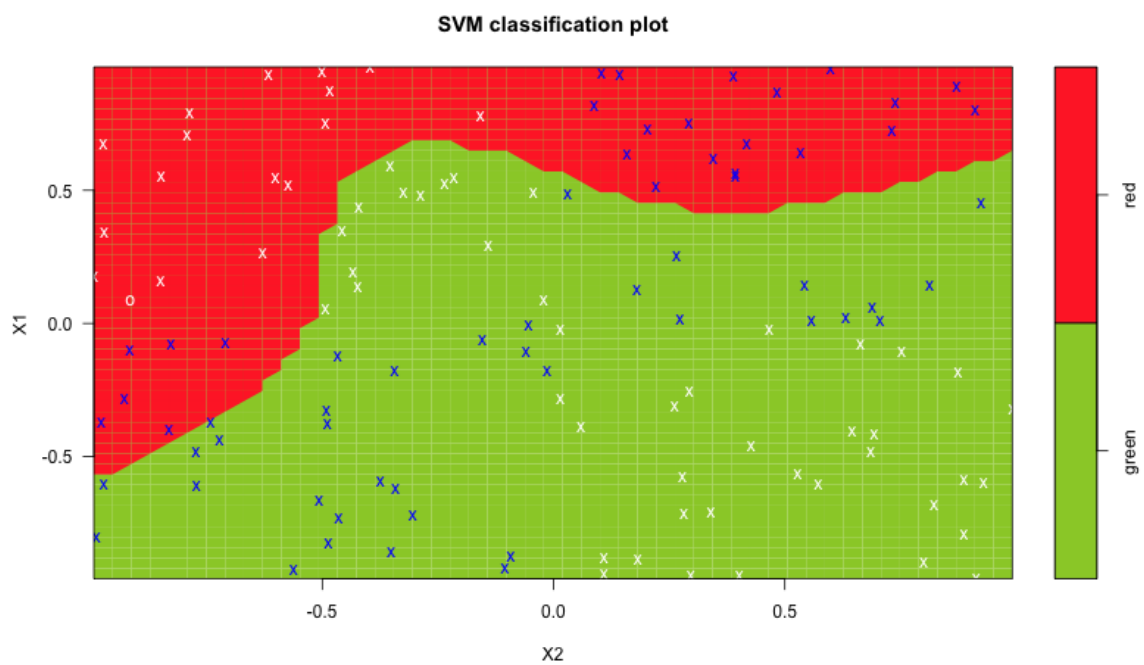


Рис. 14. Разбиение пространства при gamma = 1

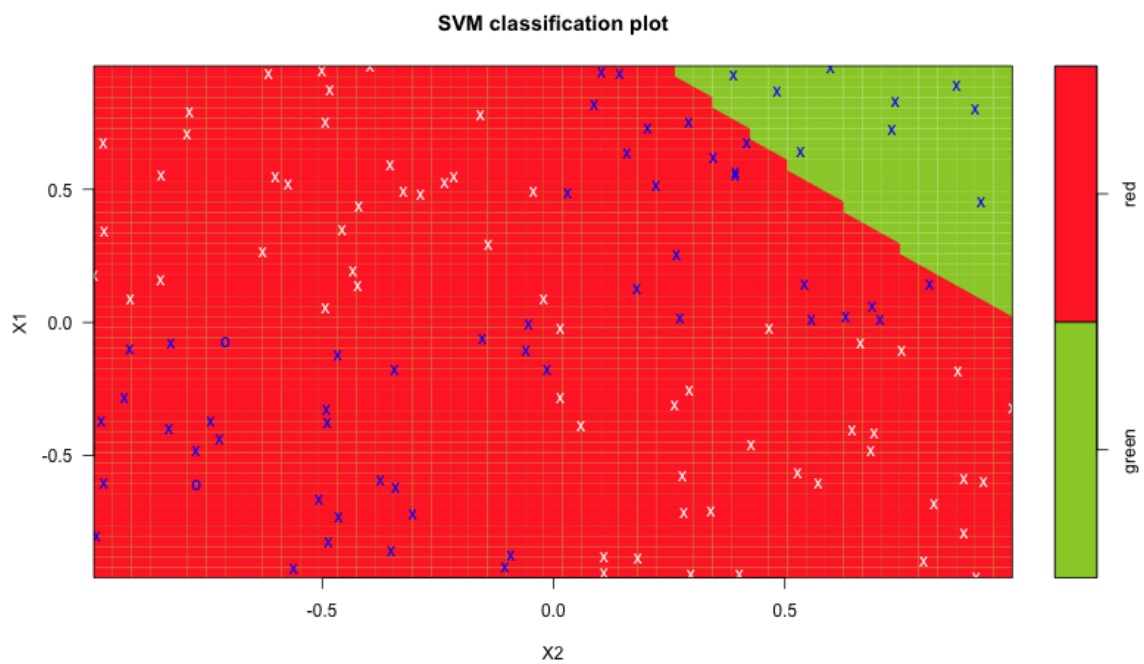


Рис. 15. Разбиение пространства при  $\gamma = 15$

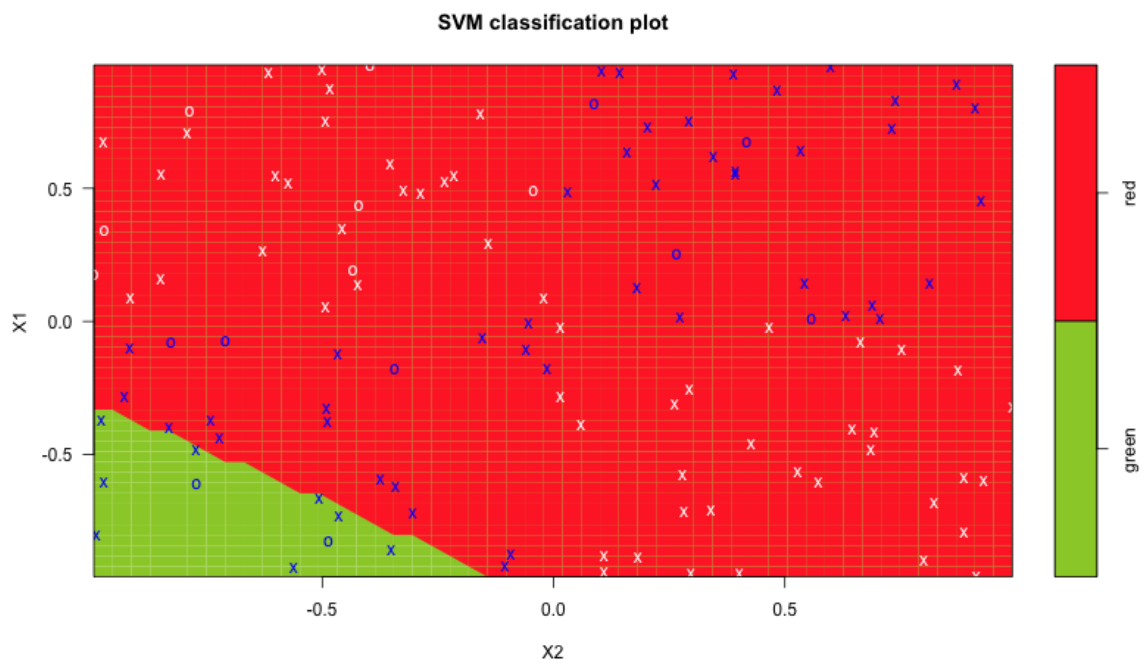


Рис. 16. Разбиение пространства при  $\gamma = 18$

## 6 Набор данных «svmdata6»

На основе метода опорных векторов типа « $\epsilon$ -regression» был построен классификатор. Построен график на котором изображена исходная выборка, опорные векторы, восстановленная зависимость и ее  $\epsilon$ -окрестность (рис. 17).

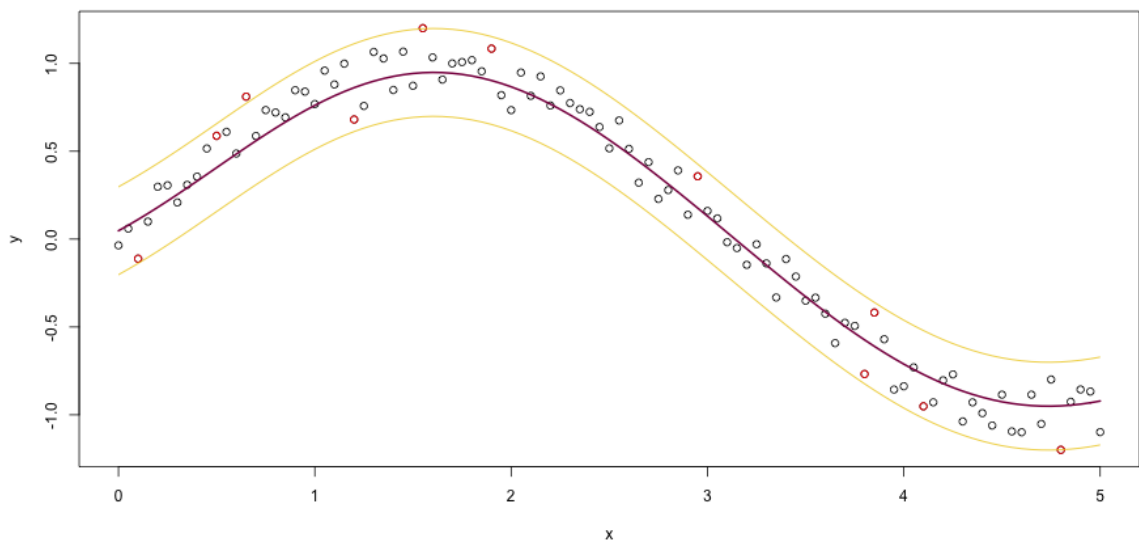


Рис. 17. Полученные данные для набора «svmdata6»