Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
Институт компьютерных наук и технологий
Высшая школа программной инженерии

Лабораторная работа №6

“Метод опорных векторов”
по дисциплине “Машинное обучение”

Выполнил Лелюхин Д.О.
студент гр. 33504/2 _____

Руководитель Селин И.А.
_____

Санкт-Петербург
2018

Оглавление

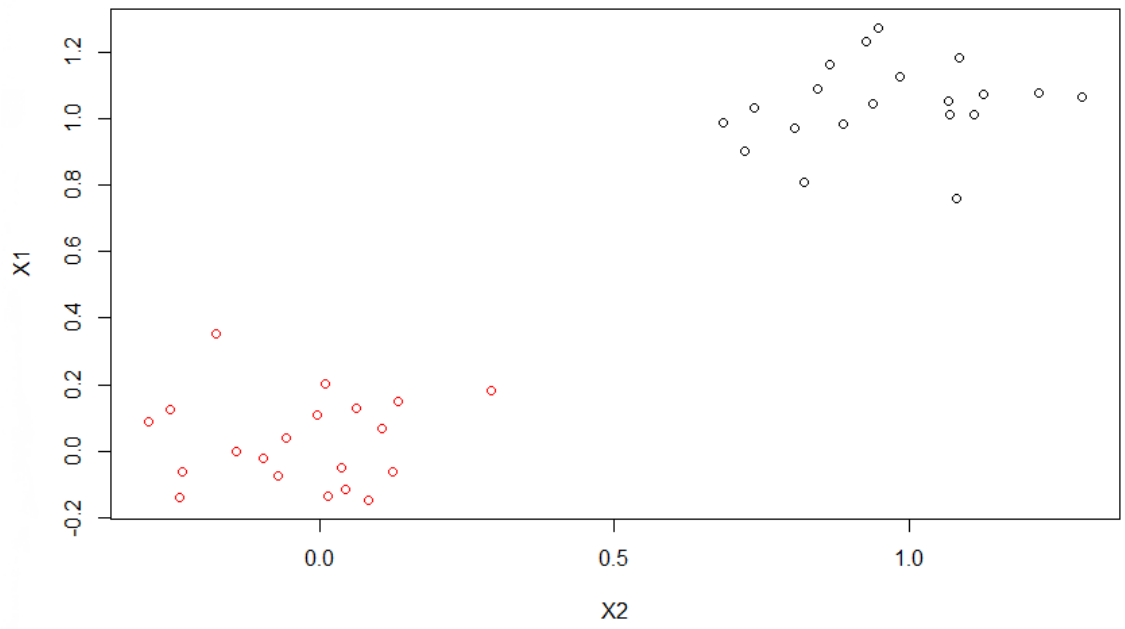
Первое задание:

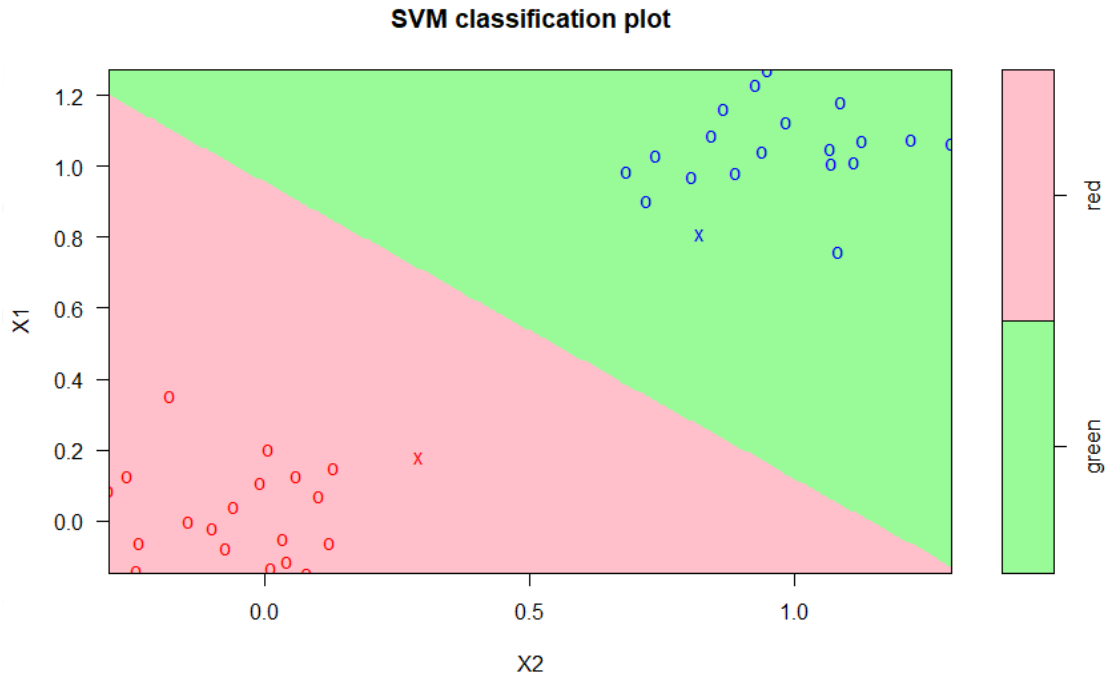
Постройте алгоритм метода опорных векторов типа "C-classification" с параметром C = 1, используя ядро "linear". Визуализируйте разбиение пространства признаков на области с помощью полученной модели. Выведите количество полученных опорных векторов, а также ошибки классификации на обучающей и тестовой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

Код программы:

```
#Unit 1
library(e1071)
A_tran=read.table("svmdata1.txt",header = TRUE, sep="\t")
A_test=read.table("svmdata1test.txt",header = TRUE, sep="\t")
symbols.pallete = c("Blue", "Red")
area.pallete = function(n = 2)
{
 cols = rainbow(n)
 cols[1:2] = c("PaleGreen", "Pink")
 return(cols)
}
plot(X1 ~ X2, A_tran, col = Color)
svmModelLinear = svm(Color ~ ., data = A_tran, type = "C-classification", cost = 1, kernel = "linear")
plot(svmModelLinear, A_tran, grid = 250, symbolPalette = symbols.pallete, color.palette = area.pallete)
predictionsTrain = predict(svmModelLinear, A_tran)
table(A_tran$"Color", predictionsTrain)
```

Результаты:





Предсказания на выборке *A_test:*

```
      predictionsTrain
       green red
green     20   0
red        0  20
```

Ошибок нет.

Второе задание:

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. Выберите оптимальное значение данного параметра и объясните свой выбор. Всегда ли нужно добиваться минимизации ошибки на обучающей выборке?

Код программы:

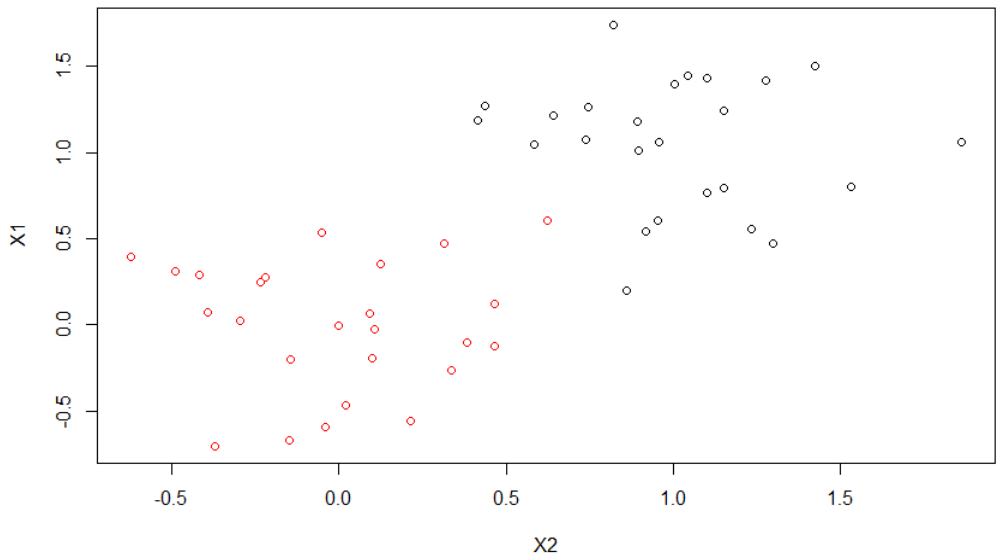
```
#Unit 2
B_train=read.table("svmdata2.txt",header  = TRUE, sep="\t")
B_test=read.table("svmdata2test.txt",header  = TRUE, sep="\t")
plot(X1 ~ X2, B_train, col = Colors)
for (i in 1:200)
{
 svmModelLinear  = svm(Colors ~ ., data = B_train,  type = "C-classification",  cost = i, kernel = "linear")
 predictionsTrain  = predict(svmModelLinear,  B_train)
 print(i)
 print(table(B_train$"Colors",  predictionsTrain))
}
area.pallete  = function(n = 2)
{
 cols = rainbow(n)
```

```
 cols[1:2] = c("PaleGreen", "Pink")
 return(cols)
}
plot(X1 ~ X2, B_train, col = Colors)
c = 1
svmModelLinear = svm(Colors ~ ., data = B_train, type = "C-classification", cost = c, kernel = "linear")
plot(svmModelLinear, B_train, grid = 250, symbolPalette = symbols.pallete, color.palette = area.pallete)
predictionsTrain = predict(svmModelLinear, B_train)
table(B_tran$"Colors", predictionsTrain)
```

Результаты:

Тренировочная выборка:

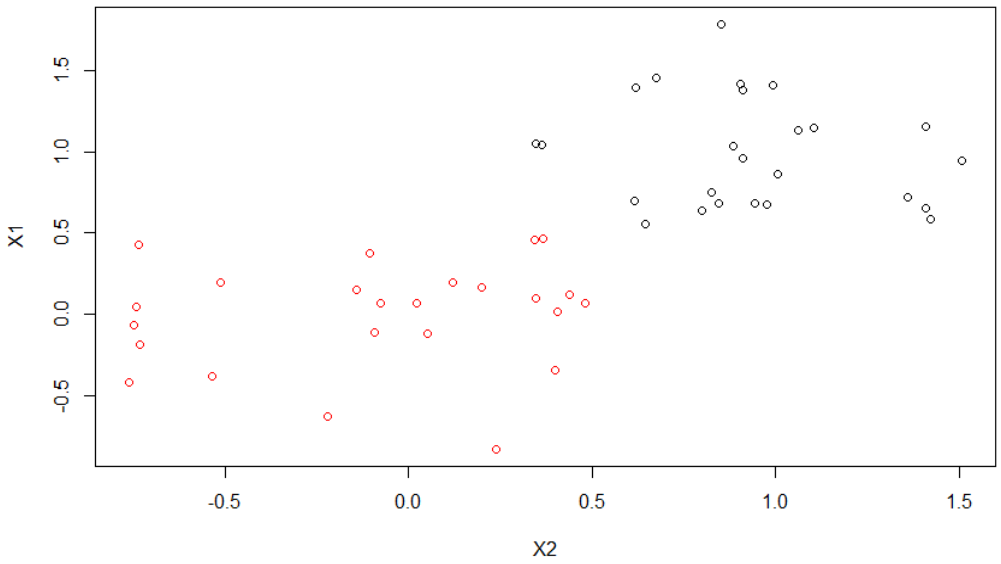
```
[1] 182
       predictionsTrain
        green red
  green    25   0
  red       1  24
[1] 183
       predictionsTrain
        green red
  green    25   0
  red       0  25
```



Тестовая выборка:

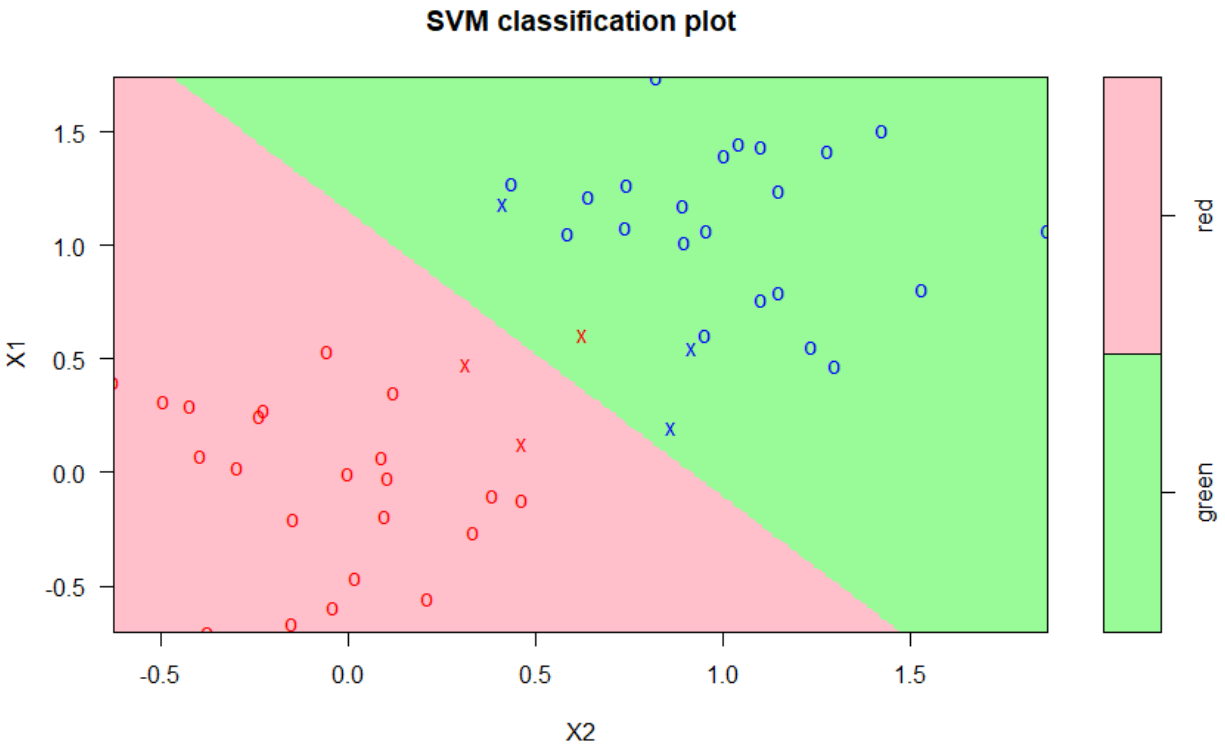
```
       predictionsTest
```

```
       green red
green     20   0
red        0  20
```

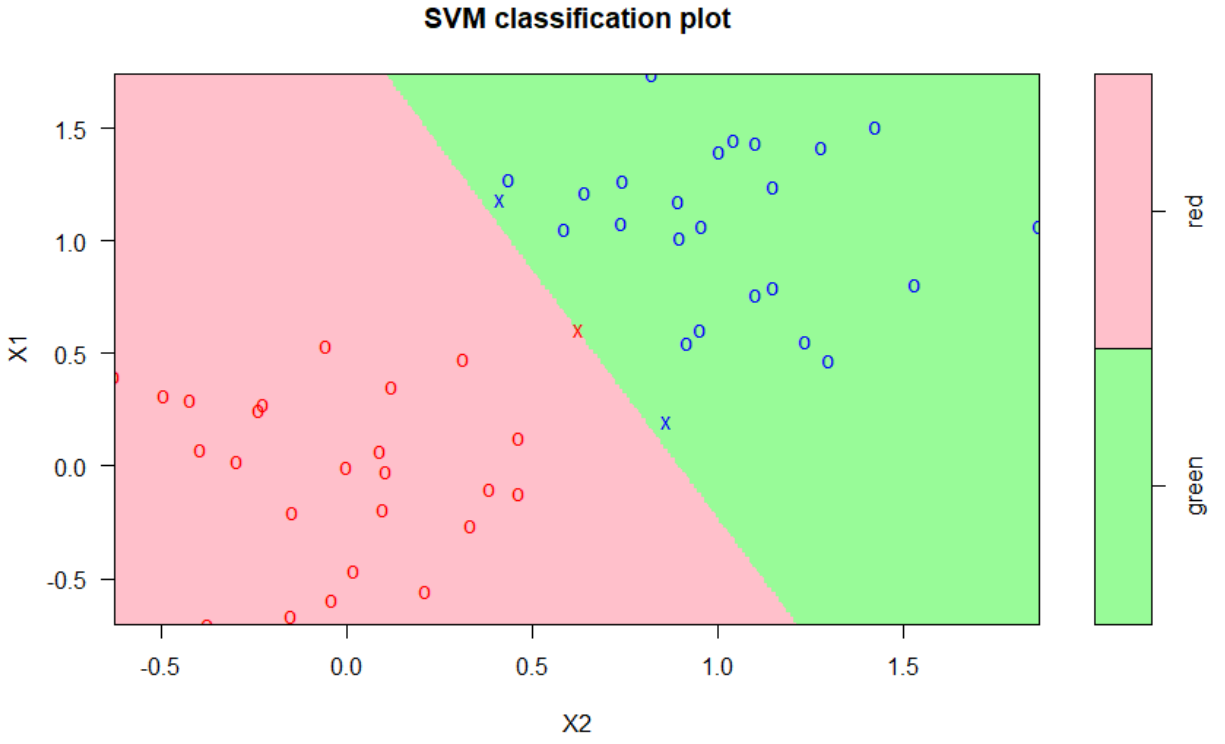


Тренировочная выборка:

C=1

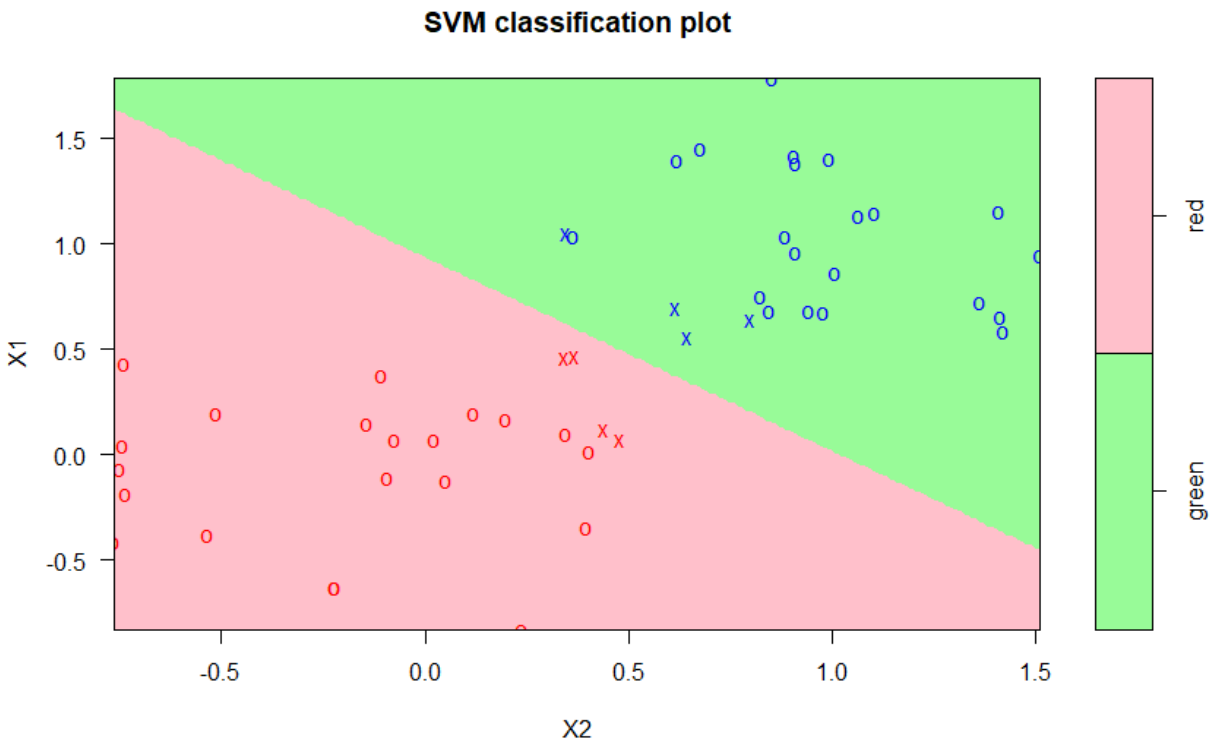


C = 183



Тестовая выборка:

C=1



C=183

Для тестовой выборки при изменении параметра C кардинальных изменений замечено не было, для тренировочной выборки при изменении параметра C переобучение уменьшилось. Следовательно, для тренировочной выборки нужно добиваться минимальной ошибки, для тестовой нет.

Третье задание:

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

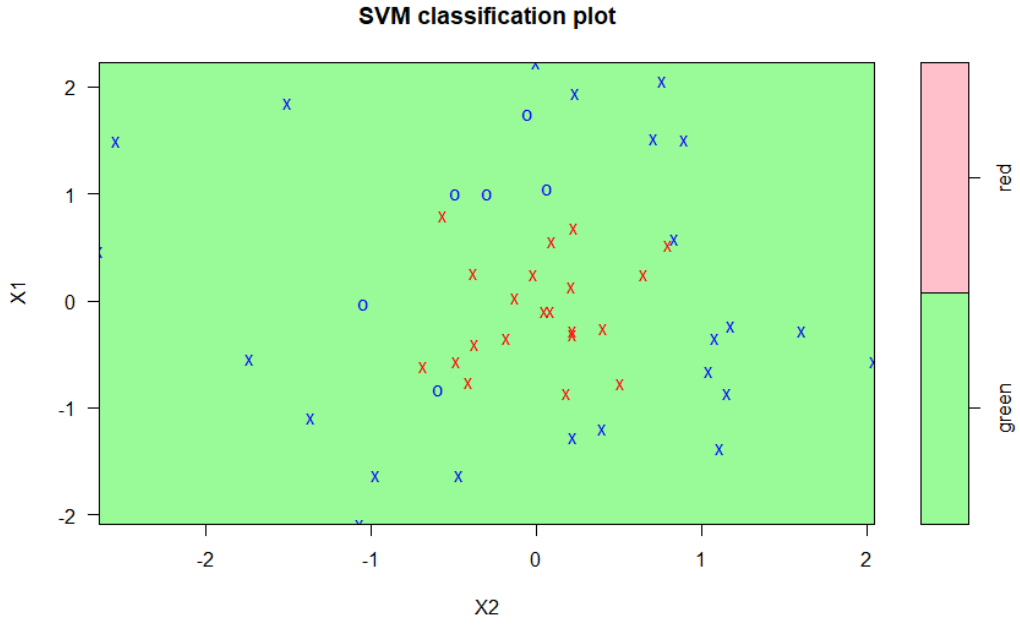
Код программы:

```
#Unit 3
C_test=read.table("svmdata3test.txt",header = TRUE, sep="\t")
area.pallete = function(n = 2)
{
 cols = rainbow(n)
 cols[1:2] = c("PaleGreen", "Pink")
 return(cols)
}
svmModelLinear = svm(Colors ~ ., data = C_test, type = "C-classification", cost = 1, kernel = "polynomial",
degree = 20)
plot(svmModelLinear, C_test, grid = 250, symbolPalette = symbols.pallete, color.palette = area.pallete)
predictionsTest = predict(svmModelLinear, C_test)
table(C_test$"Color", predictionsTest)
```

Результаты:

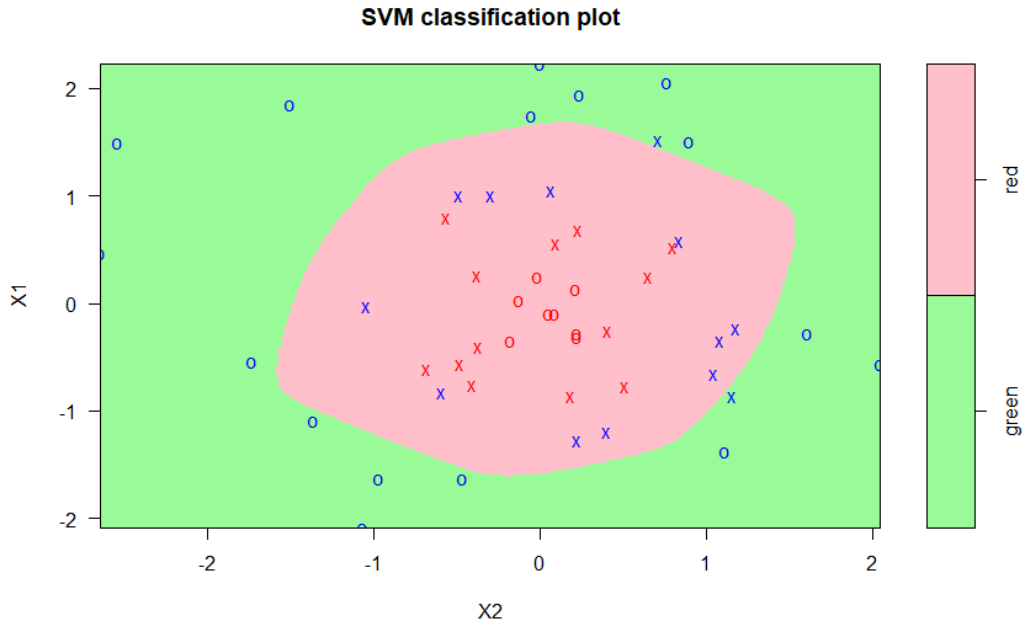
Polynomial:

Degree=1:



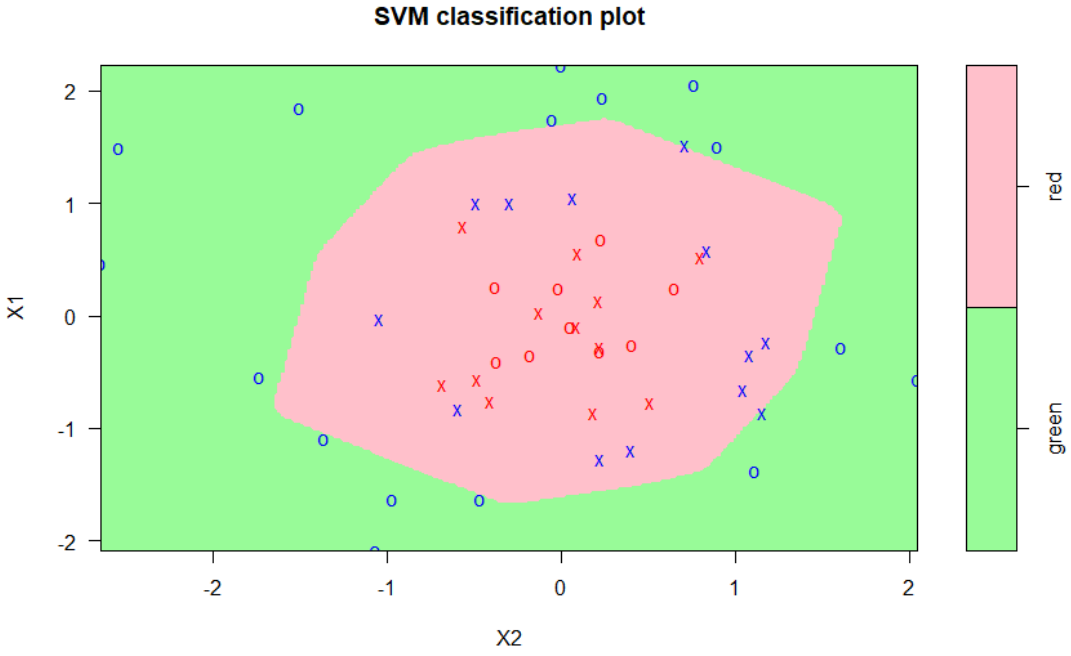

```
       predictionsTest
        green red
  green    29   0
  red      21   0
```

Degree=20:



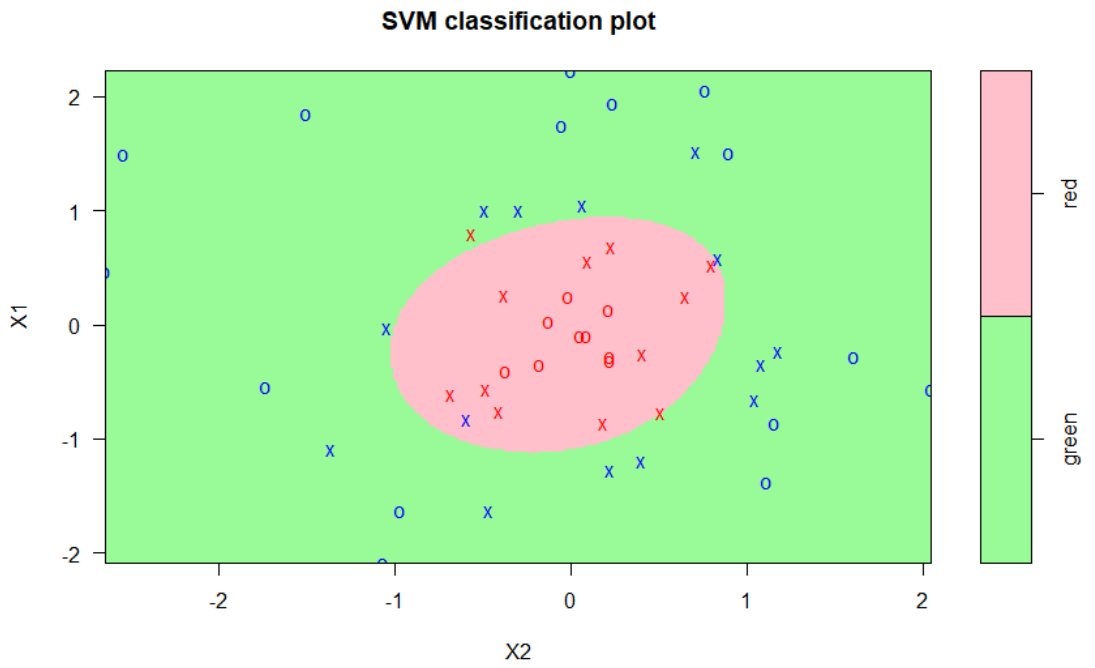

```
      predictionsTest
       green red
green     18  11
red        0  21
```

Degree=100:



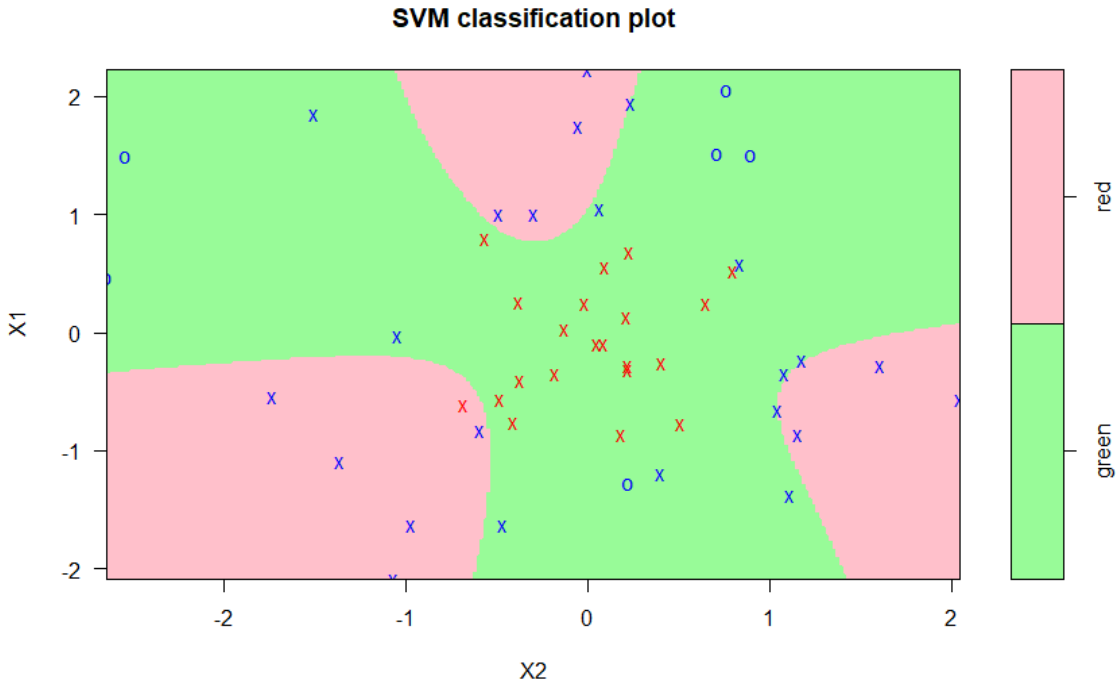

```
      predictionsTest
       green red
green     18  11
red        0  21
```

Radial:




```
      predictionsTest
       green red
green     28   1
red        1  20
```

Sigmoid:




```
      predictionsTest
       green red
green     15  14
red       20   1
```

Оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке ядро – radial.

Четвертое задание:

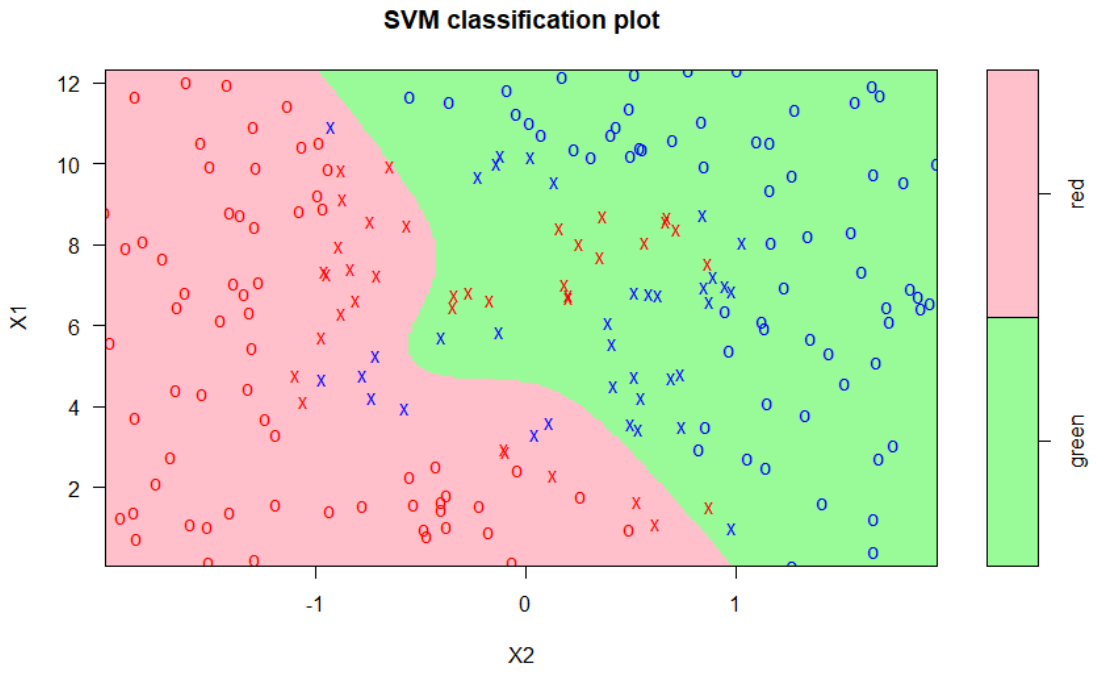
Среди ядер "polynomial", "radial" и "sigmoid" выберите оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке.

Код программы:

```
#Unit 4
D_test=read.table("svmdata4test.txt",header = TRUE, sep="\t")
area.pallete = function(n = 2)
{
 cols = rainbow(n)
 cols[1:2] = c("PaleGreen", "Pink")
 return(cols)
}
svmModelLinear = svm(Colors ~ ., data = D_test, type = "C-classification", cost = 1, kernel =
"polynomial")
plot(svmModelLinear, D_test, grid = 250, symbolPalette = symbols.pallete, color.palette = area.pallete)
predictionsTest = predict(svmModelLinear, D_test)
table(D_test$"Color", predictionsTest)
```

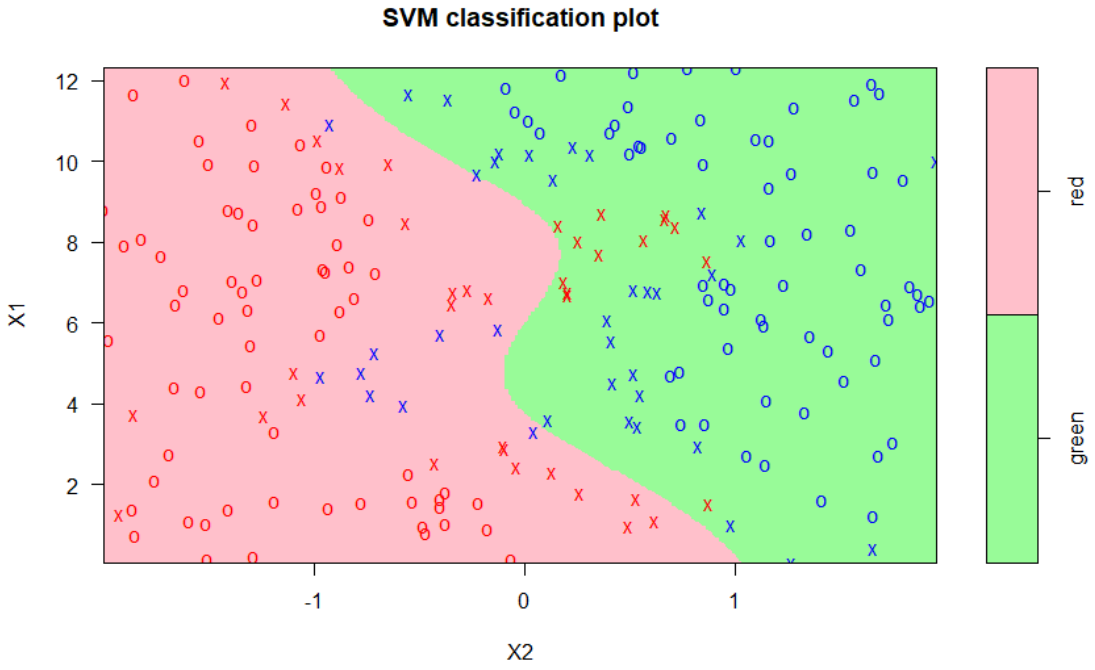
Результаты:

Polynomial:



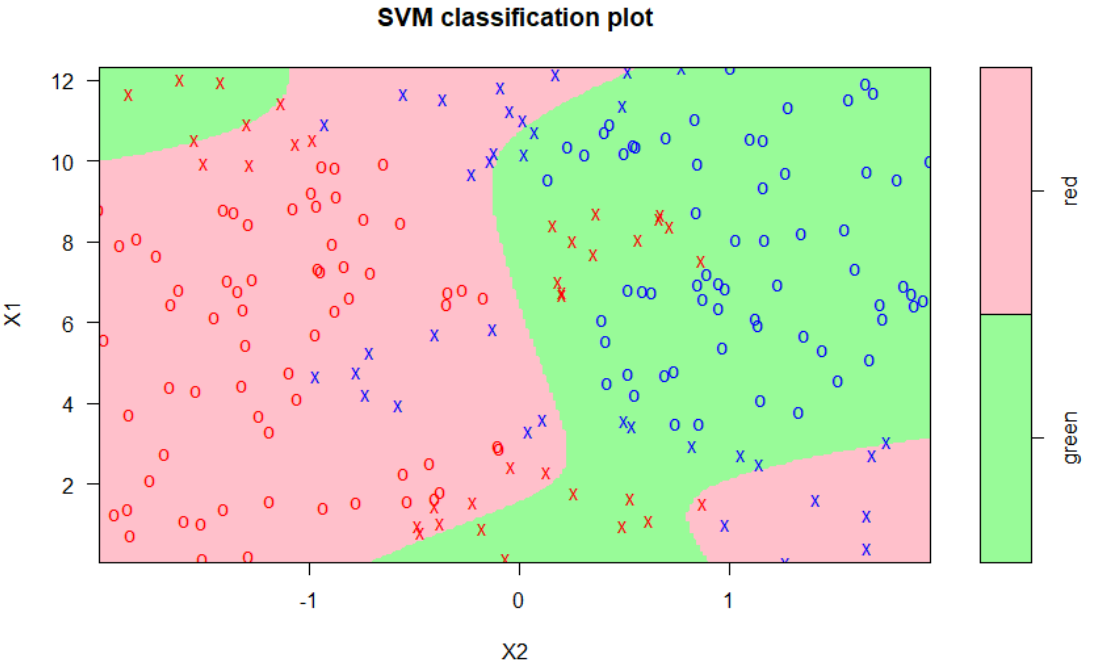

```
      predictionsTest
       green red
green     91   8
red       17  84
```

Radial:




```
      predictionsTest
       green red
green     90   9
red       13  88
```

Sigmoid:




```
      predictionsTest
       green red
green     73  26
red       22  79
```

Оптимальное – radial.

Пятое задание:

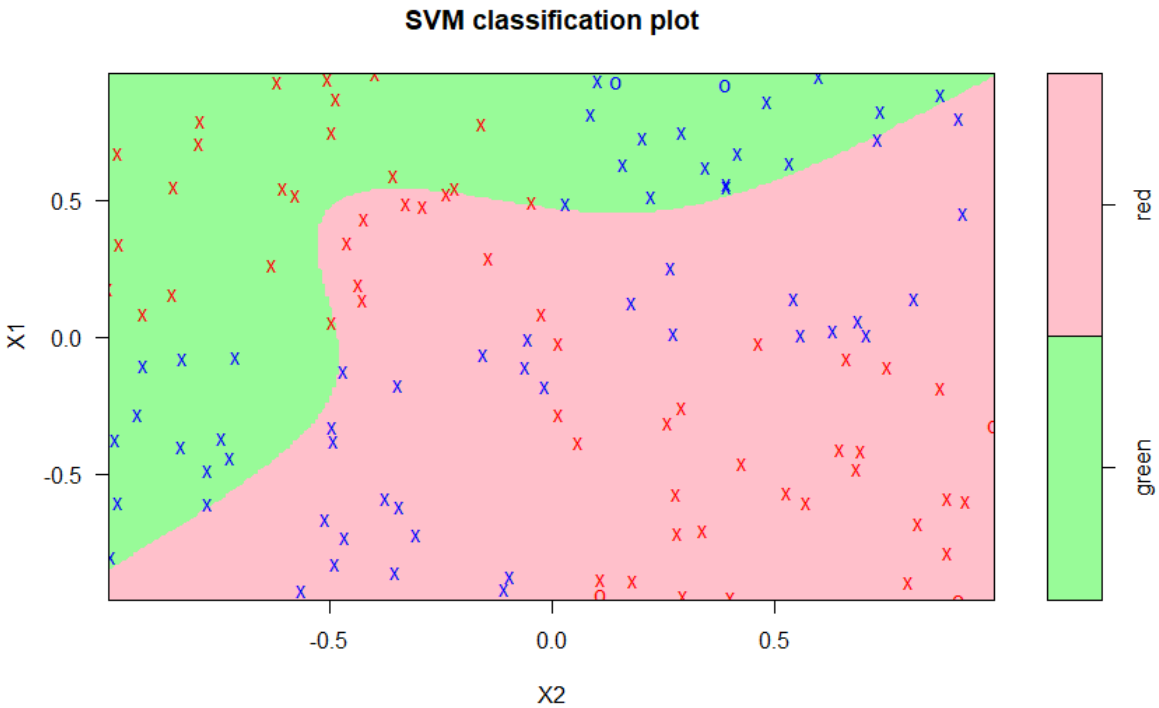
Среди ядер "polynomial", "radial" и "sigmoid" выберите оптимальное в плане количества ошибок на тестовой выборке. Изменяя значение параметра gamma, продемонстрируйте эффект переобучения, выполните при этом визуализацию разбиения пространства признаков на области.

Код программы:

```
#Unit 5
E_test=read.table("svmdata4test.txt",header = TRUE, sep="\t")
area.pallete = function(n = 2)
{
 cols = rainbow(n)
 cols[1:2] = c("PaleGreen", "Pink")
 return(cols)
}
svmModelLinear = svm(Colors ~ ., data = E_test, type = "C-classification", cost = 1, kernel = "sigmoid")
plot(svmModelLinear, E_test, grid = 250, symbolPalette = symbols.pallete, color.palette = area.pallete)
predictionsTest = predict(svmModelLinear, E_test)
table(E_test$"Color", predictionsTest)
```

Результаты:

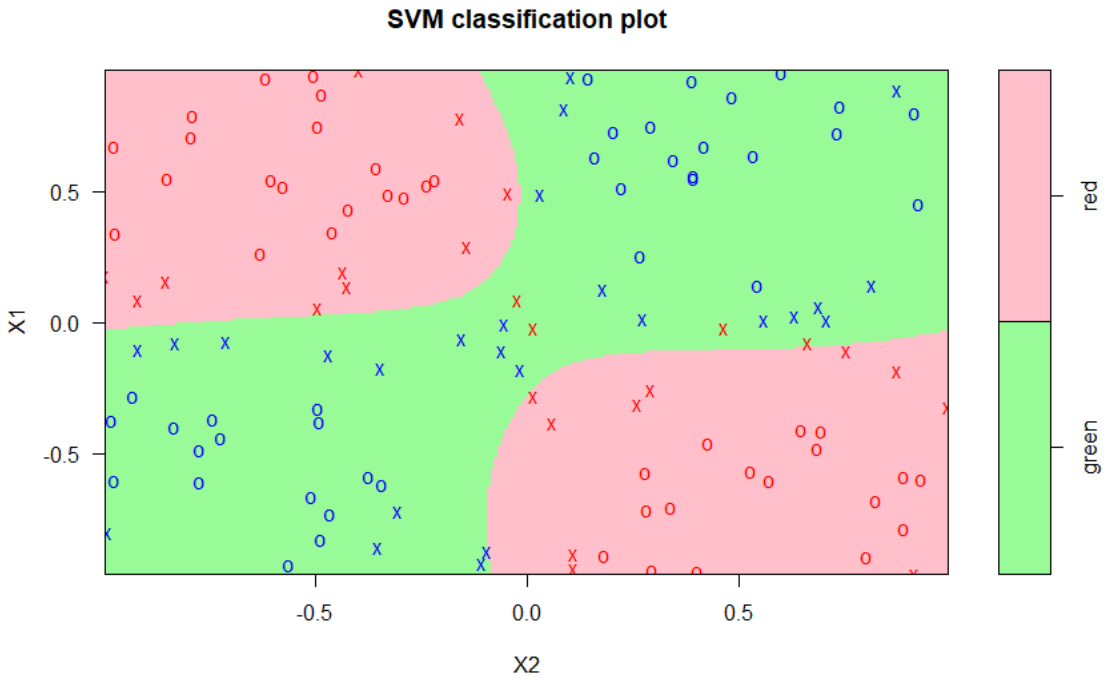
Polynomial:




```
      predictionsTest
       green red
green     30  30
red       21  39
```

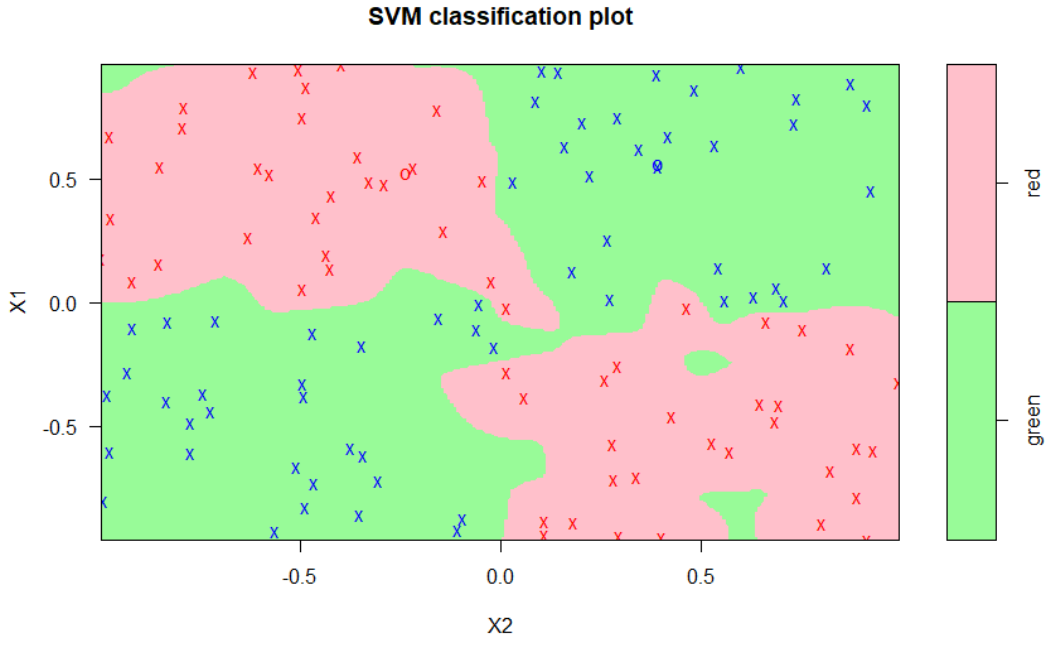
Radial:

Переобучение
Gamma = 1




```
      predictionsTest
       green red
green     59   1
red        4  56
```

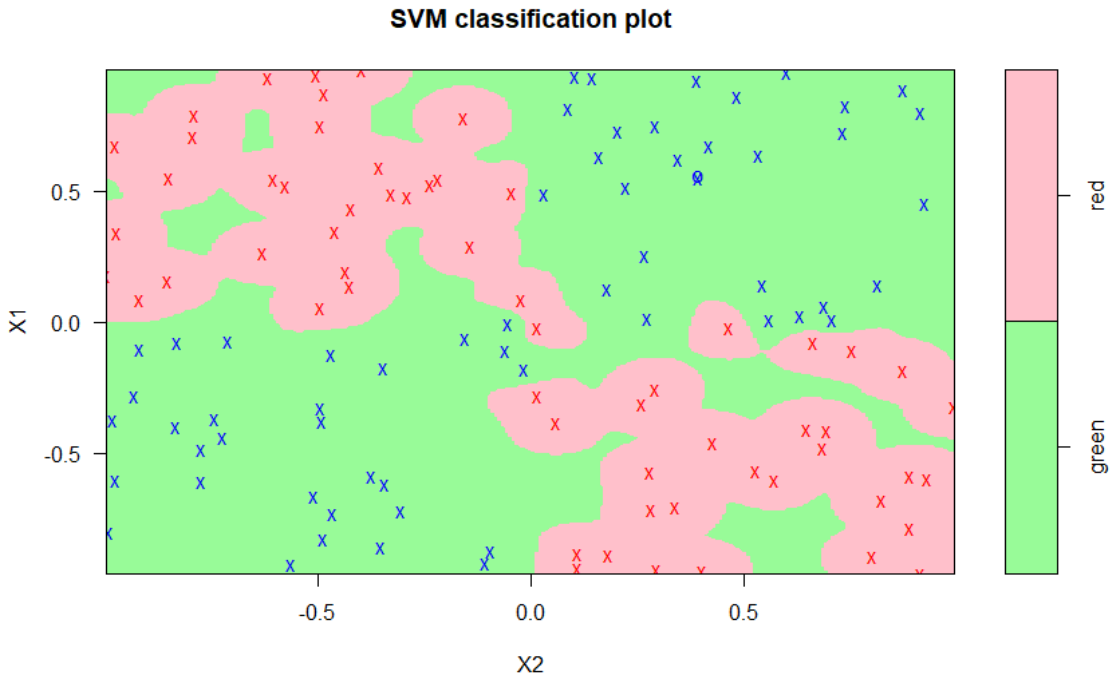
Переобучение:
Gamma = 60




```
      predictionsTest
       green red
green     60   0
red        0  60
```

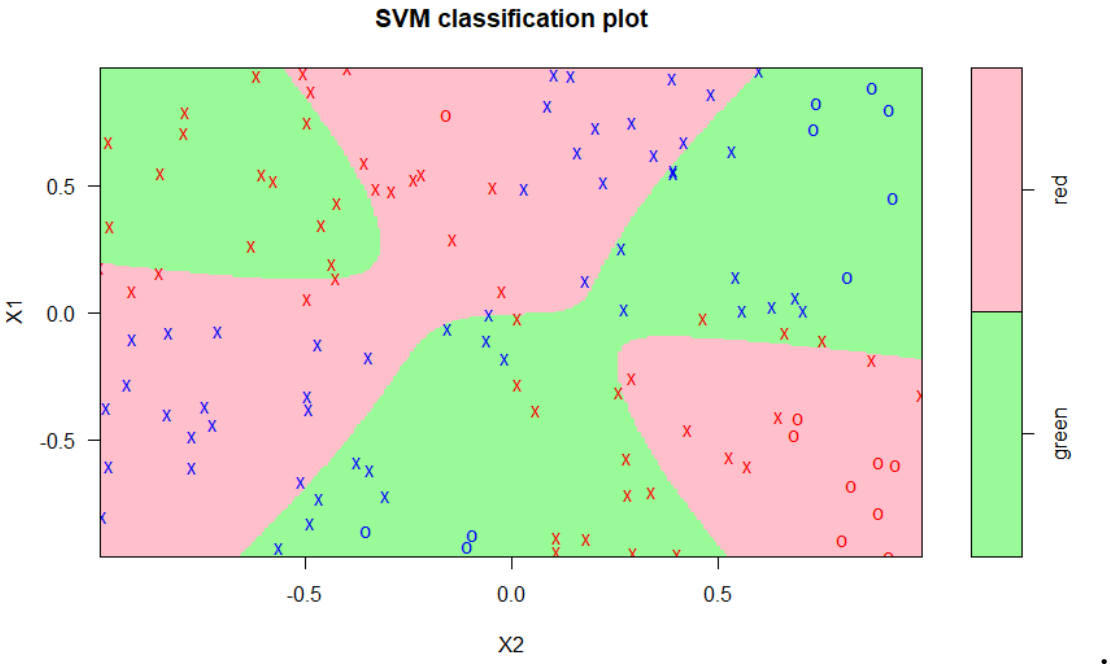
Переобучение:

Gamma = 100




```
      predictionsTest
       green red
green     60   0
red        0  60
```

Sigmoid:



:

```
predictionsTest
       green red
```

```
  green     28  32
  red       29  31
```

Оптимальное – Radial.

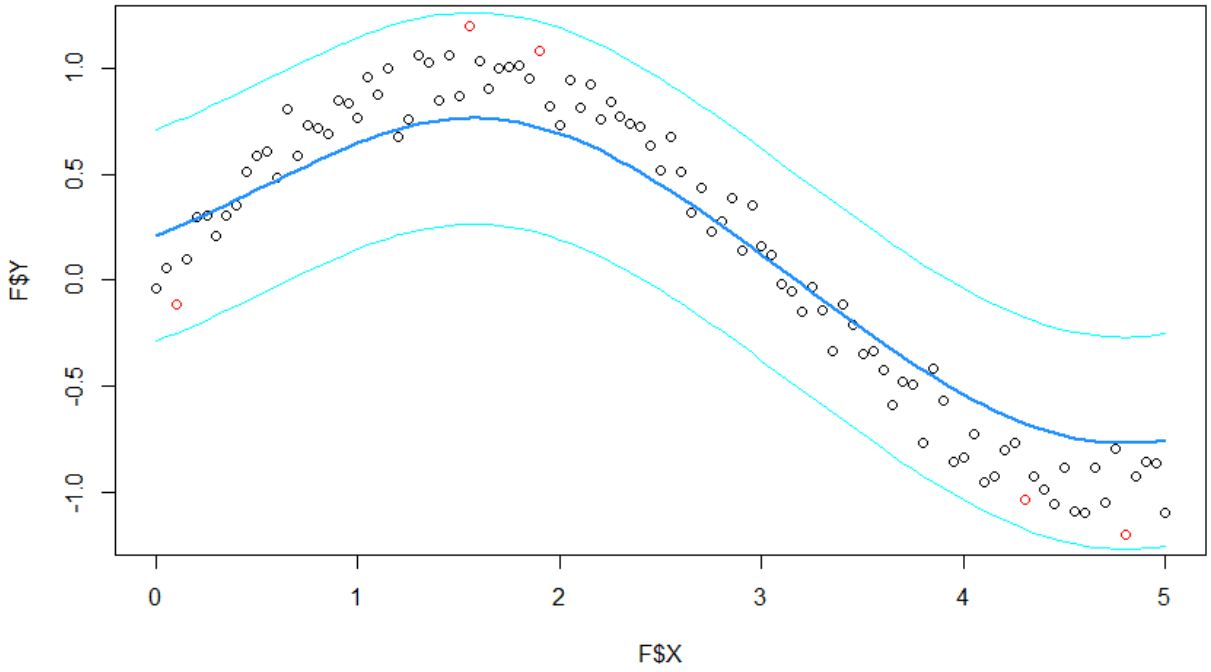
Шестое задание:

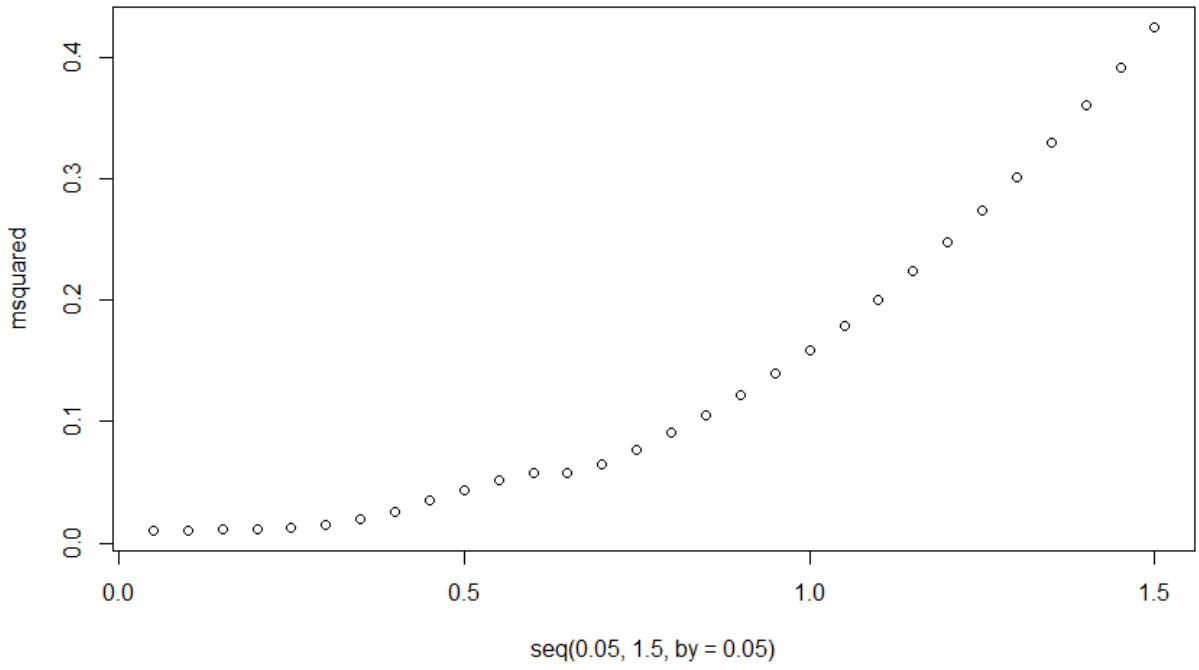
Постройте алгоритм метода опорных векторов типа "eps-regression" с параметром C = 1, используя ядро "radial". Отобразите на графике зависимость среднеквадратичной ошибки на обучающей выборке от значения параметра ε. Прокомментируйте полученный результат.

Код программы:

```
#Unit 6
F <-read.table("svmdata6.txt",header = TRUE, sep="\t")
set.seed(0)
plot(F$X, F$Y)
svmModel = svm(F$X, F$Y,type = "eps-regression", cost = 1, kernel = "radial", epsilon = 0.5)
points(F$X[svmModel$index], F$Y[svmModel$index], col = "red")
predctions = predict(svmModel,F$X)
lines(F$X, predctions, col = "dodgerblue", lwd = 2)
lines(F$X, predctions + svmModel$epsilon, col = "cyan")
lines(F$X, predctions - svmModel$epsilon, col = "cyan")
msquared = c()
for(i in seq(0.05, 1.5, by = 0.05)){
 svmModel = svm(F$X, F$Y, type = "eps-regression", cost = 1, kernel = "radial", epsilon = i,cross = 1)
 predctions = predict(svmModel, F$X)
 msquared =c(msquared,sum((predctions - F$Y) ^ 2) / length(predctions))
}
plot(msquared, x = seq(0.05, 1.5, by = 0.05))
```

Результаты:





С увеличением ε перестаем считать за ошибки важные отклонения, из-за этого ошибка растет.