Логистическая регрессия

Возможно потребуется установить пакет

```
library(ISLR)
```

```
## Warning: package 'ISLR' was built under R version 3.4.3
```

```
attach(Smarket)
help("Smarket")
```

```
## starting httpd help server ... done
```

Разделим данные на два подмножества: для обучения и для проверки Выберем для обучения данные ранее 2005г, остальные используем для проверочного подмножества

Векторы данных, содержат флажки для каждой далее отбираемой строки

```
train <- Year < 2005
test <- !train
```

Выберем данные из 8го столбца (Today)

```
training_data = Smarket[train, -8]
testing_data = Smarket[test, -8]
```

для тестов отберём значения колонки Direction которые будем стараться предсказать

```
testing_y = Direction[test]
```

Выполним подгонку логистической модели. Знак . означает выбор всех предикторов (влияющих переменных)

```
fit <- glm(Direction ~ ., data = training_data, family = "binomial")
summary(fit)</pre>
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Direction ~ ., family = "binomial", data = training_data)
##
## Deviance Residuals:
##
     Min
              1Q Median
                              3Q
                                     Max
## -1.382 -1.184
                  1.030
                           1.146
                                   1.451
##
## Coefficients:
##
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -2.990e+02 1.185e+02 -2.523
                                              0.0116 *
                                     2.525
## Year
               1.495e-01 5.922e-02
                                              0.0116 *
## Lag1
               -5.824e-02 5.200e-02 -1.120
                                              0.2627
              -5.378e-02 5.210e-02 -1.032
                                              0.3019
## Lag2
## Lag3
              -1.059e-03 5.190e-02 -0.020
                                              0.9837
## Lag4
              -2.359e-03 5.199e-02 -0.045
                                              0.9638
              -1.074e-02 5.139e-02 -0.209
## Lag5
                                              0.8344
## Volume
              -2.665e-01 2.481e-01 -1.074
                                              0.2828
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##
      Null deviance: 1383.3 on 997 degrees of freedom
## Residual deviance: 1374.7 on 990 degrees of freedom
## AIC: 1390.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 3
```

Дефолты

```
attach(Default)
help("Default")
summary(Default)
```

```
##
   default
               student
                             balance
                                               income
   No :9667
              No :7056
                          Min. :
##
                                     0.0
                                           Min.
                                                  : 772
##
   Yes: 333
              Yes:2944
                          1st Qu.: 481.7
                                           1st Qu.:21340
##
                          Median : 823.6
                                           Median :34553
##
                          Mean
                                 : 835.4
                                                  :33517
                                           Mean
##
                          3rd Qu.:1166.3
                                           3rd Qu.:43808
##
                                 :2654.3
                          Max.
                                           Max.
                                                  :73554
```

```
train_d <- income < mean(income)
test_d <- !train_d</pre>
```

```
training_data_d <- Default[train_d,]
testing_data_d <- Default[test_d, -1]</pre>
```

```
testing_y_d <- default[test_d]
fit_d <- glm(default ~ ., data = training_data_d, family = "binomial")
summary(fit_d)</pre>
```

```
##
## Call:
### glm(formula = default ~ ., family = "binomial", data = training data d)
## Deviance Residuals:
##
      Min
                1Q
                     Median
                                  3Q
                                          Max
## -2.1866 -0.1537 -0.0615 -0.0233
                                       3.6746
##
## Coefficients:
##
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -1.020e+01 7.567e-01 -13.478 < 2e-16 ***
## studentYes -7.733e-01 2.990e-01 -2.586 0.00971 **
## balance
               5.603e-03 3.174e-04 17.651
                                            < 2e-16 ***
## income
               -1.467e-05 2.108e-05 -0.696 0.48651
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
       Null deviance: 1497.81 on 4735 degrees of freedom
##
## Residual deviance: 816.56 on 4732 degrees of freedom
## AIC: 824.56
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 8
```

предскажем вероятность дефолта

```
logistic_probabs_d <- predict(fit_d, testing_data_d, type = "response")
head(logistic_probabs_d)</pre>
```

```
## 1 4 5 9 14
## 1.155872e-03 4.275550e-04 1.725127e-03 1.416637e-02 5.758818e-04
## 16
## 9.555899e-05
```

просматривать вероятности не очень удобно, категоризируем вероятность приняв за дефолт вероятность большую чем 50%

Подготовим вектор с длиной равной вектору проверочных данных

```
logistic_pred_y_d <- rep('No', length(testing_y_d))
#как мы поминм из лаборторных! rep повторяет занчение указанное чилсо раз
```

Изменим флаг дефолта для тех у кого вероятность этого больше 50%

```
logistic_pred_y_d[logistic_probabs_d > 0.5] = 'Yes'
```

Покажем таблицу истинности

```
table(logistic_pred_y_d, testing_y_d)
```

```
## testing_y_d
## logistic_pred_y_d No Yes
## No 5097 117
## Yes 9 41
```

процент ошибок классифицирования

```
mean(logistic_pred_y_d != testing_y_d)
```

```
## [1] 0.02393617
```