



МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«МИРЭА - Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

Институт искусственного интеллекта

Кафедра высшей математики

ОТЧЁТ ПО НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ
(получение первичных навыков научно-исследовательской работы)

Тема НИР: Предсказание стоимости медицинской страховки (kaggle.com)
приказ университета о направлении на практику
от «9» февраля 2022 г. № 1038 - С

Отчет представлен к
рассмотрению:

Студент группы КМБО-01-
21

Сиразетдинов Р.Д.
(расшифровка подписи)
«__» _____ 2022 г.

Отчет утвержден.
Допущен к защите:

Руководитель практики от
кафедры

Петрусеви́ч Д.А.
(расшифровка подписи)
«__» _____ 2022 г.

Москва 2022



МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«МИРЭА - Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

ЗАДАНИЕ

на НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКУЮ РАБОТУ

(получение первичных навыков научно-исследовательской работы)

**Студенту 1 курса учебной группы КМБО-01-21 института искусственного интеллекта
Сиразетдинову Рустему Дамировичу**

(фамилия, имя и отчество)

Место и время НИР: Институт искусственного интеллекта, кафедра высшей математики

Время НИР: с «09» февраля 2022 по «31» мая 2022

Должность на НИР: практикант

1. ЦЕЛЕВАЯ УСТАНОВКА: изучение основ анализа данных и машинного обучения

2. СОДЕРЖАНИЕ НИР:

2.1 Изучить: литературу и практические примеры по темам: 1) построение линейной регрессии, 2) использование метода главных компонент, 3) поиск и устранение линейной зависимости в данных, 4) основы нормализации данных, 5) методы классификации и кластеризации («решающее дерево», «случайный лес», «k ближайших соседей»).

2.2 Практически выполнить: 1) снижение размерности исходных задач при помощи метода главных компонент при возможности; построение линейной регрессии для некоторого параметра, исключение регрессоров, не коррелирующих с объясняемой переменной; решение задачи классификации или кластеризации на основе открытого набора данных с ресурса kaggle.com

2.3 Ознакомиться: с применением метода главных компонент; методов классификации («решающего дерева», «случайного леса»); методов кластеризации («k ближайших соседей»); построением модели линейной регрессии

3. ДОПОЛНИТЕЛЬНОЕ ЗАДАНИЕ: предсказание стоимости медицинской страховки (kaggle.com)

4. ОГРАНИЗАЦИОННО-МЕТОДИЧЕСКИЕ УКАЗАНИЯ: построить модель предсказания, оценить вклад каждой компоненты. Есть ли выбросы среди данных, какие? Применить алгоритмы кластеризации. Что общего между объектами в каждом кластере?

Заведующий кафедрой

высшей математики

«09» февраля 2022 г.

Ю.И.Худак

СОГЛАСОВАНО

Руководитель практики от кафедры:

«09» февраля 2022 г.

(подпись)

(Петрусеви́ч Д.А.)

(фамилия и инициалы)

Задание получил:

«09» февраля 2022 г.

(подпись)

(Сиразетдинов Р.Д.)

(фамилия и инициалы)

ИНСТРУКТАЖ ПРОВЕДЕН:

| Вид мероприятия | ФИО ответственного, подпись, дата | ФИО студента, подпись, дата |
|-----------------------------------|--|--|
| Охрана труда | <u>Петрусевич Д.А.</u> «09» февраля 2022 г. | <u>Сиразетдинов Р.Д.</u> «09» февраля 2022 г. |
| Техника безопасности | <u>Петрусевич Д.А.</u> «09» февраля 2022 г. | <u>Сиразетдинов Р.Д.</u> «09» февраля 2022 г. |
| Пожарная безопасность | <u>Петрусевич Д.А.</u> «09» февраля 2022 г. | <u>Сиразетдинов Р.Д.</u> «09» февраля 2022 г. |
| Правила внутреннего распорядка | <u>Петрусевич Д.А.</u> «09» февраля 2022 г. | <u>Сиразетдинов Р.Д.</u> «09» февраля 2022 г. |



МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«МИРЭА - Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

**РАБОЧИЙ ГРАФИК ПРОВЕДЕНИЯ
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЫ**

(получение первичных навыков научно-исследовательской работы)

студента Сиразетдинова Р.Д. 1 курса группы КМБО-01-21 очной формы обучения,
обучающегося по направлению подготовки 01.03.02 «Прикладная математика и
информатика»,
профиль «Математическое моделирование и вычислительная математика»

| Неделя | Сроки выполнения | Этап | Отметка о выполнении |
|--------|---------------------|---|-------------------------|
| 1 | 09.02.2022 | Выбор темы НИР. Пройти инструктаж по технике безопасности | |
| 1 | 09.02.2022 | Вводная установочная лекция | |
| 2 | 14.02.2022 | Построение и оценка парной регрессии с помощью языка R | |
| 3 | 21.02.2022 | Построение и оценка множественной регрессии с помощью языка R | |
| 4 | 28.02.2022 | Построение доверительных интервалов. Обработка факторных переменных. Мультиколлинеарность | |
| 5 | 07.03.2022 | Гетероскедастичность | |
| 6 | 14.03.2022 | Классификация | |
| 7 | 21.03.2022 | Кластеризация. Предобработка данных | |
| 8 | 28.03.2022 | Метод главных компонент | |
| 9 | 04.04.2022 | Ансамбли классификаторов. | |

| | | | |
|----|------------|--|--|
| | | Беггинг. Бустинг | |
| 16 | 29.05.2022 | Представление отчётных материалов по НИР и их защита. Передача обобщённых материалов на кафедру для архивного хранения | |
| | | Зачётная аттестация | |

Согласовано:

Заведующий кафедрой _____ / ФИО / Худак Ю.И.

Руководитель практики от кафедры _____ / ФИО / Петрусевич Д.А.

Обучающийся _____ / ФИО / Сиразетдинов Р.Д.

Содержание

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Практическая работа №1 | 4 |
| 1.1 | Решение | 4 |
| 1.1.1 | Оценки | 4 |
| 1.1.2 | Линейная зависимость | 5 |
| 1.1.3 | Оценка R^2 | 6 |
| 1.1.4 | Оценка, взаимосвязи между объясняемой переменной и объясняющей переменной - регрессором | 7 |
| 1.2 | Вывод | 8 |
| 2 | Практическая работа №2 | 9 |
| 2.1 | Решение | 9 |
| 2.1.1 | Проверка отсутствия линейной зависимости между регрессорами | 9 |
| 2.1.2 | Построение линейных моделей зависимости переменной от указанных регрессоров | 10 |
| 2.1.3 | Введение в модель логарифмов регрессоров | 13 |
| 2.2 | Вывод | 15 |
| 2.2.1 | Построение доверительных интервалов для всех коэффициентов модели | 15 |
| 2.3 | β -гипотеза | 17 |
| 2.4 | Построение доверительного интервала | 18 |
| 3 | Практическая работа №3 | 20 |
| 3.1 | Решение | 20 |
| 3.1.1 | Начальная обработка данных | 20 |
| 3.1.2 | Линейная регрессия | 20 |
| 3.1.3 | Преобразование регрессоров построенной модели | 22 |
| 3.2 | Вывод | 22 |
| 3.3 | Оценка регрессий на предложенных подмножествах | 24 |
| 4 | Практическая работа №4 | 26 |
| 4.1 | Описание данных | 26 |
| 4.2 | Введение | 26 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 4.3 | Решение | 26 |
| 5 | Практическая работа №5 | 32 |
| 5.1 | Решение | 33 |
| 5.1.1 | Введение в данные | 33 |
| 5.1.2 | Представление признаков | 34 |
| 5.1.3 | Обработка пропущенных значений | 34 |
| 5.1.4 | Определение и обработка аномальных значений и выбросов | 35 |
| 5.1.5 | Стандартизация значений признаков | 36 |
| 5.1.6 | Определение целевого признака | 38 |
| 5.1.7 | Разбиение данных на выборки | 39 |
| 5.1.8 | Определение зависимости между описывающими признаками | 39 |
| 5.1.9 | Построение линейной зависимости | 41 |
| 6 | Практическая работа №6 | 43 |
| 6.1 | Решение | 43 |
| | Список литературы | 51 |
| 7 | Приложение | 52 |

1 Практическая работа №1

1. Набор данных: **Swiss**
2. Объясняемая переменная: **Catholic**
3. Регрессоры: **Agriculture, Examination**

Пояснение:

Catholic - количество людей в процентах, относящихся к католической церкви.

Agriculture - часть мужского населения в процентах, занятая в сельскохозяйственном секторе.

Examination - количество людей в процентах, которые умеют уровень образования выше начальной школы.

Необходимо загрузить данные из указанного набора и произвести следующие действия.

1.1 Решение

1.1.1 Оценка среднего значения, дисперсии и СКО объясняемой переменной и регрессоров

```
1      # среднее значение столбцов Catholic, Agriculture,
      Examination
2      mean(data$Catholic)      # 41.14383
3      mean(data$Agriculture)  # 50.65957
4      mean(data$Examination)  # 16.48936
5
6      # дисперсия(сумма квадратов отклонений всех значений от средне-
      го) столбцов
7      #Catholic, Agriculture, Examination
8      var(data$Catholic)      # 1739.295
9      var(data$Agriculture)  # 515.7994
10     var(data$Examination)  # 63.64662
11
12
13     # СКО(среднеквадратическое отклонение столбцов Catholic,
      Agriculture, Examination
```



```

14 sd(data$Catholic)      # 41.70485
15 sd(data$Agriculture)   # 22.71122
16 sd(data$Examination)   # 7.977883
17

```

Листинг 1: Оценка среднего значения, дисперсии и СКО объясняемой переменной и регрессоров.

1.1.2 Построение линейной зависимости вида $y = a + b * x$, где y – объясняемая переменная, x – регрессор

Всего будет построено две модели:

1. Модель - *model_Agr*
 - Объясняемая переменная - *Catholic*
 - Регрессор - *Agriculture*
2. Модель - *model_Ex*
 - Объясняемая переменная - *Catholic*
 - Регрессор - *Examination*

```

1 # model_Agr: y- Catholic ~ x_1- Agriculture
2 model_Agr = lm(Catholic~Agriculture, data)
3 model_Agr
4 summary(model_Agr)
5

```

Листинг 2: Построение модели *model_Agr*.

Построена зависимость между y - *Catholic* - количеством католиков и x_1 - *Agriculture* - мужчинами, занятыми в сельском хозяйстве:

$$y = 3.8313 + 0.7365 * x_1$$

```

1 # model_Ex: y- Catholic ~ x_1- Examination
2 model_Ex = lm(Catholic~Examination, data)
3 model_Ex
4 summary(model_Ex)
5

```

Листинг 3: Построение модели *model_Ex*.

Построена зависимость между y - *Catholic* - количеством католиков и x_2 - *Examination* - количеством людей в процентах, которые умеют уровень образования выше начальной школы:

$$y = 90.5137 - 2.9940 * x_2$$

1.1.3 Оценка построенных моделей по значению коэффициента детерминации R^2

Для начала посмотрим на результаты, которые мы получили после построения вышеуказанных моделей. Подробнее см. [Приложение](#)

Таблица 1: Характеристики модели зависимости параметра Catholic от параметра Agriculture в наборе данных Swiss.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|----|
| (Intercept) | 3.8313 | 13.8966 | 0.276 | 0.7840 | |
| Examination | 0.7365 | 0.2508 | 2.937 | 0.0052 | ** |

Таблица 2: Характеристики модели зависимости параметра Catholic от параметра Examination в наборе данных Swiss.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | 90.5137 | 11.6779 | 7.751 | 7.96e-10 | *** |
| Examination | -2.9940 | 0.6388 | -4.687 | 2.59e-05 | *** |

1. $R^2 = 0.1422$

Таким образом можно сделать вывод, что модель *model_Arg* (таблица 1) очень плохо описывает динамику изменения значений описываемой переменной y - *Catholic* через регрессор x_1 - *Agriculture*, следовательно, необходимо выбрать другой регрессор, либо одного регрессора недостаточно, чтобы хорошо описать поведение исследуемой переменной.

2. $R^2 = 0.3131$

Можно сделать вывод о том, что модель *model_Ex* (таблица 2) некорректно описывает поведение переменной y - *Catholic* относительно регрессора x_2 - *Examination*. Для получения точных результатов необходимо построить новую модель, либо добавить в модель новые регрессоры.

1.1.4 Оценка, взаимосвязи между объясняемой переменной и объясняющей переменной - регрессором

Для того, чтобы объяснить наличие взаимосвязи между переменными необходимо проанализировать значение характеристики *p-value* построенной модели.

Отметим, что *p-value* - это вероятность того, что посчитанное в модели значение обуславливается случайностью, а не самой моделью в целом.

1. Оценим связь между регрессором x_1 и переменной y . По полученным в пункте 1.1.3 данным можно сделать вывод о том, что какая-то связь между регрессором и описываемой переменной есть, но эта связь недостаточно сильная - только 2 звездочки, значит вероятность того, что посчитанное в модели значение y обусловлено моделью и не сильно отличается от реальных значений переменной - не высока, кроме того, нет никакой связи между свободным коэффициентом и переменной y . Таким образом, есть слабая причинно-следственная связь между регрессором x_1 и описываемой переменной y .

2. Оценим связь между регрессором x_1 и переменной y . Вновь обратимся к полученным в пункте 1.1.3 данным. Теперь можно сделать вывод о том, что существует сильная связь между x_2 и y : по 3 звездочки у свободного коэффициента. и регрессора x_2 , а также низкие показатели p -value. Значит можно сделать вывод: значения посчитанные в модели слабо отличаются от реальных. Таким образом, есть сильная причинно-следственная связь между регрессором x_2 и описываемой переменной y .

1.2 Вывод

В Практическая работа №1 были построены две модели: *model_Agr* - модель зависимости переменной *Catholic* от регрессора *Agriculture* и *model_Ex* - модель зависимости переменной *Catholic* от регрессора *Examination*. По полученным в пункте 1.1.3 данным, мы выяснили, что во второй модели показатель R^2 больше чем в первой в два раза, следовательно, вторая модель лучше описывает динамику изменения переменной *Catholic*, причем стоит отметить, что коэффициент перед регрессором *Examination* отрицательный, т.е. люди, которые получали образование выше начальной школы в меньшей степени относились к католикам. Относились ли они к православной церкви или другим комуннам сказать нельзя, т.к. для этого нужно проводить дополнительные исследования.

Для подробного ознакомления с используемыми материалами см. Приложение.

2 Практическая работа №2

1. Набор данных: **attitude**
2. Объясняемая переменная: **rating**
3. Регрессоры: **raises, critical, advancel**

Таблица 3: Описание набора данных и регрессоров, задействованных в практической работе.

| | |
|----------|--|
| attitude | Данные опроса канцелярских служащих |
| rating | Общий рейтинг |
| raises | Повышение сотрудников, основываясь на их производительности. |
| critical | Критичность |
| advancel | Продвжение сотрудников по службе |

2.1 Решение

2.1.1 Проверка отсутствия линейной зависимости между регрессорами

Для начала проверим зависимость между регрессорами, если некоторые будут зависеть друг от друга, то одного из них нужно будет исключить из рассмотрения. Для того, чтобы проверить зависит ли один из регрессоров от другого необходимо построить модели линейной зависимости первого от второго.

```
1 model_auxiliary_1 = lm(raises ~ critical, data)
2 summary(model_auxiliary_1)
3
```

Листинг 4: Построение линейной зависимости регрессора *raises* от регрессора *critical*.

Таблица 4: Характеристики модели: (*raises* ~ *critical*).

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|---------|----------|---|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 35.0246 | 13.8680 | 2.526 | 0.0175 | * |
| <i>critical</i> | 0.3960 | 0.1839 | 2.153 | 0.0401 | * |
| Residual standard error: 9.801 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.142 | Adjusted R-squared: | 0.1114 | | |
| F-statistic: | 4.636 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.04008 | | |

Теперь посмотрим на результаты построенной модели, которые представлены в таблице 4. R^2 оказался очень низким, что говорит нам о том, что построенная модель очень плохая, кроме того p -value довольно высок, исходя из выше сказанного, можно заключить, что регрессоры *raises* и *critical* линейно независимы.

2.1.2 Построение линейных моделей зависимости переменной от указанных регрессоров

Построим всевозможные модели и сделаем вывод.

```

1  model_auxiliary_2 = lm(raises ~ advance, attitude)
2  summary(model_auxiliary_2)
3
4  model_auxiliary_3 = lm(critical ~ advance, data)
5  summary(model_auxiliary_3)
6

```

Листинг 5: Построение линейных зависимостей.

Таблица 5: Характеристики модели: (*raises* ~ *advance*).

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 39.7216 | 6.8967 | 5.759 | 3.5e-06 | *** |
| <i>advance</i> | 0.5802 | 0.1564 | 3.711 | 0.000907 | *** |
| Residual standard error: 8.663 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3297 | Adjusted R-squared: | 0.3058 | | |
| F-statistic: | 13.77 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.0009068 | | |

Таблица 6: Характеристики модели: ($\text{critical} \sim \text{advance}$).

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|---------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 63.0674 | 7.6882 | 8.203 | 6.28e-09 | *** |
| advance | 0.2725 | 0.1743 | 1.563 | 0.129 | |
| Residual standard error: 9.657 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.08028 | Adjusted R-squared: | 0.04744 | | |
| F-statistic: | 2.444 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.1292 | | |

Вывод: из таблиц 5 и 6 как итог получаем, что регрессоры *raises* и *advance* зависят друг от друга, поэтому одного из них нужно исключить из будущей модели. В дальнейшем мы проверим, какой из них полезнее для модели.

Построим линейную модель, которая описывает переменную *rating* через регрессоры *raises*, *critical*, *advance*. При этом помним, что одну из переменных *raises* и *advance* желательно исключить из модели, выясним какую.

```

1  model_all = lm(rating ~ raises + critical + advance, data)
2  summary(model_all)
3
4  no_critical_model = lm(rating ~ raises + advance, data)
5  summary(no_critical_model)
6
7  no_raises_model = lm(rating ~ critical + advance, data)
8  summary(no_raises_model)
9

```

Листинг 6: Построение линейных зависимостей.

Из анализа построенных моделей (см. таблицы 6 - 8) видно, что наилучшая из всех регрессий - *no_critical_model* (таблица 8), которая имеет **Adjusted R-squared: 0.3541** и наименьшее значение p-value: 0.001043. Проанализируем модель *no_critical_model*. Один из её регрессоров *raises* хорошо связан с описываемой переменной, в то время как, второй регрессор модели *advance* - нет, его значение p-value: 0.144200 очень высоко, что говорит о большом количестве неточностей при попытке описания *rating* через регрессор *advance*. В итоге получаем **Adjusted R-squared: 0.3541** и **Multiple R-squared: 0.3986**, что говорит нам о том, что модель не самая удачная.

Таблица 7: Характеристики модели: (rating \sim raises + critical + advance).

| Coefficients: | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|--------------|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
| (Intercept) | 25.50063 | 15.60204 | 1.634 | 0.114218 |
| raises | 0.89612 | 0.22555 | 3.973 | 0.000501 *** |
| critical | -0.06882 | 0.20233 | -0.340 | 0.736483 |
| advance | -0.31773 | 0.22014 | -1.443 | 0.160870 |
| Residual standard error: 9.947 on 26 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4013 | Adjusted R-squared: | 0.3322 | |
| F-statistic: | 5.809 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.003537 | |

Таблица 8: Характеристики модели: (rating \sim raises + advance).

| Coefficients: | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|--------------|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
| (Intercept) | 21.9917 | 11.5114 | 1.910 | 0.066753 . |
| raises | 0.8752 | 0.2134 | 4.101 | 0.000339 *** |
| advance | -0.3243 | 0.2157 | -1.504 | 0.144200 |
| Residual standard error: 9.783 on 27 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3986 | Adjusted R-squared: | 0.3541 | |
| F-statistic: | 8.949 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.001043 | |

Таблица 9: Характеристики модели: (rating \sim critical + advance).

| Coefficients: | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
| (Intercept) | 47.2659 | 18.1737 | 2.601 | 0.0149 * |
| critical | 0.1505 | 0.2422 | 0.621 | 0.5396 |
| advance | 0.1425 | 0.2329 | 0.612 | 0.5458 |
| Residual standard error: 9.783 on 27 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3986 | Adjusted R-squared: | 0.3322 | |
| F-statistic: | 8.949 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.001043 | |

2.1.3 Введение в модель логарифмов регрессоров

Теперь введем в наилучшие модели из прошлого шага (*model_all*, *no_critical_model*) логарифмы регрессоров, где это возможно. Это возможно для каждого регрессора, т.к. все они имеют числовые значения. Выявим из всех построенных моделей наилучшую.

```
1      model_all_log_1 = lm(rating ~ I(log(raises)) + critical +
2      advance, data)
3      summary(model_all_log_1)
4
5      model_all_log_2 = lm(rating ~ raises + I(log(critical)) +
6      advance, data)
7      summary(model_all_log_2)
8
9      model_all_log_3 = lm(rating ~ raises + I(log(advance)) +
10     critical, data)
11     summary(model_all_log_3)
12
13     model_all_log_4 = lm(rating ~ raises + I(log(advance)) + I(
14     log(critical)), data)
15     summary(model_all_log_4)
16
17     no_critical_model_log_1 = lm(rating ~ raises + I(log(advance
18     )), data)
19     summary(no_critical_model_log_1)
20
21     no_critical_model_log_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(log
22     (advance)), data)
23     summary(no_critical_model_log_2)
24
25     model_all_mult_1 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical *
26     advance), data)
27     summary(model_all_mult_1)
28
29     model_all_mult_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical
30     ^2) + advance, data)
31     summary(model_all_mult_2)
32
33     model_all_mult_3 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical
34     ^2) + I(advance^2), data)
35     summary(model_all_mult_3)
36
37     model_all_mult_4 = lm(rating ~ I(log(raises)) + critical + I
38     (advance^2), data)
39     summary(model_all_mult_4)
40     no_critical_model_mult_1 = lm(rating ~ I(raises^2) + advance
41     , data)
```

```

31 summary(no_critical_model_mult_1)
32 no_critical_model_mult_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(
advance^2), data)
33 summary(no_critical_model_mult_2)
34

```

Листинг 7: Построение линейных зависимостей.

Поскольку построенных моделей достаточно много, здесь лишь остановимся на некоторых комментариях, которые дают общее представление о логике построения последующих регрессий, и результатах лучших полученных моделей. С результатами остальных построенных моделей можно ознакомиться в разделе [Приложение](#).

При введении логарифмов каждой из переменных (таблицы: [10](#), [11](#)) были видны следующие изменения. После логарифмирования регрессора *raises* Multiple R-squared: 0.4102, Adjusted R-squared: 0.3422 изменились не сильно, Multiple R-squared возрос на 1,5 процента и Adjusted R-squared снизился на 1,2 процента, но значение p-value также понизилось, поэтому мы больше не будем трогать эту переменную, оставив её в покое (за исключением дальнейшего изучения квадрата этой переменной). От логарифмирования регрессоров *advance* и *critical* мы не получили пользы, показатель Multiple R-squared: 0.3986 практически не поменялся, а показатель Adjusted R-squared: 0.3293 уменьшился, и кроме того значение p-value: 0.003736 стало довольно высоким.

Получили 2 наилучшие модели: *model_all_mult_1* и *no_critical_model_log_2*.

Таблица 10: Характеристики модели: *model_all_mult_1*.

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.603e+02 | 5.330e+01 | -3.008 | 0.005633 | ** |
| I(log(raises)) | 5.667e+01 | 1.382e+01 | 4.100 | 0.000339 | *** |
| I(critical * advance) | -3.259e-03 | 2.342e-03 | -1.391 | 0.175475 | |
| Residual standard error: 9.715 on 27 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4069 | Adjusted R-squared: | 0.363 | | |
| F-statistic: | 9.264 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.0008645 | | |

Таблица 11: Характеристики модели: *model_all_mult_2*.

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.571e+02 | 5.199e+01 | -3.022 | 0.005579 | ** |
| I(log(raises)) | 5.738e+01 | 1.391e+01 | 4.125 | 0.000337 | *** |
| I(<i>critical</i> ²) | -8.898e-04 | 1.417e-03 | -0.628 | 0.535463 | |
| advance | -2.725e-01 | 2.118e-01 | -1.287 | 0.209550 | |
| Residual standard error: 9.838 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4143 | Adjusted R-squared: | 0.3468 | | |
| F-statistic: | 6.131 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002693 | | |

2.2 Вывод

Лучшие модели нельзя назвать образцовыми, скорее всего это из-за того, что переменную *rating* нельзя в полной мере описать только через регрессоры *advance* и *critical* либо зависимость сложнее линейной. Наилучшим вариантом будет использование других регрессоров.

2.2.1 Построение доверительных интервалов для всех коэффициентов модели

Для построения доверительного интервала необходимо знать значение коэффициента, полученного из построенной модели, σ - стандартная ошибка (СКО коэффициента), полученную из построенной выше модели, и значение t-критерия Стъедента, которое может быть вычислено с помощью функций языка R.

- Количество наблюдений- 30
- Количество исследуемых коэффициентов- 3
- Количество степеней свободы- $30 - 3 = 27$

```

1 t_value = qt(0.975, df = 27)
2 t_value
3

```

Листинг 8: Расчитаем *t-критерий Стъедента*.

Таким образом получим, что $t_{value} = 2.051831$.

Доверительный интервал имеет вид:

$$[\beta - t * \sigma, \beta + t * \sigma]$$

1. Расчитаем доверительный интервал для коэффициента *Intercept*

- значение коэффициента: (-115.572)
- стандартная ошибка: 46.471
- t-критерий Стьюдента: 2.051831

Доверительный интервал:

$$[-115.572 - 2.051831 \times 46.471 : -115.572 + 2.051831 \times 46.471]$$

т.е.

$$[-210.9226 : -20.22136]$$

Вывод: С вероятностью $\frac{19}{20}$ значение коэффициента Intercept будет лежать в интервале $[-210.9226 : -20.22136]$. Отвергаем гипотезу $\beta = 0$, т.е. с вероятностью $\frac{1}{20}$ коэффициент Intercept может принимать значение 0, что говорит о том, что это получено хорошее значение коэффициента.

2. Расчитаем доверительный интервал для коэффициента $I(\log(raises))$

- значение коэффициента: 55.004
- стандартная ошибка: 13.119
- t-критерий Стьюдента: 2.051831

Доверительный интервал:

$$[55.004 - 2.051831 \times 13.119 : 55.004 + 2.051831 \times 13.119]$$

т.е.

$$[28.08603 : 81.92197]$$

Вывод: С вероятностью $\frac{19}{20}$ значение регрессора $I(\log(raises))$ будет лежать в интервале $[28.08603 : 81.92197]$. Отвергаем гипотезу $\beta = 0$, т.е. с вероятностью $\frac{1}{20}$ регрессор $I(\log(raises))$ может принимать значение 0, что еще раз говорит о том, что это хороший регрессор.

3. Расчитаем доверительный интервал для коэффициента $I(\log(advance))$

- значение коэффициента: (-12.963)
- стандартная ошибка: 9.264
- t-критерий Стъедента: 2.051831

Доверительный интервал:

$$[55.004 - 2.051831 \times 13.119 : 55.004 + 2.051831 \times 13.119]$$

т.е.

$$[28.08603 : 81.92197]$$

Вывод: С вероятностью $\frac{19}{20}$ значение регрессора $I(\log(advance))$ будет лежать в интервале $[-31.97116 : 6.045162]$. Принимаем гипотезу $\beta = 0$, т.е. с вероятностью $\frac{1}{20}$ регрессор $I(\log(advance))$ может принимать значение 0, что еще раз говорит о том, что это плохой регрессор.

Таблица 12: Описание результатов, полученных выше.

| Регрессор | Оценка коэффициента β | Std. Error | Доверительный интервал | $\beta = 0$ гипотеза |
|-----------------------|-----------------------------|------------|-------------------------|----------------------|
| Свободный коэффициент | -115.572 | 46.471 | [-210.9226 , -20.22136] | Отвергаем |
| I(log(raises)) | 55.004 | 13.119 | [28.08603 , 81.92197] | Отвергаем |
| I(log(advance)) | -12.963 | 9.264 | [-31.97116 , 6.045162] | Принимаем |

2.3 Вывод об отвержении или невозможности отвергнуть статистическую гипотезу о том, что коэффициент равен 0

После дополнительного изучения построенной модели *model_1* мы получили значения доверительных интервалов всех коэффициентов перед регрессорами в модели.

1. Посмотрим на доверительный интервал ‘Свободного коэффициента’.

$$[-210.9226, -20.22136]$$

Поскольку $0 \notin [-210.9226, -20.22136]$, то мы отвергает гипотезу о том, что значение этого коэффициента может равняться нулю. Значит этот коэффициент правильно описывает модель.

2. Посмотрим на доверительный интервал $I(\log(\text{raises}))$.

$$[28.08603, 81.92197]$$

Поскольку $0 \notin [28.08603, 81.92197]$, то мы отвергает гипотезу о том, что значение этого коэффициента может равняться нулю. Значит переменная 'rating' зависит от этого регрессора, хотя границы доверительного интервала и значение Std. Error равное 13.119 слишком большие, чтобы говорить о сильной зависимости между ними.

3. Посмотрим на доверительный интервал $I(\log(\text{advance}))$.

$$[-31.97116, 6.045162]$$

Поскольку $0 \in [-31.97116, 6.045162]$, то мы принимаем гипотезу о том, что значение этого коэффициента может равняться нулю. Значит переменная 'rating' не зависит от этого регрессора, поэтому лучше исключить её из модели.

2.4 Построение доверительного интервала для одного прогноза ($p = 95\%$).

Для построения доверительного интервала необходимо знать:

- ошибка σ по всей модели
- прогноз модели
- доверительный интервал

Но мы можем сразу построить доверительный интервал (см. таблицу 23) для прогноза модели при конкретных значениях регрессоров, не находя каждый из пунктов выше по отдельности.

```

1 new.data = data.frame(raises = 34, advance = 51
2 predict(model_1, new.data, interval = "confidence")
3

```

Листинг 9: Построение доверительного интервала для модели с помощью функций языка R.

Таблица 13: Доверительный интервал для модели.

| fit | lwr | upr | Доверительный интервал |
|-----|----------|----------|------------------------|
| 1 | 27.42529 | 7.856132 | 46.99445 |

С вероятностью $p = 95\%$ значение модели на значениях данных регрессоров будет равняться 27.42529.

3 Практическая работа №3

1. Набор данных: **r20i_os26c.sav** - wave 20
2. Набор параметров(обязательные): **sj13.2, age, sh5, s_marst, sj72.5c, status, sj6.2**
3. Набор параметров(дополнительные): **sj11.1, sj23**

3.1 Решение

3.1.1 Начальная обработка данных

- Создадим переменную **ds** в которую поместим информацию о выбранных столбцах.
- Создание дамми-переменной из параметра, отвечающего семейному положению.
- Преобразование переменной *sex*
- Создание дамми-переменной из параметра, отвечающего за тип населенного пункта
- Введение параметра, характеризующего уровень образования респондента
- Преобразование факторных переменных в вещественные

Подробную реализацию обработки данных с помощью языка программирования *R* см. в разделе [Приложение](#).

3.1.2 Построение линейной регрессии заработной платы на все введенные регрессоры

Построим линейную регрессию переменной ‘salary’ от всех выделенных ранее регрессоров и оценим коэффициент вздутия ‘VIF’. Обозначим эту модель как - *model_def*.


```

1 ds_2 = select(ds, salary, age, sex, h_educ, city_status, dur,
2 wed1, wed2, wed3, satisfy, of, gov)
3
4 # модель_1 - 'model_def'
5 model_def = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
6 status +
7 dur + wed1 + wed2 + wed3 + satisfy + of + gov)
8 summary(model_def)
vif(model_def)

```

Листинг 10: Построение модели *model_def*.

Таблица 14: Характеристики модели: *model_def*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.03259 | 0.06699 | -15.413 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.06357 | 0.01320 | -4.814 | 1.51e-06 | *** |
| sex | 0.49299 | 0.02534 | 19.456 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.51861 | 0.02628 | 19.734 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.33425 | 0.02652 | 12.603 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.13087 | 0.01226 | 10.672 | < 2e-16 | *** |
| wed1 | 0.03696 | 0.03733 | 0.990 | 0.322194 | |
| wed2 | -0.01408 | 0.04761 | -0.296 | 0.767452 | |
| wed3 | -0.11033 | 0.04697 | -2.349 | 0.018847 | * |
| satisfy | 0.23748 | 0.03463 | 6.858 | 7.72e-12 | *** |
| of | 0.29224 | 0.03452 | 8.465 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.17184 | 0.04992 | 3.442 | 0.000581 | *** |
| Residual standard error: 0.8972 on 5772 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.1966 Adjusted R-squared: 0.195 | | | | | |
| F-statistic 128.4 on 11 and 5772 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

```

1 vif(model_def)
2 age sex h_educ city_status dur
3 wed1
4 1.252570 1.138695 1.071094 1.026265 1.080268
5 2.425066
6 wed2 wed3 satisfy of gov
2.025865 1.920659 1.035515 1.037693 1.031553

```

Листинг 11: Проверка регрессоров на линейную зависимость.

Как можно видеть по данным регрессоры *wed1* и *wed2* плохо описывают поведение переменной *salary*. Возможно одна зависит от другой или они вовсе не нужны в модели.

3.1.3 Преобразование регрессоров построенной модели

Построим некоторые другие модели, экспериментируя с регрессорами, и выберем из них наилучшую. Поскольку построенных моделей очень много, здесь приведем характеристики лучших моделей, характеристики прочих можно увидеть в разделе [Приложение](#).

Таблица 15: Характеристики модели: *model_5*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.38986 | 0.16679 | -8.333 | 3.22e-16 | *** |
| log(age) | -0.19561 | 0.04326 | -4.522 | 7.01e-06 | *** |
| sex | 0.56428 | 0.07208 | 7.829 | 1.49e-14 | *** |
| h_educ | 0.63077 | 0.08806 | 7.163 | 1.73e-12 | *** |
| city_status | 0.46811 | 0.07522 | 6.223 | 7.68e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14344 | 0.03867 | 3.710 | 0.000221 | *** |
| wed3 | -0.06911 | 0.21784 | -0.317 | 0.751120 | |
| satisfy | 0.28575 | 0.09670 | 2.955 | 0.003214 | ** |
| of | 0.38896 | 0.10493 | 3.707 | 0.000224 | *** |
| gov | 0.17498 | 0.04982 | 3.512 | 0.000447 | *** |
| Residual standard error: 1.013 on 836 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.2212 Adjusted R-squared: 0.2128 | | | | | |
| F-statistic 26.38 on 9 and 836 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

3.2 Вывод

Каждая из моделей(см. таблицы 14 - 17) предоставляет практически идентичные другим результаты. Посмотрев на коэффициенты перед регрессорами в моделях, можно заметить некоторую закономерность. В каждой из построенных моделей коэффициент перед регрессором *age* - количество полных лет - отрицательный. Отсюда

Таблица 16: Характеристики модели: *model_6*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| Intercept) | -1.38986 | 0.16679 | -8.333 | 3.22e-16 | *** |
| log(age) | -0.19561 | 0.04326 | -4.522 | 7.01e-06 | *** |
| sex | 0.56428 | 0.07208 | 7.829 | 1.49e-14 | *** |
| h_educ | 0.63077 | 0.08806 | 7.163 | 1.73e-12 | *** |
| city_status | 0.46811 | 0.07522 | 6.223 | 7.68e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14344 | 0.03867 | 3.710 | 0.000221 | *** |
| wed3 | -0.06911 | 0.21784 | -0.317 | 0.751120 | |
| satisfy | 0.28575 | 0.09670 | 2.955 | 0.003214 | ** |
| of | 0.38896 | 0.10493 | 3.707 | 0.000224 | *** |
| gov | 0.40415 | 0.12620 | 3.202 | 0.001414 | ** |

Residual standard error: 1.013 on 836 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2212 Adjusted R-squared: 0.2128

F-statistic 26.38 on 9 and 836 DF p-value: < 2.2e-16

Таблица 17: Характеристики модели: *model_14*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.39116 | 0.16665 | -8.348 | 2.87e-16 | *** |
| log(age) | -0.19572 | 0.04323 | -4.527 | 6.85e-06 | *** |
| sex | 0.56719 | 0.07145 | 7.938 | 6.58e-15 | *** |
| h_educ | 0.62861 | 0.08775 | 7.164 | 1.72e-12 | *** |
| city_status | 0.46660 | 0.07503 | 6.219 | 7.88e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14340 | 0.03864 | 3.711 | 0.000220 | *** |
| $I(satisfy^{0.5})$ | 0.28644 | 0.09662 | 2.965 | 0.003117 | ** |
| of | 0.39069 | 0.10474 | 3.730 | 0.000204 | *** |
| gov | 0.40243 | 0.12602 | 3.193 | 0.001458 | ** |

Residual standard error: 1.013 on 837 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2211 Adjusted R-squared: 0.2136

F-statistic 29.7 on 8 and 837 DF p-value: < 2.2e-16

можно сделать вывод, что с повышением возраста люди статистически зарабатывают меньше. В каждой из моделей регрессоры *of* - наличие официального трудоустройства, *gov* - принадлежность организации государству, *satisfy* - удовлетворенность работой - всегда довольно хорошо связаны с описываемой переменной. Логически это

действительно так. Регрессоры *h_educ*, *city_status* так же оказались очень важны. Сравнивая с моделями в которых эти регрессоры выражены не так сильно, можно заметить прирост показателя параметра ‘Adjusted R-squared’ на 1-2%. Как итог получим, что **наиболее успешны в плане зарплаты молодые мужчины с высшим образованием из развитых городов**, статистика на противоречит здравому смыслу.

3.3 Оценка регрессий на предложенных подмножествах

- Подмножество 1: **Не вступавшие в брак мужчины, без высшего образования.** Уточним датасеты и построим модели:

```

1 data5_1 = subset(ds_2, sex = 1)
2 data5_2 = subset(data5_1, wed3 = 1)
3 data5_fin = subset(data5_2, h_educ = 0)
4
5 model_5_1 = lm(data = data5_fin, salary ~ log(age) + city_status
6 +
7           log(dur) + I(satisfy^2) + of + gov)
8 summary(model_5_1)
```

Листинг 12: Подмножество 1.

Вывод: по полученным данным(см. таблицу 18) можно предположить, что заработок респондентов ограниченных на «подмножестве 1» сильно зависит от возраста - с увеличением возраста респонденты статистически зарабатывают меньше. Если посмотреть на другие регрессоры, например, на *city_status* & *log_dur*, то можно убедиться что они действительно положительно влияют на описываемую переменную *salary*.

- Подмножество 2: **Городские жители, мужчины состоящие в браке.** Уточним датасеты и построим модели:

```

1 data5_1 = subset(ds_2, sex = 1)
2 data5_2 = subset(data5_1, city_status = 1)
3 data5_fin = subset(data5_2, wed1 = 1)
```

Таблица 18: Характеристики модели: *model_5_1*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -0.96175 | 0.16832 | -5.714 | 1.53e-08 | *** |
| log(age) | -0.19842 | 0.04618 | -4.296 | 1.94e-05 | *** |
| city_status | 0.48497 | 0.07960 | 6.093 | 1.69e-09 | *** |
| log(dur) | 0.17883 | 0.04057 | 4.408 | 1.18e-05 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.30497 | 0.10313 | 2.957 | 0.00319 | ** |
| of | 0.44941 | 0.11149 | 4.031 | 6.06e-05 | *** |
| gov | 0.38369 | 0.13390 | 2.865 | 0.00427 | ** |

Residual standard error: 1.082 on 839 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1089 Adjusted R-squared: 0.1025

F-statistic 17.09 on 6 and 839 DF p-value: < 2.2e-16

```

4  model_5_2 = lm(data = data5_fin, salary ~ log(age) + h_educ +
5              log(dur) + I(satisfy^2) + of + gov)
6  summary(model_5_2)
7
8

```

Листинг 13: Подмножество 2.

Таблица 19: Характеристики модели: *data5_fin*.

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -0.61121 | 0.15321 | -3.989 | 7.20e-05 | *** |
| log(age) | -0.18727 | 0.04557 | -4.110 | 4.35e-05 | *** |
| h_educ | 0.71432 | 0.09195 | 7.769 | 2.31e-14 | *** |
| log(dur) | 0.16612 | 0.03971 | 4.183 | 3.18e-05 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.25840 | 0.10182 | 2.538 | 0.011333 | * |
| of | 0.40250 | 0.11037 | 3.647 | 0.000282 | *** |
| gov | 0.23492 | 0.13147 | 1.787 | 0.074321 | . |

Residual standard error: 1.068 on 839 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1319 Adjusted R-squared: 0.1257

F-statistic 21.25 on 6 and 839 DF p-value: < 2.2e-16

Вывод: по полученным данным(см. таблицу 19) можно предположить, что заработок респондентов ограниченных на «подмножестве

2» так же сильно зависит от возраста - с увеличением возраста респонденты статистически зарабатывают меньше. Посмотрим на другие регрессоры. Теперь регрессоры gov & $I(satisfy^2)$ уже не оказывают такое сильное влияние на описываемую переменную, что с одной стороны весьма странно, ведь удовлетворенность работой должна весьма хорошо описывать переменную $salary$, возможно, городское население не так сильно заботится своей удовлетворенности от работы, закрывая на многое глаза, в пользу высокой зарплаты. Наличие высшего образования и возраст так же сильно положительно и отрицательно соответственно влияют на зарплату респондентов.

4 Практическая работа №4

1. Набор данных: [Credit Card customers](#)

4.1 Описание данных

Представим таблицу, которая описывает значения переменных из текущего набора данных. Смотри таблицу [20](#).

4.2 Введение

Необходимо по указанному набору данных классифицировать всех респондентов по признаку.

4.3 Решение

Для решения задачи необходимо выполнить следующие пункты:

1. Обработка пропущенных значений
2. Нормализация признаков
3. Разбиение данных на тестовую и обучающую выборки

Таблица 20: Описание переменных текущего набора данных.

| Название переменной | Описание |
|-----------------------|---|
| CLIENTNUM | Уникальный идентификатор клиента |
| Attrition_Flag | Активность клиента |
| Customer_Age | Возраст клиента в годах |
| Gender | M=Мужчина, F=Женщина |
| Education_Level | Уровень образования клиента |
| Marital_Status | Состоит ли респондент в браке |
| Income_Category | Категория годового дохода владельца счета |
| Credit_Limit | Кредитный лимит по Кредитной карте |
| Total_Trans_Amt | Общая сумма транзакции |
| Avg_Open_To_Buy | Открыта кредитная линия на покупку |
| Total_Revolving_Bal | Общий Возобновляемый остаток на Кредитной карте |
| Total_Amt_Chng_Q4_Q1 | Изменение суммы транзакции (4 квартал по сравнению с 1 кварталом) |
| Total_Trans_Ct | Общее количество транзакций |
| Total_Ct_Chng_Q4_Q1 | Изменение количества транзакций (4 квартал по сравнению с 1 кварталом) |
| Avg_Utilization_Ratio | Средний Коэффициент Использования Карты |

4. Построение классификатора методом опорных векторов

5. Построение классификатора типа Случайный Лес

Решение первых трех пунктов вы можете найти в разделе [Приложение](#) в полном коде решения. Здесь же мы приведем полученные результаты(см. рисунки 1, 3).

Вернемся к задаче классификации. Построим классификатор методом опорных векторов.

```

1 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(std_bank_df.iloc
   [:,1:],
2 std_bank_df.iloc[:,0], test_size=0.25, random_state=42)
3 svm_clf = svm.SVC()
4
5 # Поиск наилучших параметров для классификации методом опорных вектор
    ов
6 svm_param = {'C': [0.1, 1, 10, 100],
7               'gamma': ['scale', 'auto'],
8               'kernel': ['rbf', 'poly', 'sigmoid'],
9               'probability':[True],
10              'class_weight':['balanced', 'none']}
```

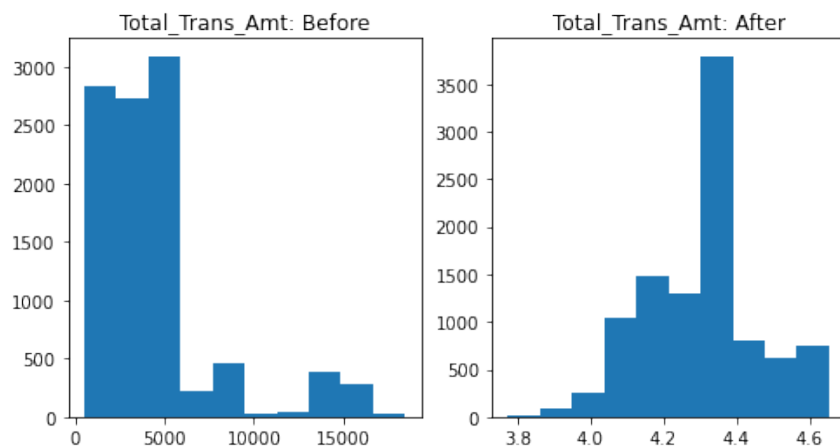


Рис. 1: Результат ноормализации признака Total_Trans_Amt.

```

11 svm_grid = GridSearchCV(svm_clf, svm_param, n_jobs=-1, cv=5, verbose
    =1)
12 svm_grid.fit(X_train, y_train)
13 print("Best param: ", svm_grid.best_params_)
14 svm_pred = svm_grid.predict(X_test)
15 svm_pred_prob = svm_grid.predict_proba(X_test)[:,:1]
16 svm_pred_df = pd.DataFrame({"pred":svm_pred, "prob":svm_pred_prob, "
    actual":y_test})
17 # manually adjust pred based on prob
18 thresh = np.quantile(svm_pred_prob, (1-y_train.mean()))
19 svm_pred_df['pred'] = (svm_pred_df['prob']>thresh).astype(int)
20 svm_pred_df
21
22 X, y = std_bank_df.iloc[:,1:], std_bank_df.iloc[:,0]
23
24

```

Листинг 14: Реализация метода опорных векторов. Поиск наилучших параметров.

Получили, что лучшие параметры для данного классификатора

- class_weight = 'balanced'
- gamma='scale'
- kernel='rbf'
- probability=True

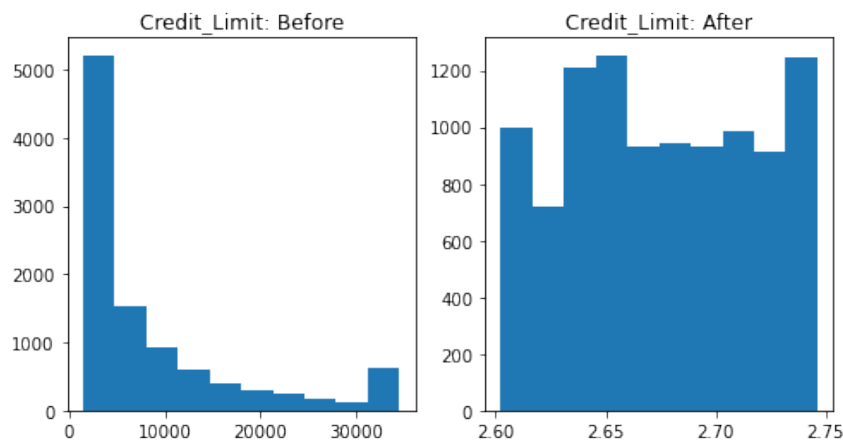


Рис. 2: Результат ноормализации признака Credit_Limit.

```

1 estimator = svm.SVC(C=10,
2                 class_weight='balanced',
3                 gamma='scale',
4                 kernel='rbf',
5                 probability=True)

```

Листинг 15: Реализация метода опорных векторов.

Тогда построив классификатор с данными параметрами получим следующие значения:

- accuracy: 0.9048280593431095
- f1: 0.7060378855046817
- precision: 0.7263938934825012
- recall: 0.6875215146299484

Точность на валидации 90%, что значит, что классификатор неплохо разделит всех респондентов по выделенному признаку. Посмотрим на другие метрики. Из всех положительных результатов наша модель верно описала лишь 68%, а нашел из всех положительных только 72%. Этот классификатор вполне может использоваться для построения линейной регрессии, но не стоит рассчитывать на полноценную точность. Теперь построим классификатор типа Случайный Лес.

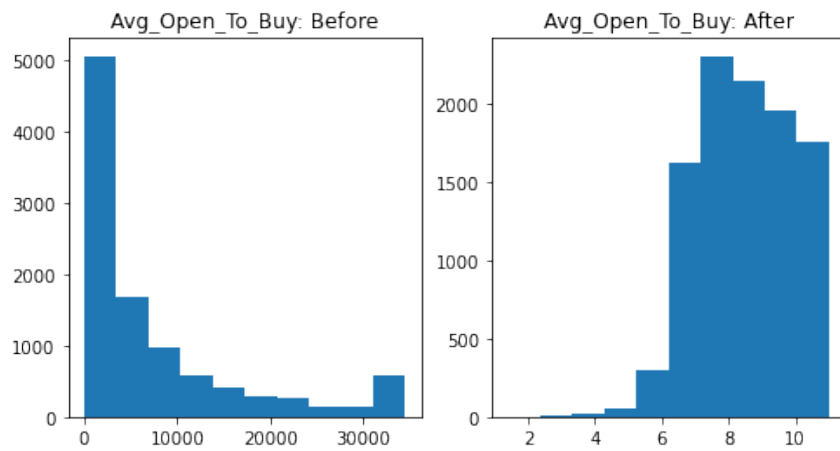


Рис. 3: Результат нормализации признака Avg_Open_To_Buy.

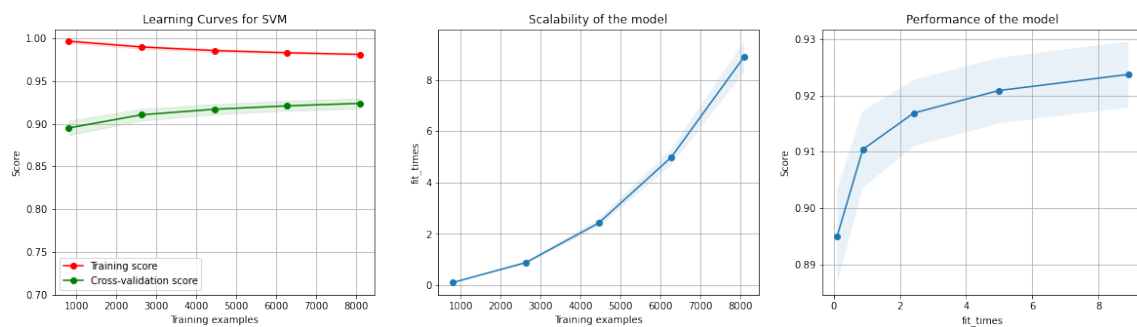


Рис. 4: Результат классификатора SVM.

```

1 rf = RandomForestClassifier()
2 n_estimators = [100, 200, 300]
3 max_features = [0.5, 0.25, 'log2', 'sqrt']
4 max_depth = [100, 200, 'none']
5 min_samples_split = [2, 5, 10]
6 min_samples_leaf = [1, 2, 4]
7 bootstrap = [True, False]
8 class_weight = ['balanced', 'none']
9 rf_param = {'n_estimators': n_estimators,
10             'max_features': max_features,
11             'max_depth': max_depth,
12             'min_samples_split': min_samples_split,
13             'min_samples_leaf': min_samples_leaf,
14             'bootstrap': bootstrap,
15             'class_weight': class_weight}
16 rf_grid = GridSearchCV(rf, rf_param, n_jobs=-1, cv=5, verbose=1)

```

```
17 rf_grid.fit(X_train, y_train)
```

Листинг 16: Реализация классификатора Случайный Лес. Поиск наилучших параметров.

Таким образом были выделены параметры, дающие наилучшую точность:

- bootstrap=False
- class_weight='balanced'
- max_depth=200
- max_features=0.25
- min_samples_leaf=1
- min_samples_split=2
- n_estimators=300

По полученным параметрам построим классификатор типа Случайный Лес.

```
1 estimator = RandomForestClassifier(bootstrap=False,
2                                     class_weight='balanced',
3                                     max_depth=200,
4                                     max_features=0.25,
5                                     min_samples_leaf=1,
6                                     min_samples_split=2,
7                                     n_estimators=300)
8 estimator.fit(X_train, y_train)
```

Листинг 17: Реализация классификатора Случайный Лес.

Получим следующие результаты:

- accuracy: 0.9407590180165432
- f1: 0.8085149959922957
- precision: 0.888746562219956

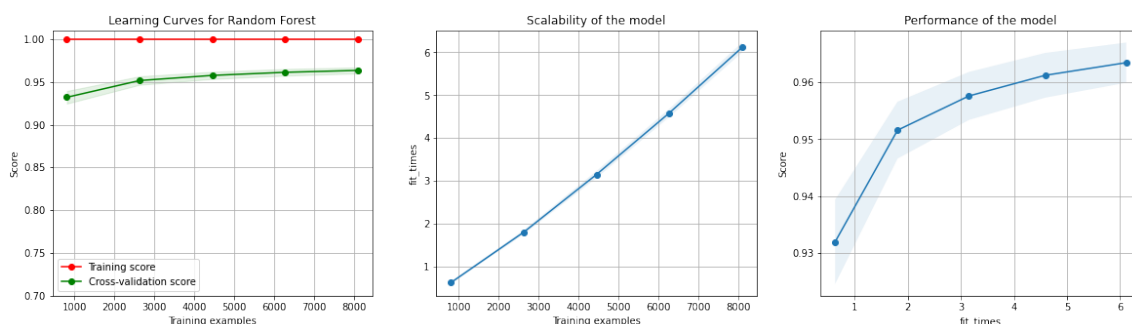


Рис. 5: Результат классификатора Random Forest.

- recall: 0.7494549627079747

Оказалось, что точность второго классификатора лучше (см. рисунки 4,5). Из всех названных классификатором положительными объектов действительно оказались такими 88%, а всего классификатор распознал 75% положительных объектов. Конечно, в сравнении с первым классификатором, второй оказался куда лучше, но второй также и более затратный по времени исполнения. Все же алгоритм использования многочисленного ансамбля решающих деревьев, восполняя недостаток точности большим количеством, в этой задаче классификации показала себя с хорошей стороны, в то время как, разбиение объектов гиперплоскостями не было столь же эффективным. Полный код решения и все представленные и дополнительные материалы см. в разделе [Приложение](#).

5 Практическая работа №5

1. Набор данных: [Medical Cost Personal Datasets](#)

Отметим, что набор данных создан на основе демографической статистики Бюро переписи населения США, согласно книге, из которой он взят, поэтому эти данные можно приближенно считать реальными.

5.1 Решение

5.1.1 Введение в данные

- В выбранном датасете 1338 объектов и 7 признаков. Посмотрим на начальные данные см. таблицы [21](#), [22](#), [23](#).

Таблица 21: Представление начальных данных.

| | age | sex | bmi | children | smoker | region | charges |
|---|-----|--------|--------|----------|--------|-----------|-------------|
| 0 | 19 | female | 27.900 | 0 | yes | southwest | 16884.92400 |
| 1 | 18 | male | 33.770 | 1 | no | southeast | 1725.55230 |
| 2 | 28 | male | 33.000 | 3 | no | southeast | 4449.46200 |
| 3 | 33 | male | 22.705 | 0 | no | northwest | 21984.47061 |
| 4 | 32 | male | 28.880 | 0 | no | northwest | 3866.85520 |
| 5 | 31 | female | 25.740 | 0 | no | southeast | 3756.62160 |
| 6 | 46 | female | 33.440 | 1 | no | southeast | 8240.58960 |

Таблица 22: Представление начальных данных.

| # | Column | Non-Null | Count | Dtype | smoker | region | charges |
|---------|----------|----------|----------|---------|-------------|-----------|-------------|
| 0 | age | 1338 | non-null | int64 | yes | southwest | 16884.92400 |
| 1 | sex | 1338 | non-null | object | no | southeast | 1725.55230 |
| 2 | bmi | 1338 | non-null | float64 | no | southeast | 4449.46200 |
| 3 | children | 1338 | non-null | int64 | no | northwest | 21984.47061 |
| 4 | smoker | 1338 | non-null | object | no | northwest | 3866.85520 |
| 5 | region | 1338 | non-null | object | no | southeast | 3756.62160 |
| 6 | charges | 1338 | non-null | float64 | no | southeast | 8240.58960 |
| dtypes: | | | | | float64(2), | int64(2), | object(3) |

Теперь представим описание признаков из текущего набора данных.

- **age** - возраст основного бенефициара
- **sex** - пол бенефициара: женщина или мужчина
- **bmi** - индекс массы тела
- **children** - количество застрахованных людей

Таблица 23: Разбиение данных по категориальному признаку **region**.

| | |
|----------------------------|-----|
| southeast | 364 |
| southwest | 325 |
| northwest | 325 |
| northeast | 324 |
| Name: region, dtype: int64 | |

- **smoker** - является ли бенефициар курильщиком
- **region** - район, в котором проживает бенефициар
- **charges** - индивидуальные расходы, оплачиваемые медицинским страхованием

5.1.2 Представление признаков

• Категориальные признаки представленные в датасете- **region**, **smoker**, **sex**. Признак 'region' имеет наибольшее количество уникальных значений.

- В датасете имеются бинарные признаки: **sex**, **smoker**
- В датасете также имеются числовые признаки **age**, **children**, **bmi**, **charges**.

Обработаем категориальные признаки.

```
1 region = pd.get_dummies(data['region'])
2 data = pd.concat((data, region), axis=1)
3 data = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'sex', 'bmi', 'children',
4   'smoker', 'charges', 'northeast', 'northwest', 'southeast', 'southwest'])]
```

Листинг 18: Обработка категориальных признаков.

5.1.3 Обработка пропущенных значений

- Проверим данные на наличие пропусков см. таблицу [24](#).
- Всего в датасете представлены данные о 1338 клиентах, в каждой строке, отвечающей одному из признаков по 1338 значений, значит

Таблица 24: Представление данных.

| | Column | Non-Null | Count | Dtype |
|---|-----------|----------|----------|---------|
| 0 | age | 1338 | non-null | int64 |
| 1 | sex | 1338 | non-null | object |
| 2 | bmi | 1338 | non-null | float64 |
| 3 | children | 1338 | non-null | int64 |
| 4 | smoker | 1338 | non-null | object |
| 5 | charges | 1338 | non-null | float64 |
| 6 | northeast | 1338 | non-null | uint8 |
| 7 | northwest | 1338 | non-null | uint8 |
| 8 | southeast | 1338 | non-null | uint8 |
| 9 | southwest | 1338 | non-null | uint8 |
| dtypes: float64 int64(2), object(2), uint8(4) | | | | |

можно сделать вывод о том, что в датасете отсутствуют пропуски. Значит нам не придется их отдельно обрабатывать.

5.1.4 Определение и обработка аномальных значений и выбросов

- Проверим датасет на наличие в нем аномальных значений.

Таблица 25: Проверка данных на наличие аномальных значений.

| | age | bmi | children | charges |
|-------|-------------|-------------|-------------|--------------|
| count | 1338.000000 | 1338.000000 | 1338.000000 | 1338.000000 |
| mean | 39.207025 | 30.663397 | 1.094918 | 13270.422265 |
| std | 14.049960 | 6.098187 | 1.205493 | 12110.011237 |
| min | 18.000000 | 15.960000 | 0.000000 | 1121.873900 |
| 25% | 27.000000 | 26.296250 | 0.000000 | 4740.287150 |
| 50% | 39.000000 | 30.400000 | 1.000000 | 9382.033000 |
| 75% | 51.000000 | 34.693750 | 2.000000 | 16639.912515 |
| max | 64.000000 | 53.130000 | 5.000000 | 63770.428010 |

Как можно видеть из представленной таблицы [25](#), среднее значение расходов по медицинской страховке - 13270.4 пунктов, но макси-

мальное значение этого же столбца - 63770.4 пункта, что превышает среднее значение почти в 5 раз. Можно утверждать, что это и есть искомое аномальное значение. Кроме того, стоит обратить внимание на столбец **bmi** - индекс массы тела, который у желательного должен быть в рамках от 18.5 до 24.9, хотя из таблицы видно, что даже у четверти клиентов нет таких показателей. Среднее значение этого показателя 30.7, что превышает норму более чем на 5 пунктов. В целом можно сказать, что большинство клиентов имеют ожирение. Давайте посмотрим на это более детально.

- Сравним рост индекса массы тела с ростом возраста и с ростом индивидуальных расходов по медицинской страховке.

```
1 plt.figure(figsize=(12,10), dpi= 80)
2 sns.heatmap(data.corr(), xticklabels=data.corr().columns,
3 yticklabels=data.corr().columns, cmap='RdYlGn', center=0, annot=
4 True)
5
6 plt.xticks(fontsize=12)
7 plt.yticks(fontsize=12)
8 plt.show()
```

Листинг 19: Сравнение роста индекса массы тела с ростом возраста.

- В итоге, см. рис 8 и 7 и таблицу 26, никакой простой зависимости роста индекса тела от возраста или от медицинских расходов выявить не удалось, это значит, что нет повышения или понижения возраста или медицинских расходов связанных индексом массы тела. Т.е. другими словами, практически каждый клиент имеет индекс массы тела выше нормы, но медицинские расходы не связаны с лечением ожирения, значит это является нормальным в районах, где они живут.

5.1.5 Стандартизация значений признаков

Произведем стандартизацию значений признаков

```
1 data['sex'] = np.where(data['sex'] == 'female' , 0, data['sex'])
2 data['sex'] = np.where(data['sex'] == 'male' , 1, data['sex'])
3
4 data['smoker'] = np.where(data['smoker'] == 'no' , 0, data['smoker']
5 )
```

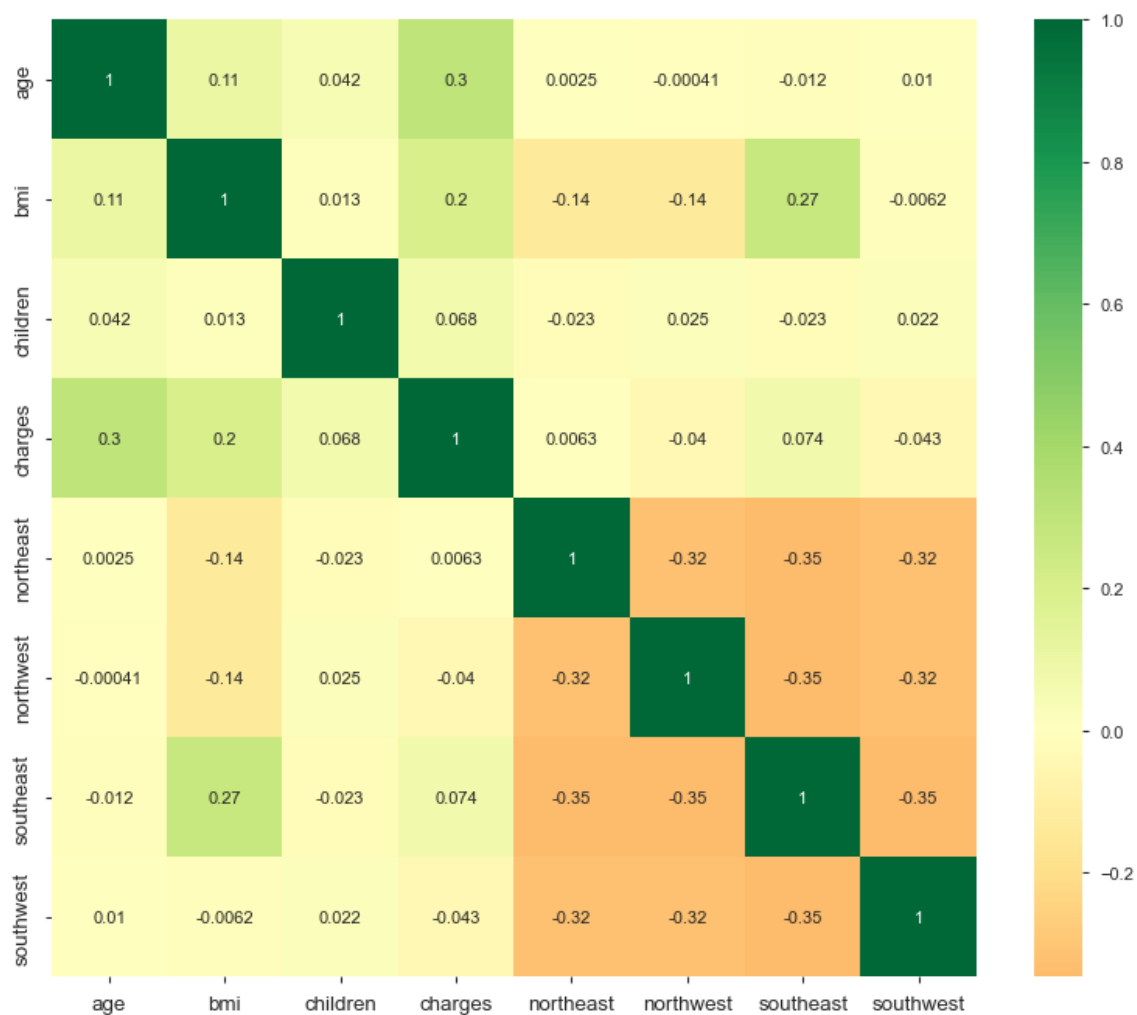



Рис. 6: Корреляция признаков датасета.

```

5 data['smoker'] = np.where(data['smoker'] == 'yes' , 1, data['smoker']
6   )
7
8 from sklearn import preprocessing
9 import seaborn as sns # Для графиков
10
11 # Инициализируем стандартизатор
12 s_scaler = preprocessing.StandardScaler()
13
14 # Копируем исходный датасет
15 data_s = s_scaler.fit_transform(data)

```

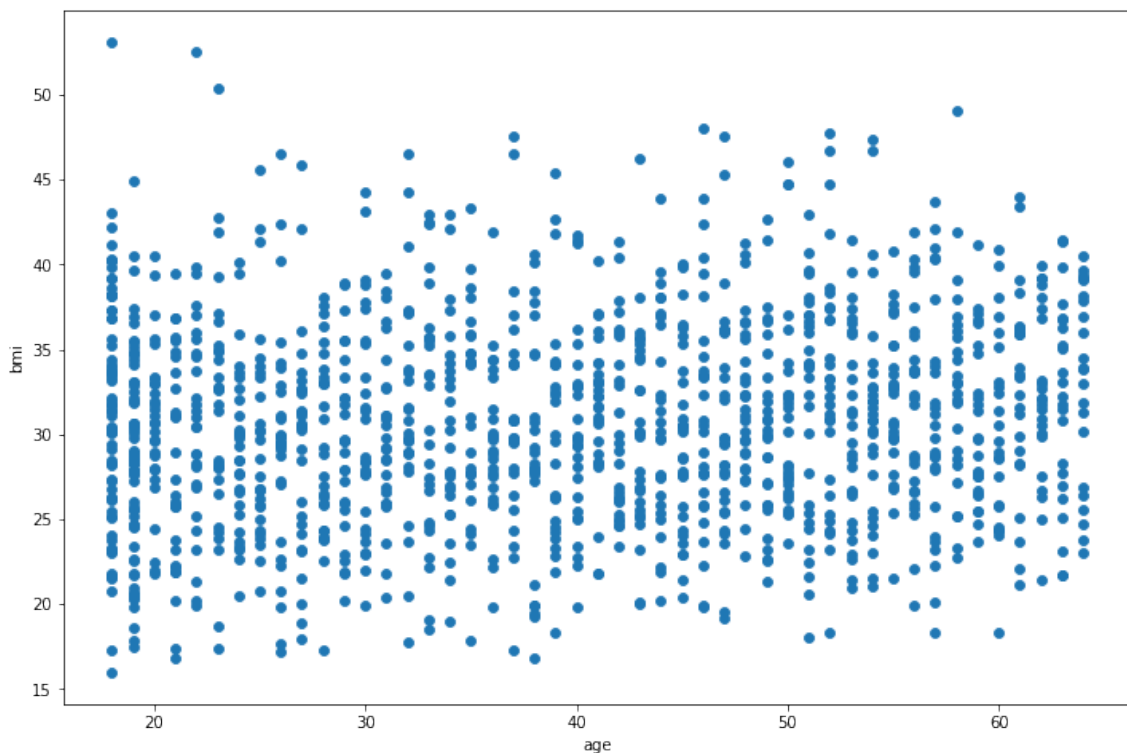


Рис. 7: График зависимости индекса массы тела от медицинских расходов.

```

16
17 # Копируем названия столбцов, которые теряются при использовании
    fit_transform()
18 col_names = list(data.columns)
19
20 # Преобразуем промежуточный датасет в полноценный датафрейм для визу
    ализации
21 data_s = pd.DataFrame(data_s, columns = col_names)
22
23

```

Листинг 20: Стандартизация значений признаков.

Визуализируем стандартизацию признаков, см. рис. 7 - 7

5.1.6 Определение целевого признака

charges - целевой признак. Исключим его из данных.

Таблица 26: Результат работы функции `data.corr()`.

| | age | bmi | children | charges | northeast | northwest | southeast | southwest |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| age | 1.000000 | 0.109272 | 0.042469 | 0.299008 | 0.002475 | -0.000407 | -0.011642 | 0.010016 |
| bmi | 0.109272 | 1.000000 | 0.012759 | 0.198341 | -0.138156 | -0.135996 | 0.270025 | -0.006205 |
| children | 0.042469 | 0.012759 | 1.000000 | 0.067998 | -0.022808 | 0.024806 | -0.023066 | 0.021914 |
| charges | 0.299008 | 0.198341 | 0.067998 | 1.000000 | 0.006349 | -0.039905 | 0.073982 | -0.043210 |
| northeast | 0.002475 | -0.138156 | -0.022808 | 0.006349 | 1.000000 | -0.320177 | -0.345561 | -0.320177 |
| northwest | -0.000407 | -0.135996 | 0.024806 | -0.039905 | -0.320177 | 1.000000 | -0.346265 | -0.320829 |
| southeast | -0.011642 | 0.270025 | -0.023066 | 0.073982 | -0.345561 | -0.346265 | 1.000000 | -0.346265 |
| southwest | 0.010016 | -0.006205 | 0.021914 | -0.043210 | -0.320177 | -0.320829 | -0.346265 | 1.000000 |

```

1 target = data.charges
2 train = data.drop(['charges'], axis=1)
3

```

Листинг 21: Исключение признака `charges` из данных.

5.1.7 Разбиение данных на выборки

Поскольку параметр `test_size` имеет значение 0.3, а все объекты разделяются тренировочную и обучающую выборки, то количество объектов в тренировочной выборке будет равно 0.7 от общего числа объектов. Параметр `random_state` отвечает за начальное значение случайного числа, используемого для перетасовки т.е. чтобы сделать эксперимент воспроизводимым.

5.1.8 Определение зависимости между описывающими признаками

Проверим линейную зависимость между введенными признаками с помощью инструментов библиотеки **pandas**.

```

1 data.corr()
2

```

Листинг 22: Проверка корреляции признаков между собой.

Визуализация текущих действий представлено на рис. 8 и в таблице 26. Таким образом, мы понимаем, что есть некоторая зависимо-

сти между признаками **charges** и **smoker**. Будем иметь это ввиду, если в будущем мы будем описывать ими целевой признак.

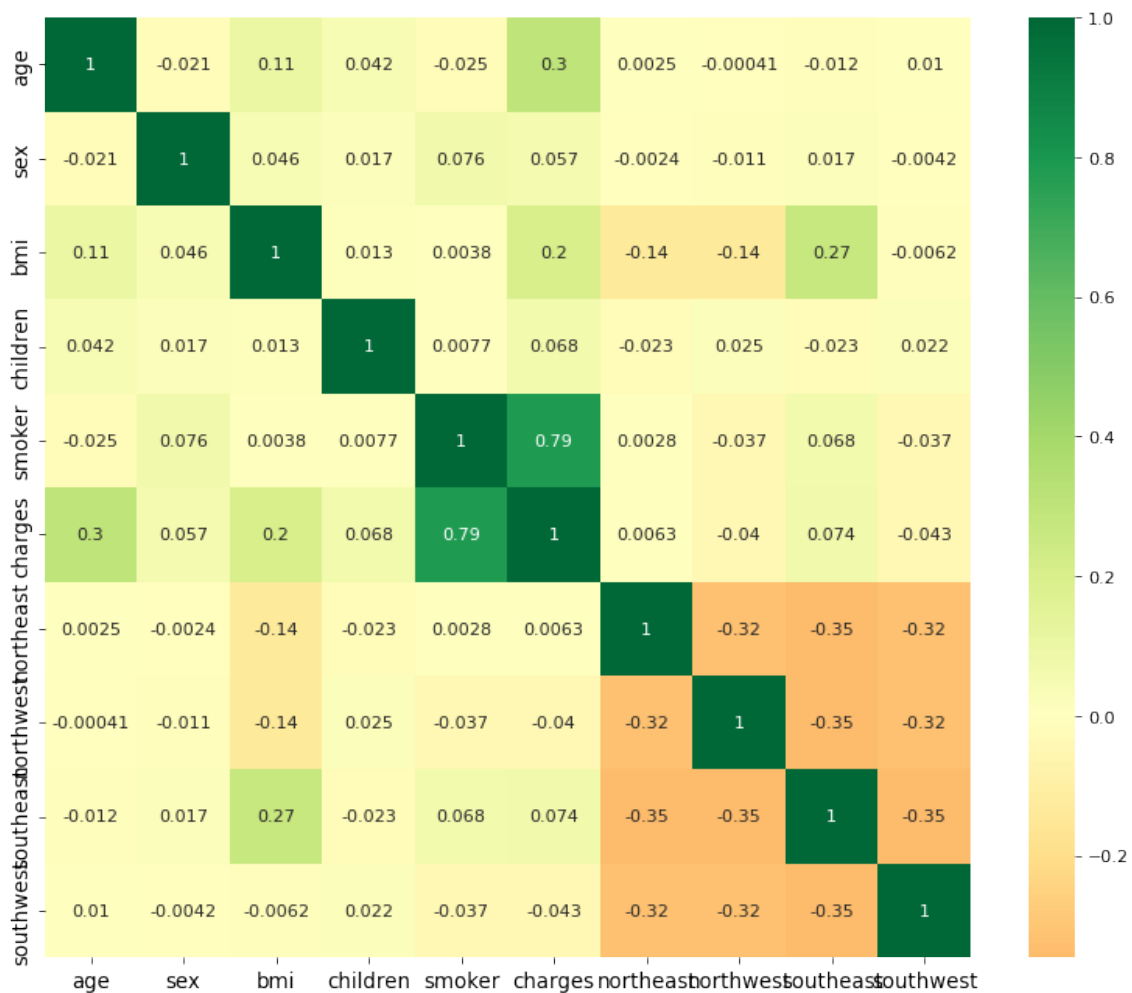


Рис. 8: Корреляция признаков датасета.

Теперь разделим данные на обучающую и тестовую выборки.

```

1 from sklearn.model_selection import train_test_split
2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(train, target,
3     test_size = 0.25, random_state = 42)
4 N_train, _ = X_train.shape
5 N_test, _ = X_test.shape
6 print (N_train, N_test)

```

Листинг 23: Разделение данных на выборки.

5.1.9 Построение линейной зависимости

Для построения линейной зависимости признака **charges** от регрессоров представленных в таблице ??, исключая столбец с выбранным целевым признаком, воспользуемся методом главных компонент.

```

1 pca = PCA()
2 pca.fit(X_train)
3 X_pca = pca.transform(X_train)
4 for i, component in enumerate(pca.components_):
5     print("{} component: {}% of initial variance".format(i + 1,
6         round(100 * pca.explained_variance_ratio_[i], 2)))
7     print(" + ".join("%.3f x %s" % (value, name)
8         for value, name in zip(component, train.columns)
9     ))
10    print('\n')

```

Листинг 24: Реализация метода главных компонент.

Мы получили, что для описания 90% дисперсии данных достаточно 6-х компонент, а наибольший вклад вносит признак **southeast**. Это значит, что для людей, проживающих на юго-востоке США, медицинские страховки самые дорогие. Что на первый взгляд очень странно. Проведя дополнительные исследования в интернете, обнаруживается, что согласно источнику <https://www.talktomira.com/post/the-10-most-expensive-health-insurance-markets-in-the-u-s> 8 из 10 штатов США с самыми дорогими медицинскими страховками расположены на либо на юго-востоке страны, либо на северо-востоке. Значит, мы действительно получили достоверные результаты, и наша модель правильно описывает динамику стоимости медицинской страховки. Визуализацию зависимости описания дисперсии от количество описываемых признаков см. на рис. 9

Все приложенные таблицы и рисунки, а также код всей программы см. в разделе [Приложение](#).

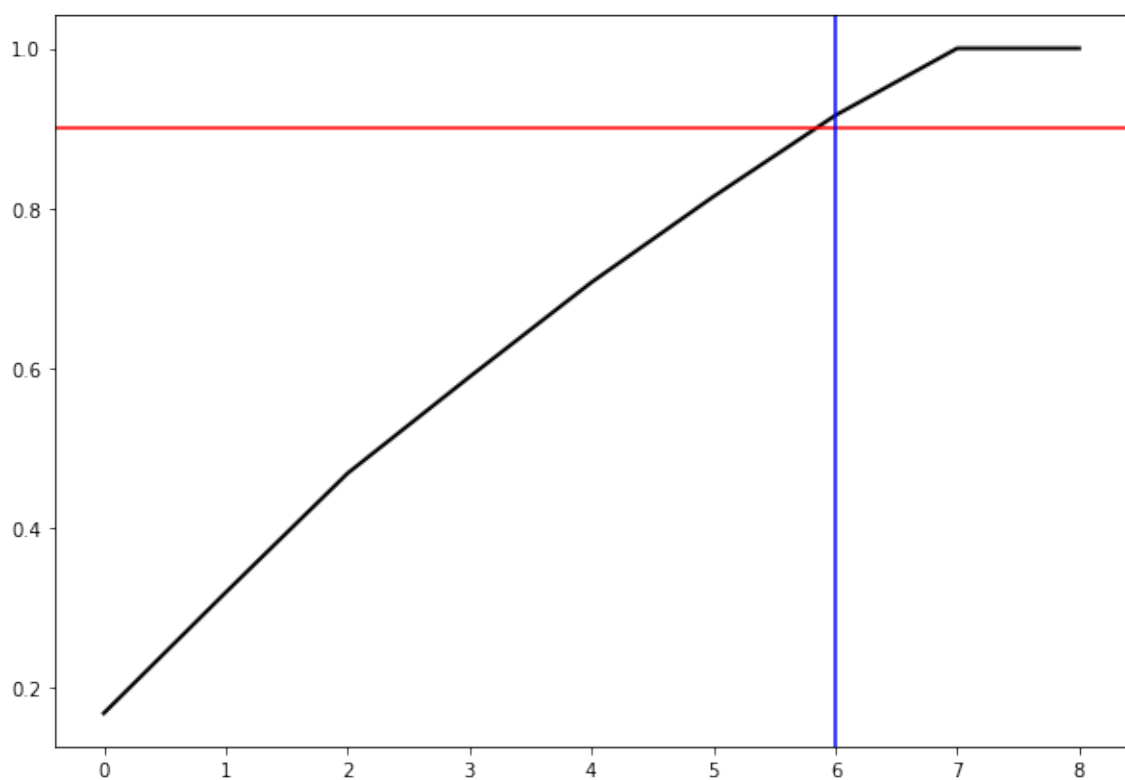


Рис. 9: Визуализация зависимости качества описываемой дисперсии от количество описывающих признаков.

6 Практическая работа №6

В практической работе №5 мы провели начальную обработку [данных](#) и с помощью метода главных компонент продемонстрировали сильную линейную зависимость между целевым признаком **charges** и признаком **southeast**. Поскольку мы получили сильную зависимость между стоимостью медицинской страховки и регионом, исследуем эту тему более детально, попутно выделив другие компоненты, оказывающие наибольшее влияние на стоимость.

6.1 Решение

В практической работе №5 уже были выполнены все необходимые для решения задачи шаги, поэтому сделсь приведем лишь некоторые визуальные результаты фрагментов кода (полный код решения задачи см. в разделе [Приложение](#)) и их анализ.

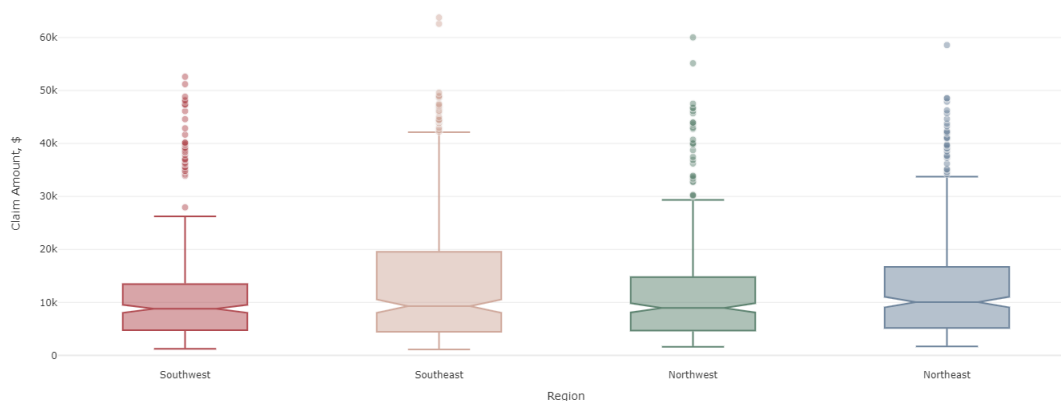


Рис. 10: Визуализация стоимости медицинской страховки к каждому региону.

Таким образом из рис. 10 мы еще раз убеждаемся, что в юго-восточной части США самая дорогая медицинская страховка, но в тоже время в северо-восточной части стоимость страховки не мно-

гим ниже и если посмотреть, то в северо-восточном регионе самая высокая средняя цена за медицинскую страховку.

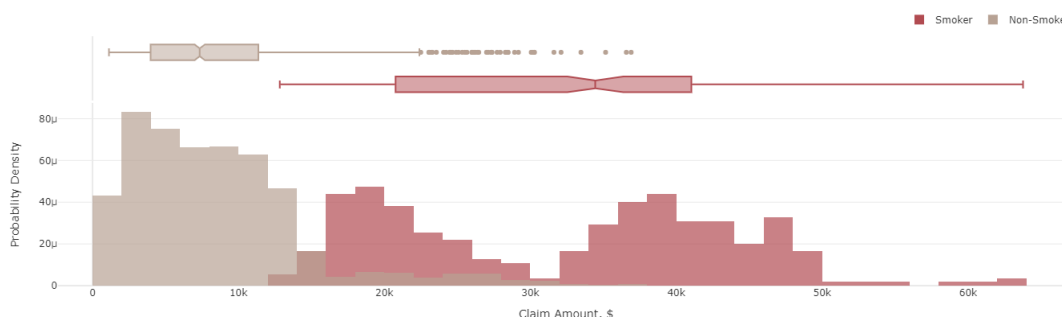


Рис. 11: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки среди курящих и некурящих.

Здесь же (см. рис 11) можно заметить весьма важную деталь. Стоимость медицинской страховки курильщиков значительно выше и вариативнее, чем у не курящих людей. Далее окажется, что этот фактор является самым значимым среди всех остальных.

Выясним действительно ли фактор курения настолько сильно влияет на стоимость медицинской страховки.

Представим график зависимости курящих и нет мужчин от женщин от стоимости медицинской страховки.

Удивительно, из рис. 12 видна следующая тенденция. В каждом из регионов некурящие женщины платят за медицинскую страховку больше, чем мужчины, возможно, в стоимости каждой из страховок учитываются возможные будущие расходы на роды женщины. Однако, если мужчина и женщина курят, то стоимость медицинской страховки для мужчины выше, чем у женщины. Кроме того, стоит обратить внимание на стоимость медицинской страховки у курящих и нет. Первые платят больше в **4-5 раз!**

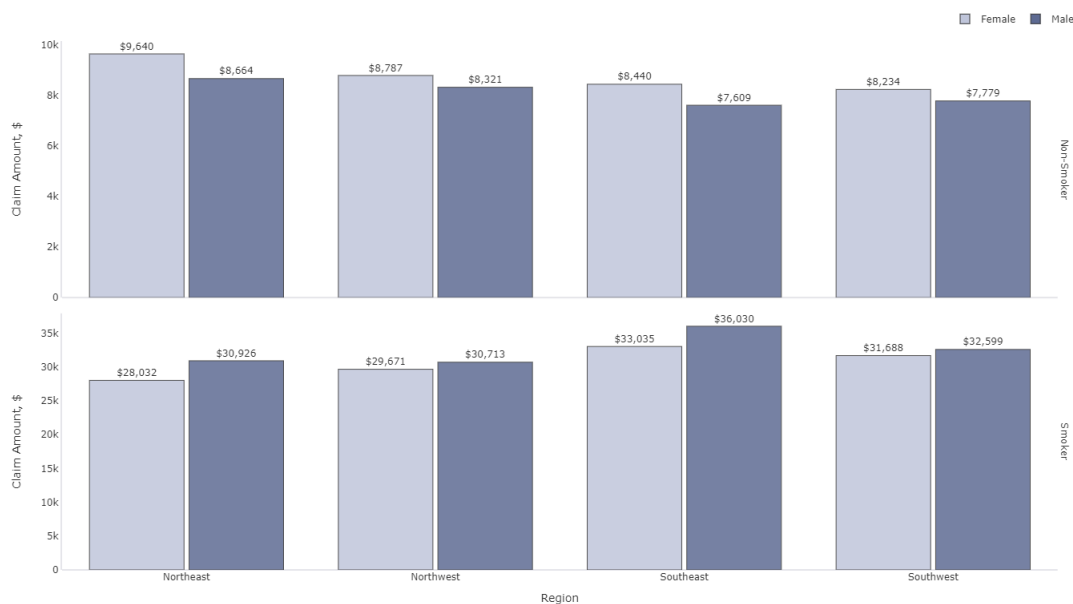


Рис. 12: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки.

Построим линейные регрессии зависимости параметра **charges** от введенных признаков и определим признак, который оказывает наибольшее влияние.

- Как выяснилось в практической работе №5 есть существенная зависимость описываемой переменной **charges** от регрессора **smoke**, поэтому обязательно включим последний признак в модель. Но других существенных связей между параметрами нет. Поэтому для описания переменной **charges** мы будем использовать все признаки.

- Перейдем к построению линейных регрессий.

Для начала построим зависимость от всех параметров.

```

1 y_train=data.pop('charges')
2 X_train = data.copy()
3
4 import statsmodels.api as sm
5 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
6
7 all= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
8
9 all.summary()
```

Таблица 27: Линейная зависимость параметра **charges** от всех параметров.

| | coef | std err | t | P> t | [0.025 | 0.975] |
|------------|------------|---------|---------|-------|-----------|-----------|
| const | -1.013e+04 | 791.569 | -12.792 | 0.000 | -1.17e+04 | -8572.628 |
| age | 256.8564 | 11.899 | 21.587 | 0.000 | 233.514 | 280.199 |
| bmi | 339.1935 | 28.599 | 11.860 | 0.000 | 283.088 | 395.298 |
| children | 475.5005 | 137.804 | 3.451 | 0.001 | 205.163 | 745.838 |
| female | 131.3144 | 332.945 | 0.394 | 0.693 | -521.842 | 784.470 |
| smoker_yes | 2.385e+04 | 413.153 | 57.723 | 0.000 | 2.3e+04 | 2.47e+04 |
| northeast | -1944.3632 | 334.580 | -5.811 | 0.000 | -2600.725 | -1288.001 |
| northwest | -2297.3271 | 335.065 | -6.856 | 0.000 | -2954.641 | -1640.014 |
| southeast | -2979.3852 | 386.076 | -7.717 | 0.000 | -3736.771 | -2222.000 |
| southwest | -2904.4142 | 352.330 | -8.243 | 0.000 | -3595.597 | -2213.231 |

Таблица 28: Параметры модели all

| | |
|-----------------|-------|
| R-squared: | 0.749 |
| Adj. R-squared: | 0.748 |
| F-statistic: | 496.0 |

10

Листинг 25: Линейная зависимость параметра **charges** от всех параметров.

Приведем таблицы 27, 28 с результатами, построенной модели *all*.

Таким образом, модель *all* описывает до 74,8% различий в стоимость медицинской страховки. Стоит обратить внимание на регрессор **smoker_yes**, который имеет большой коэффициент, что в очередной раз подтверждает его важность в нашей модели. Однако стоит отметить, что регрессоры, отвечающие за регион имеют отрицательные значения коэффициентов в построенной модели, что, на самом деле, противоречит тому, что было получено ранее через анализ зависимости описываемой переменнo и регрессорами, отвечающими за регион.

Далее для краткости приведем таблицу других построенных моделей(полный код см. в разделе [Приложение](#)) и сделаем выводы.

Таблица 29: Таблица, представляющая построенные линейные модели.

| Название модели | Описание | R-squared | Adj. R-squared |
|-----------------|---------------------------------------|-----------|----------------|
| bmi_sq | bmi^2 | 0.749 | 0.748 |
| age_sq | age^2 | 0.754 | 0.752 |
| ... | ... | ... | ... |
| bmi_age_sq | $\text{bmi}^2, \text{age}^2$ | 0.752 | 0.750 |
| age_lg | $\log(\text{age}, 2)$ | 0.664 | 0.662 |
| bmi_lg | $\log(\text{bmi}, 2)$ | 0.751 | 0.750 |
| bmi_age_lg | $\log(\{\text{age}, \text{bmi}\}, 2)$ | 0.665 | 0.663 |
| lm_15 | $\log(\text{age}, 2), \text{bmi}^2$ | 0.660 | 0.659 |
| lm_16 | $\log(\text{bmi}, 2), \text{age}^2$ | 0.754 | 0.753 |
| bmi_smoke | $\text{bmi} + \text{smoke_yes}$ | 0.658 | 0.657 |
| age_smoke | $\text{age} + \text{smoke_yes}$ | 0.721 | 0.721 |
| smk_sq | smoke_yes^2 | 0.751 | 0.749 |
| lm_12 | $\text{age} + \text{bmi}$ | 0.117 | 0.116 |
| ... | ... | ... | ... |

В итоге мы получили, что наилучшая модель это *lm_16*, где были использованы все признаки, но признак **bmi** был заменен на свой логарифм, а признак **age** на свой квадрат. Но после того, как из модели были убраны регрессоры(см. *lm_13*, *lm_13*) **bmi** или **smoker_yes** показатель R-squared падает ниже 1%.

- Сейчас же для получения максимально верной модели воспользуемся градиентным бустингом.

```

1 X_train = pd.DataFrame(data=s.fit_transform(X_train), columns=
  X_pf.columns)
2 X_test = pd.DataFrame(data=s.transform(X_test), columns=X_pf.columns
  )
3
4
5 grid = {'learning_rate': [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 0.25, 0.5],
6         'n_estimators': [int(x) for x in np.linspace(start = 200,
7             stop = 1000, num = 5)],
8         'subsample': [0.5, 0.8, 1],
9         'min_samples_split': [2, 5, 10],
10        'min_samples_leaf': [1, 2, 4],
11        'max_depth': [int(x) for x in np.linspace(2, 10, num = 5)],
12        'max_features': [None, 'sqrt']}
13 xgb=GradientBoostingRegressor(random_state=21)
14 xgb_cv=RandomizedSearchCV(estimator=xgb, param_distributions=grid,
15     scoring='neg_mean_squared_error',
16     n_iter=100, cv=3, random_state=21, n_jobs
17     =-1)
18 xgb_cv.fit(X_train, y_train)
19 y_pred=xgb_cv.predict(X_test)
20 preds.append(pd.Series(y_pred, name='preds').reset_index(drop=True))
21 rmse=np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)).round(2)
22 r2=r2_score(y_test, y_pred)
23 adj_r2 = 1 - (1-r2)*(len(y_test)-1)/(len(y_test)-X_test.shape[1]-1)
24 r2_scores.append(r2)
25 adj_r2_scores.append(adj_r2)

```

Листинг 26: Построение модели на основе градиентного бустинга.

Посмотрим на результаты.

Таким образом нам удалось построить хорошие модели в регионах *Southwest* и *Southeast*, хотя в двух других получить похожие оценки получить не удалось. Однако, для всех регионов среднее значение R-squared больше 80%, поэтому, в целом, можно считать, что

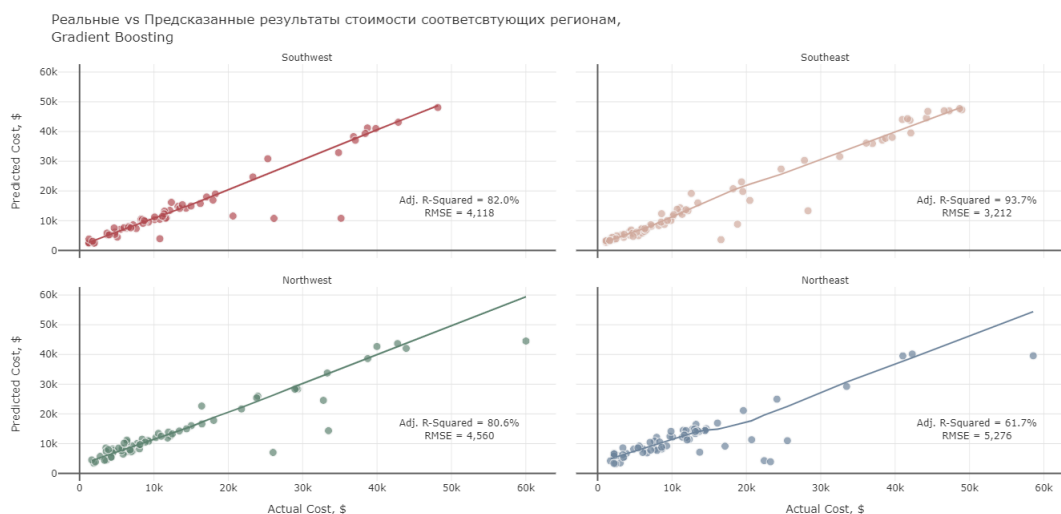


Рис. 13: Визуализация результатов постоенной модели *xgb_cv*.

построенная с помощью градиентного спуска модель удачная.

Теперь мы приведем усредненные значения значимости параметров при оценке стоимости медицинской страховки (см. рис 14, код для постоения см. в разделе [Приложение](#)).

Вывод. В представленной практической работе №6 мы выяснили, какие из параметров оказывают наиболее значимое воздействие на рост стоимости медицинской страховки. Как оказалось, наибольшая средняя цена медицинской страховки представлена в северо-восточном регионе, а наибольшая стоимость страховки в юго-восточном. Курящие люди, имеющие ожирение платят за страховки значительно больше остальных, и разница стоимости страховки для курящих и нет весьма значительная. Вторым и третьим по значимости оказались признаки возраста и индекс массы тела, которые так же достаточно сильно оказывают влияние на стоимость медицинской страховки. Однако признак, определяющий количество детей наоборот не вносит существенной разницы в стоимость, точно также как и гендер клиента.

Значимость факторов при оценке стоимости медицинской страховки

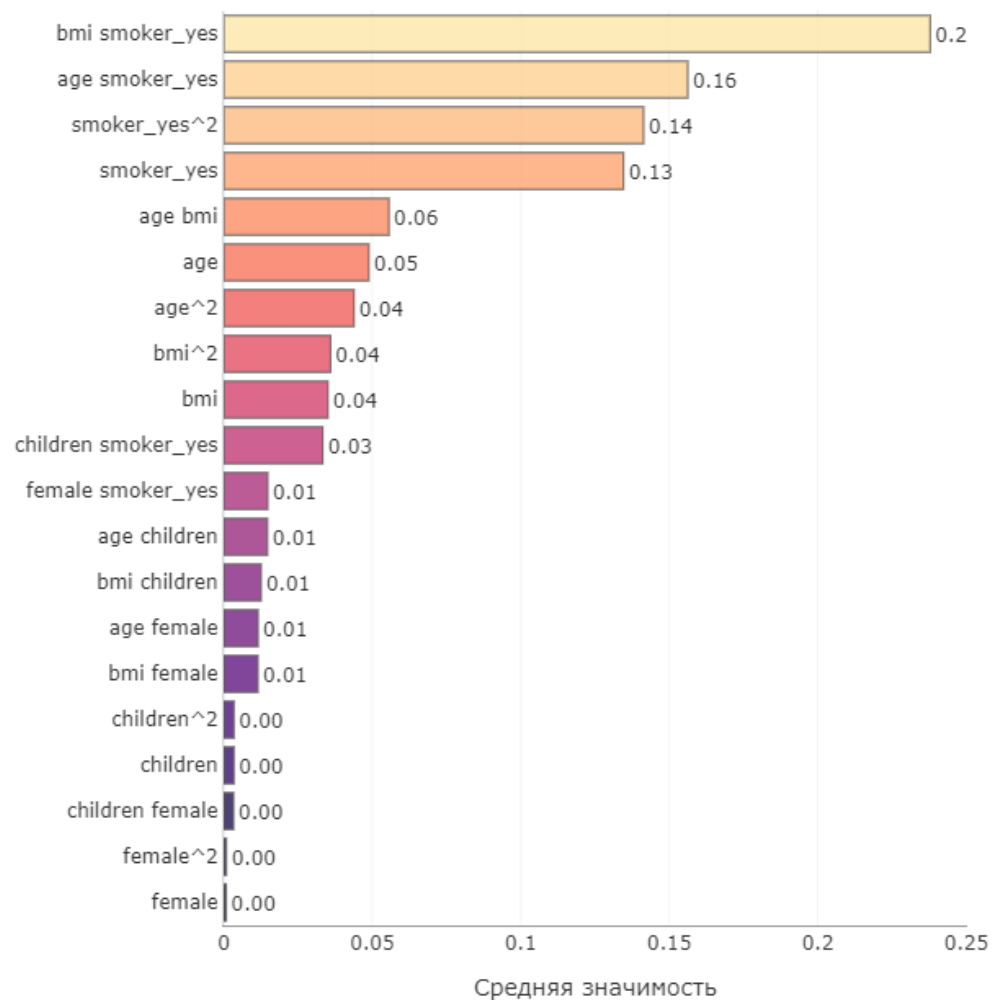


Рис. 14: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки.

Список литературы

- [1] Introduction to Econometrics with R/ Christoph Hanck, Martin Arnold, Alexander Gerber, Martin Schmelzer. - Essen, Germany: University of Duisburg-Essen, 2021.
- [2] Айвазян С. А. Основы эконометрики/ С.А. Айвазян, В.С. Мхитарян - Москва: Изд. объединение «ЮНИТИ», 1998 - 1005 с.
- [3] Вербик, Марно. Путеводитель по современной эконометрике/ Марно Вербик - Москва: «Научная книга», 2008. - 616 с.
- [4] Доугерти, Кристофер. Введение в эконометрику/ Кристофер Доугерти - Москва: ИНФРА-М, 2009. - 465 с.
- [5] Магнус Я. Р. Эконометрика. Начальный курс/ Я.Р. Магнус, П.К. Катышев, А.А. Пересецкий – Москва: Изд-во «ДЕЛО», 2004. - 576 с.

7 Приложение

```
1 output model_Agr
2 Coefficients:
3           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
4 (Intercept)    3.8313    13.8966   0.276   0.7840
5 Agriculture     0.7365     0.2508   2.937   0.0052 **
6 ---
7 Residual standard error: 38.63 on 45 degrees of freedom
8 Multiple R-squared:  0.1609, Adjusted R-squared:  0.1422
9 F-statistic: 8.627 on 1 and 45 DF, p-value: 0.005204
10
11 #####
12 output model_Ex
13 Coefficients:
14           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
15 (Intercept)   90.5137    11.6779   7.751 7.96e-10 ***
16 Examination  -2.9940     0.6388  -4.687 2.59e-05 ***
17 ---
18
19 Residual standard error: 34.56 on 45 degrees of freedom
20 Multiple R-squared:  0.328, Adjusted R-squared:  0.3131
21 F-statistic: 21.97 on 1 and 45 DF, p-value: 2.588e-05
22
```

Листинг 1: Практическая работа 1: Результаты построенных моделей

```
1 library("lmtest")
2 library("GGally")
3 data = swiss # insertion base data
4 summary(data)
5
6 #-----
7 # среднее значение столбцов Catholic, Agriculture,
8 Examination
9 mean(data$Catholic) # 41.14383
10 mean(data$Agriculture) # 50.65957
11 mean(data$Examination) # 16.48936
12
13 # дисперсия(сумма квадратов отклонений всех значений от средне
14 го) столбцов
15 #Catholic, Agriculture, Examination
16 var(data$Catholic) # 1739.295
17 var(data$Agriculture) # 515.7994
18 var(data$Examination) # 63.64662
19
20 # SKO(среднеквадратическое отклонение столбцов Catholic,
21 Agriculture, Examination
```



```

19 sd(data$Catholic)      # 41.70485
20 sd(data$Agriculture)  # 22.71122
21 sd(data$Examination)  # 7.977883
22 #-----
23
24
25 # model_Agr: y- Catholic ~ x1- Agriculture
26 model_Arg = lm(Catholic~Agriculture, data)
27 model_Arg
28 summary(model_Arg)
29
30 model_Ex = lm(Catholic~Examination, data)
31 model_Ex
32 summary(model_Ex)
33

```

Листинг 2: Практическая работа 1: Полный код программы

```

1 model_auxiliary_2 = lm(raises ~ advance, attitude)
2 summary(model_auxiliary_2)
3
4 model_auxiliary_3 = lm(critical ~ advance, data)
5 summary(model_auxiliary_3)
6

```

Листинг 3: Построение линейных зависимостей

```

1 model_all = lm(rating ~ raises + critical + advance, data)
2 summary(model_all)
3
4 no_critical_model = lm(rating ~ raises + advance, data)
5 summary(no_critical_model)
6
7 no_raises_model = lm(rating ~ critical + advance, data)
8 summary(no_raises_model)
9

```

Листинг 4: Построение линейных зависимостей

Таблица 1: Характеристики модели зависимости параметра Catholic от параметра Agriculture в наборе данных Swiss

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|----|
| (Intercept) | 3.8313 | 13.8966 | 0.276 | 0.7840 | |
| Examination | 0.7365 | 0.2508 | 2.937 | 0.0052 | ** |

Таблица 2: Характеристики модели зависимости параметра Catholic от параметра Examination в наборе данных Swiss

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | 90.5137 | 11.6779 | 7.751 | 7.96e-10 | *** |
| Examination | -2.9940 | 0.6388 | -4.687 | 2.59e-05 | *** |

Таблица 3: Характеристики модели: (raises ~ critical)

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|---|----------------------|---------------------|---------|----------|---|
| (Intercept) | 35.0246 | 13.8680 | 2.526 | 0.0175 | * |
| critical | 0.3960 | 0.1839 | 2.153 | 0.0401 | * |
| Residual standard error: 9.801 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.142 | Adjusted R-squared: | 0.1114 | | |
| F-statistic: | 4.636 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.04008 | | |

Таблица 4: Характеристики модели: (raises ~ advance)

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|---|----------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| (Intercept) | 39.7216 | 6.8967 | 5.759 | 3.5e-06 | *** |
| advance | 0.5802 | 0.1564 | 3.711 | 0.000907 | *** |
| Residual standard error: 8.663 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3297 | Adjusted R-squared: | 0.3058 | | |
| F-statistic: | 13.77 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.0009068 | | |

Таблица 5: Характеристики модели: (critical \sim advance)

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|---------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 63.0674 | 7.6882 | 8.203 | 6.28e-09 | *** |
| advance | 0.2725 | 0.1743 | 1.563 | 0.129 | |
| Residual standard error: 9.657 on 28 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.08028 | Adjusted R-squared: | 0.04744 | | |
| F-statistic: | 2.444 on 1 and 28 DF | p-value: | 0.1292 | | |

Таблица 6: Характеристики модели: (rating \sim raises + critical + advance)

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 25.50063 | 15.60204 | 1.634 | 0.114218 | |
| raises | 0.89612 | 0.22555 | 3.973 | 0.000501 | *** |
| critical | -0.06882 | 0.20233 | -0.340 | 0.736483 | |
| advance | -0.31773 | 0.22014 | -1.443 | 0.160870 | |
| Residual standard error: 9.947 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4013 | Adjusted R-squared: | 0.3322 | | |
| F-statistic: | 5.809 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.003537 | | |

Таблица 7: Характеристики модели: (rating \sim raises + advance)

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 21.9917 | 11.5114 | 1.910 | 0.066753 | . |
| raises | 0.8752 | 0.2134 | 4.101 | 0.000339 | *** |
| advance | -0.3243 | 0.2157 | -1.504 | 0.144200 | |
| Residual standard error: 9.783 on 27 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3986 | Adjusted R-squared: | 0.3322 | | |
| F-statistic: | 8.949 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.001043 | | |

Таблица 8: Характеристики модели: (rating \sim critical + advance)

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|---|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 47.2659 | 18.1737 | 2.601 | 0.0149 | * |
| critical | 0.1505 | 0.2422 | 0.621 | 0.5396 | |
| advance | 0.1425 | 0.2329 | 0.612 | 0.5458 | |
| Residual standard error: 9.783 on 27 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3986 | Adjusted R-squared: | 0.3322 | | |
| F-statistic: | 8.949 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.001043 | | |

Таблица 9: Характеристики модели: *model_all_log_1*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -152.81517 | 51.46419 | -2.969 | 0.006339 | ** |
| I(log(raises)) | 56.83671 | 14.02714 | 4.052 | 0.000408 | *** |
| critical | -0.09279 | 0.20231 | -0.459 | 0.650289 | |
| advance | -0.27560 | 0.21253 | -1.297 | 0.206108 | |
| Residual standard error: 9.873 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4102 | Adjusted R-squared: | 0.3422 | | |
| F-statistic: | 6.028 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002937 | | |

Таблица 10: Характеристики модели: *model_all_log_2*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 31.5748 | 56.5610 | 0.558 | 0.581453 | |
| raises | 0.8864 | 0.2268 | 3.909 | 0.000593 | *** |
| I(log(critical)) | -2.4274 | 14.0154 | -0.173 | 0.863842 | |
| advance | -0.3210 | 0.2205 | -1.456 | 0.157342 | |
| Residual standard error: 9.963 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3993 | Adjusted R-squared: | 0.33 | | |
| F-statistic: | 5.762 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.003684 | | |

Таблица 11: Характеристики модели: *model_all_log_3*

| Coefficients: | | | | | |
|---|---------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 63.70537 | 31.44509 | 2.026 | 0.053148 | . |
| raises | 0.88450 | 0.22237 | 3.978 | 0.000496 | *** |
| I(log(advance)) | -13.95696 | 9.80667 | -1.423 | 0.166565 | |
| critical | -0.05525 | 0.20363 | -0.271 | 0.788265 | |
| Residual standard error: 9.957 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4001 | Adjusted R-squared: | 0.3309 | | |
| F-statistic: | 5.78 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.003628 | | |

Таблица 12: Характеристики модели: *model_all_log_4*

| Coefficients: | | | | | |
|--------------------------|--------------------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 67.5385 | 60.4114 | 1.118 | 0.273801 | . |
| raises | 0.8757 | 0.2235 | 3.918 | 0.000579 | *** |
| I(log(advance)) | -14.1787 | 9.8125 | -1.445 | 0.160411 | |
| I(log(critical)) | -1.5251 | 14.0925 | -0.108 | 0.914653 | |
| Residual standard error: | 9.969 on 26 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3986 | Adjusted R-squared: | 0.3293 | | |
| F-statistic: | 5.745 on 3 and 26 DF | | p-value: | 0.003736 | |

Таблица 13: Характеристики модели: *no_critical_model*

| Coefficients: | | | | | |
|--------------------------|--------------------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 61.9131 | 30.2116 | 2.049 | 0.050262 | . |
| raises | 0.8692 | 0.2114 | 4.112 | 0.000329 | *** |
| I(log(advance)) | -14.3182 | 9.5478 | -1.500 | 0.145311 | |
| Residual standard error: | 9.785 on 27 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3984 | Adjusted R-squared: | 0.3538 | | |
| F-statistic: | 8.939 on 2 and 27 DF | | p-value: | 0.001049 | |

Таблица 14: Характеристики модели: *no_critical_model_log_2*

| Coefficients: | | | | | |
|--------------------------|--------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -115.572 | 46.471 | -2.487 | 0.019361 | * |
| I(log(raises)) | 55.004 | 13.119 | 4.193 | 0.000265 | *** |
| I(log(advance)) | -12.963 | 9.264 | -1.399 | 0.173132 | |
| Residual standard error: | 9.711 on 27 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4074 | Adjusted R-squared: | 0.3635 | | |
| F-statistic: | 9.281 on 2 and 27 DF | | p-value: | 0.0008557 | |

Таблица 15: Характеристики модели: *model_all_mult_1*

| Coefficients: | | | | | |
|--------------------------|--------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.603e+02 | 5.330e+01 | -3.008 | 0.005633 | ** |
| I(log(raises)) | 5.667e+01 | 1.382e+01 | 4.100 | 0.000339 | *** |
| I(critical * advance) | -3.259e-03 | 2.342e-03 | -1.391 | 0.175475 | |
| Residual standard error: | 9.715 on 27 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4069 | Adjusted R-squared: | 0.363 | | |
| F-statistic: | 9.264 on 2 and 27 DF | | p-value: | 0.0008645 | |

Таблица 16: Характеристики модели: *model_all_mult_2*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.571e+02 | 5.199e+01 | -3.022 | 0.005579 | ** |
| I(log(raises)) | 5.738e+01 | 1.391e+01 | 4.125 | 0.000337 | *** |
| I(<i>critical</i> ²) | -8.898e-04 | 1.417e-03 | -0.628 | 0.535463 | |
| advance | -2.725e-01 | 2.118e-01 | -1.287 | 0.209550 | |
| Residual standard error: 9.838 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4143 | Adjusted R-squared: | 0.3468 | | |
| F-statistic: | 6.131 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002693 | | |

Таблица 17: Характеристики модели: *model_all_mult_2*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.571e+02 | 5.199e+01 | -3.022 | 0.005579 | ** |
| I(log(raises)) | 5.738e+01 | 1.391e+01 | 4.125 | 0.000337 | *** |
| I(<i>critical</i> ²) | -8.898e-04 | 1.417e-03 | -0.628 | 0.535463 | |
| advance | -2.725e-01 | 2.118e-01 | -1.287 | 0.209550 | |
| Residual standard error: 9.838 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4143 | Adjusted R-squared: | 0.3468 | | |
| F-statistic: | 6.131 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002693 | | |

Таблица 18: Характеристики модели: *model_all_mult_3*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.633e+02 | 5.403e+01 | -3.023 | 0.005569 | ** |
| I(log(raises)) | 5.751e+01 | 1.396e+01 | 4.120 | 0.000342 | *** |
| I(<i>critical</i> ²) | -9.771e-04 | 1.412e-03 | -0.692 | 0.495141 | |
| I(<i>advance</i> ²) | -2.819e-03 | 2.191e-03 | -1.286 | 0.209689 | |
| Residual standard error: 9.838 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4143 | Adjusted R-squared: | 0.3467 | | |
| F-statistic: | 6.131 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002694 | | |

Таблица 19: Характеристики модели: *model_all_mult_4*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.585e+02 | 5.348e+01 | -2.964 | 0.006426 | ** |
| I(log(raises)) | 5.690e+01 | 1.408e+01 | 4.041 | 0.000421 | *** |
| critical | -1.049e-01 | 2.018e-01 | -0.520 | 0.607609 | |
| I(<i>advance</i> ²) | -2.831e-03 | 2.200e-03 | -1.287 | 0.209569 | |
| Residual standard error: 9.877 on 26 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4097 | Adjusted R-squared: | 0.3416 | | |
| F-statistic: | 6.014 on 3 and 26 DF | p-value: | 0.002971 | | |

Таблица 20: Характеристики модели: *no_critical_model_mult_1*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|---------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | 51.307766 | 8.019086 | 6.398 | 7.46e-07 | *** |
| I(<i>raises</i> ²) | 0.006657 | 0.001686 | 3.949 | 0.000507 | *** |
| advance | -0.353557 | 0.224881 | -1.572 | 0.127551 | |
| Residual standard error: 9.923 on 27 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.3813 | Adjusted R-squared: | 0.3355 | | |
| F-statistic: | 8.321 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.00153 | | |

Таблица 21: Характеристики модели: *no_critical_model_mult_2*

| Coefficients: | | | | | |
|---|----------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
| (Intercept) | -1.565e+02 | 5.262e+01 | -2.975 | 0.006110 | ** |
| I(log(raises)) | 5.457e+01 | 1.317e+01 | 4.144 | 0.000302 | *** |
| I(<i>advance</i> ²) | -2.885e-03 | 2.168e-03 | -1.331 | 0.194465 | |
| Residual standard error: 9.743 on 27 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.4035 | Adjusted R-squared: | 0.3594 | | |
| F-statistic: | 9.133 on 2 and 27 DF | p-value: | 0.0009341 | | |

```

1      library("lmtest")
2      library("GGally")
3
4
5      data = na.omit(attitude)  # insertion base data
6
7      help(attitude)
8
9      model\_auxiliary\_1 = lm(raises ~ critical, data)
10     summary(model\_auxiliary\_1)
11
12     model\_auxiliary\_2 = lm(raises ~ advance, attitude)
13     summary(model\_auxiliary\_2)
14
15     model\_auxiliary\_3 = lm(critical ~ advance, data)
16     summary(model\_auxiliary\_3)
17
18
19     model\_all = lm(rating ~ raises + critical + advance, data)
20     summary(model\_all)
21
22
23     no\_critical\_model = lm(rating ~ raises + advance, data)
24     summary(no\_critical\_model)
25
26     no\_raises\_model = lm(rating ~ critical + advance, data)
27     summary(no\_raises\_model)
28
29
30     model\_all\_log\_1 = lm(rating ~ I(log(raises)) + critical +
31     advance, data)
32     summary(model\_all\_log\_1)
33
34     model\_all\_log\_2 = lm(rating ~ raises + I(log(critical)) +
35     advance, data)
36     summary(model\_all\_log\_2)
37
38     model\_all\_log\_3 = lm(rating ~ raises + I(log(advance)) +
39     critical, data)
40     summary(model\_all\_log\_3)
41
42     model\_all\_log\_4 = lm(rating ~ raises + I(log(advance)) + I(
43     log(critical)), data)
44     summary(model\_all\_log\_4)
45
46     no\_critical\_model\_log\_1 = lm(rating ~ raises + I(log(advance
47     )), data)
48     summary(no\_critical\_model\_log\_1)

```



```

45     no_critical_model_log_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(log
(advance))), data)
46     summary(no_critical_model_log_2)
47
48     model_all_mult_1 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical *
advance), data)
49     summary(model_all_mult_1)
50
51     model_all_mult_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical
^2) + advance, data)
52     summary(model_all_mult_2)
53
54     model_all_mult_3 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(critical
^2) + I(advance^2), data)
55     summary(model_all_mult_3)
56
57     model_all_mult_4 = lm(rating ~ I(log(raises)) + critical + I
(advance^2), data)
58     summary(model_all_mult_4)
59
60     no_critical_model_mult_1 = lm(rating ~ I(raises^2) + advance
, data)
61     summary(no_critical_model_mult_1)
62
63     no_critical_model_mult_2 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(
advance^2), data)
64     summary(no_critical_model_mult_2)
65
66     data = na.omit(attitude) # insertion database exclude NA
answers
67     # rating- объясняемая переменная
68     # {raises, critical, advance}- регрессоры
69
70     help(attitude)
71
72     model_1 = lm(rating ~ I(log(raises)) + I(log(advance)), data
)
73     summary(model_1)
74
75     t_value = qt(0.975, df = 27)
76     t_value
77
78
79     new.data = data.frame(raises = 34, advance = 51)
80
81     predict(model_1, new.data, interval = "confidence")
82

```

Листинг 5: Практическая работа 2: Полный код программы

```

1      vif(model_def)
2      age      sex      h\_educ city\_status      dur
3      wed1
1.252570      1.138695      1.071094      1.026265      1.080268
2.425066
4      wed2      wed3      satisfy      of      gov
5      2.025865      1.920659      1.035515      1.037693      1.031553
6

```

Листинг 6: Проверка регрессоров на линейную зависимость

Таблица 22: Описание результатов, полученных выше.

| Регрессор | Оценка коэффициента β | Std. Error | Доверительный интервал | $\beta = 0$ гипотеза |
|-----------------------|-----------------------------|------------|-------------------------|----------------------|
| Свободный коэффициент | -115.572 | 46.471 | [-210.9226 , -20.22136] | Отвергаем |
| I(log(raises)) | 55.004 | 13.119 | [28.08603 , 81.92197] | Отвергаем |
| I(log(advance)) | -12.963 | 9.264 | [-31.97116 , 6.045162] | Принимаем |

Таблица 23: Доверительный интервал для модели

| fit | lwr | upr | Доверительный интервал |
|-----|-----|-----|------------------------|
|-----|-----|-----|------------------------|

| | | | |
|---|----------|----------|----------|
| 1 | 27.42529 | 7.856132 | 46.99445 |
|---|----------|----------|----------|

Таблица 24: Характеристики модели: *model_def*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -1.03259 | 0.06699 | -15.413 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.06357 | 0.01320 | -4.814 | 1.51e-06 | *** |
| sex | 0.49299 | 0.02534 | 19.456 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.51861 | 0.02628 | 19.734 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.33425 | 0.02652 | 12.603 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.13087 | 0.01226 | 10.672 | < 2e-16 | *** |
| wed1 | 0.03696 | 0.03733 | 0.990 | 0.322194 | |
| wed2 | -0.01408 | 0.04761 | -0.296 | 0.767452 | |
| wed3 | -0.11033 | 0.04697 | -2.349 | 0.018847 | * |
| satisfy | 0.23748 | 0.03463 | 6.858 | 7.72e-12 | *** |
| of | 0.29224 | 0.03452 | 8.465 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.17184 | 0.04992 | 3.442 | 0.000581 | *** |
| Residual standard error: | 0.8972 on 5772 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1966 | Adjusted R-squared: | 0.195 | | |
| F-statistic | 128.4 on 11 and 5772 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 25: Характеристики модели: *model_2*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -1.00537 | 0.06109 | -16.456 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.06206 | 0.01312 | -4.732 | 2.28e-06 | *** |
| sex | 0.49382 | 0.02533 | 19.499 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.52052 | 0.02621 | 19.860 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.33311 | 0.02650 | 12.572 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.13046 | 0.01226 | 10.645 | < 2e-16 | *** |
| wed2 | -0.04508 | 0.03587 | -1.257 | 0.208843 | |
| wed3 | -0.13923 | 0.03680 | -3.783 | 0.000156 | *** |
| satisfy | 0.23734 | 0.03463 | 6.854 | 7.94e-12 | *** |
| of | 0.29334 | 0.03450 | 8.501 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.17498 | 0.04982 | 3.512 | 0.000447 | *** |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.8972 on 5773 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1964 | Adjusted R-squared: | 0.195 | | |
| F-statistic | 141.1 on 10 and 5773 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 26: Характеристики модели: *model_3*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -1.01803 | 0.06026 | -16.894 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.06542 | 0.01284 | -5.094 | 3.61e-07 | *** |
| sex | 0.50181 | 0.02452 | 20.469 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.52143 | 0.02620 | 19.902 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.33185 | 0.02648 | 12.533 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.12995 | 0.01225 | 10.609 | < 2e-16 | *** |
| wed3 | -0.13527 | 0.03667 | -3.689 | 0.000227 | *** |
| satisfy | 0.23784 | 0.03463 | 6.869 | 7.16e-12 | *** |
| of | 0.29268 | 0.03450 | 8.483 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.17740 | 0.04978 | 3.563 | 0.000369 | *** |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.8972 on 5774 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1962 | Adjusted R-squared: | 0.195 | | |
| F-statistic | 156.6 on 9 and 5774 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 27: Характеристики модели: *model_5*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.38986 | 0.16679 | -8.333 | 3.22e-16 | *** |
| log(age) | -0.19561 | 0.04326 | -4.522 | 7.01e-06 | *** |
| sex | 0.56428 | 0.07208 | 7.829 | 1.49e-14 | *** |
| h_educ | 0.63077 | 0.08806 | 7.163 | 1.73e-12 | *** |
| city_status | 0.46811 | 0.07522 | 6.223 | 7.68e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14344 | 0.03867 | 3.710 | 0.000221 | *** |
| wed3 | -0.06911 | 0.21784 | -0.317 | 0.751120 | |
| satisfy | 0.28575 | 0.09670 | 2.955 | 0.003214 | ** |
| of | 0.38896 | 0.10493 | 3.707 | 0.000224 | *** |
| gov | 0.17498 | 0.04982 | 3.512 | 0.000447 | *** |

Residual standard error: 1.013 on 836 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2212 Adjusted R-squared: 0.2128

F-statistic 26.38 on 9 and 836 DF p-value: < 2.2e-16

Таблица 28: Характеристики модели: *model_6*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|-------------|----------|------------|---------|--------------|-----|
| Intercept) | -1.38986 | 0.16679 | -8.333 | 3.22e-16 | *** |
| log(age) | -0.19561 | 0.04326 | -4.522 | 7.01e-06 | *** |
| sex | 0.56428 | 0.07208 | 7.829 | 1.49e-14 | *** |
| h_educ | 0.63077 | 0.08806 | 7.163 | 1.73e-12 *** | *** |
| city_status | 0.46811 | 0.07522 | 6.223 | 7.68e-10 *** | *** |
| log(dur) | 0.14344 | 0.03867 | 3.710 | 0.000221 | *** |
| wed3 | -0.06911 | 0.21784 | -0.317 | 0.751120 | |
| satisfy | 0.28575 | 0.09670 | 2.955 | 0.003214 | ** |
| of | 0.38896 | 0.10493 | 3.707 | 0.000224 | *** |
| gov | 0.40415 | 0.12620 | 3.202 | 0.001414 | ** |

Residual standard error: 1.013 on 836 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2212 Adjusted R-squared: 0.2128

F-statistic 26.38 on 9 and 836 DF p-value: < 2.2e-16

Таблица 29: Характеристики модели: *model_4*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------------|---------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -1.38986 | 0.16679 | -8.333 | 3.22e-16 | *** |
| log(age) | -0.19561 | 0.04326 | -4.522 | 7.01e-06 | *** |
| sex | 0.56428 | 0.07208 | 7.829 | 1.49e-14 | *** |
| h_educ | 0.63077 | 0.08806 | 7.163 | 1.73e-12 | *** |
| city_status | 0.46811 | 0.07522 | 6.223 | 7.68e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14344 | 0.03867 | 3.710 | 0.000221 | *** |
| wed3 | -0.06911 | 0.21784 | -0.317 | 0.751120 | *** |
| satisfy | 0.28575 | 0.09670 | 2.955 | 0.003214 | ** |
| of | 0.38896 | 0.10493 | 3.707 | 0.000224 | *** |
| gov | 0.40415 | 0.12620 | 3.202 | 0.001414 | ** |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 1.013 on 836 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2212 | Adjusted R-squared: | 0.2128 | | |
| F-statistic | 26.38 on 9 and 836 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 30: Характеристики модели: *model_7*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|------------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.806083 | 0.099525 | -8.099 | 9.68e-16 | *** |
| I(<i>age</i> ²) | -0.189591 | 0.024424 | -7.763 | 1.34e-14 | *** |
| sex | 0.577242 | 0.045879 | 12.582 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.607754 | 0.054626 | 11.126 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.395695 | 0.049110 | 8.057 | 1.35e-15 | *** |
| log(dur) | 0.112069 | 0.024147 | 4.641 | 3.70e-06 | *** |
| wed3 | -0.004729 | 0.065708 | -0.072 | 0.9426 | *** |
| satisfy | 0.262643 | 0.061808 | 4.249 | 2.25e-05 | *** |
| of | 0.324860 | 0.066965 | 4.851 | 1.33e-06 | *** |
| gov | 0.167293 | 0.074947 | 2.232 | 0.0257 | * |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.9857 on 1935 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2169 | Adjusted R-squared: | 0.2132 | | |
| F-statistic | 59.54 on 9 and 1935 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 31: Характеристики модели: *model_8*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|------------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.885618 | 0.061460 | -14.410 | < 2e-16 | *** |
| I(<i>age</i> ²) | -0.147415 | 0.011051 | -13.339 | < 2e-16 | *** |
| sex | 0.564877 | 0.023921 | 23.614 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.499908 | 0.026007 | 19.222 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.345314 | 0.026427 | 13.066 | < 2e-16 | *** |
| I(<i>dur</i> ²) | 0.009851 | 0.003183 | 3.095 | 0.00198 | ** |
| wed3 | 0.012800 | 0.034397 | 0.372 | 0.70982 | *** |
| satisfy | 0.242118 | 0.034544 | 7.009 | 2.68e-12 | *** |
| of | 0.316647 | 0.034409 | 9.202 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.120238 | 0.049649 | 2.422 | 0.01548 | * |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.8944 on 5774 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2012 | Adjusted R-squared: | 0.2 | | |
| F-statistic | 161.6 on 9 and 5774 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 32: Характеристики модели: *model_9*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.885618 | 0.061460 | -14.410 | < 2e-16 | *** |
| I(<i>age</i> ²) | -0.147415 | 0.011051 | -13.339 | < 2e-16 | *** |
| sex | 0.564877 | 0.023921 | 23.614 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.499908 | 0.026007 | 19.222 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.345314 | 0.026427 | 13.066 | < 2e-16 | *** |
| I(<i>dur</i> ²) | 0.009851 | 0.003183 | 3.095 | 0.00198 | ** |
| wed3 | 0.012800 | 0.034397 | 0.372 | 0.70982 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.242118 | 0.034544 | 7.009 | 2.68e-12 | *** |
| of | 0.316647 | 0.034409 | 9.202 | < 2e-16 | *** |
| gov | 0.120238 | 0.049649 | 2.422 | 0.01548 | * |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.8944 on 5774 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2012 | Adjusted R-squared: | 0.2 | | |
| F-statistic | 161.6 on 9 and 5774 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 33: Характеристики модели: *model_10*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|-----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -0.806083 | 0.099525 | -8.099 | 9.68e-16 | *** |
| I(age^2) | -0.189591 | 0.024424 | -7.763 | 1.34e-14 | *** |
| sex | 0.577242 | 0.045879 | 12.582 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.607754 | 0.054626 | 11.126 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.395695 | 0.049110 | 8.057 | 1.35e-15 | *** |
| log(dur) | 0.112069 | 0.024147 | 4.641 | 3.70e-06 | *** |
| wed3 | -0.004729 | 0.065708 | -0.072 | 0.9426 | *** |
| I($satisfy^2$) | 0.262643 | 0.061808 | 4.249 | 2.25e-05 | *** |
| of | 0.324860 | 0.066965 | 4.851 | 1.33e-06 | *** |
| gov | 0.167293 | 0.074947 | 2.232 | 0.0257 | * |
| Residual standard error: 0.9857 on 1935 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.2169 Adjusted R-squared: 0.2132 | | | | | |
| F-statistic 59.54 on 9 and 1935 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

Таблица 34: Характеристики модели: *model_11*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | 0.73571 | 0.22483 | 3.272 | 0.001080 | ** |
| I($age^{0.1}$) | -1.92185 | 0.21873 | -8.786 | < 2e-16 | *** |
| sex | 0.42329 | 0.03345 | 12.654 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.51306 | 0.03670 | 13.978 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.36291 | 0.03513 | 10.331 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.12613 | 0.01635 | 7.712 | 1.72e-14 | *** |
| I($satisfy^2$) | 0.21390 | 0.04585 | 4.666 | 3.23e-06 | *** |
| of | 0.27076 | 0.04856 | 5.575 | 2.71e-08 | *** |
| gov | 0.26573 | 0.07316 | 3.632 | 0.000286 | *** |
| Residual standard error: 0.8369 on 2711 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.2109 Adjusted R-squared: 0.2085 | | | | | |
| F-statistic 90.54 on 8 and 2711 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

Таблица 35: Характеристики модели: *model_12*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|------------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| (Intercept) | -0.66145 | 0.09655 | -6.851 | 9.04e-12 | *** |
| $I(age^{0.5})$ | -0.51647 | 0.05321 | -9.706 | < 2e-16 | *** |
| sex | 0.42565 | 0.03335 | 12.762 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.51776 | 0.03660 | 14.147 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.36490 | 0.03503 | 10.418 | < 2e-16 | *** |
| dur | 0.12248 | 0.01633 | 7.501 | 8.51e-14 | *** |
| $I(satisfy^2)$ | 0.21585 | 0.04571 | 4.722 | 2.45e-06 | *** |
| of | 0.27557 | 0.04843 | 5.690 | 1.40e-08 | *** |
| gov | 0.25996 | 0.07293 | 3.564 | 0.000371 | *** |
| Residual standard error: 0.8344 on 2711 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2156 | Adjusted R-squared: | 0.2133 | | |
| F-statistic | 93.16 on 8 and 2711 DF | p-value: | < 2.2e-16 | | |

Таблица 36: Характеристики модели: *model_13*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|----------------------|---------------------|-----------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.39116 | 0.16665 | -8.348 | 2.87e-16 | *** |
| log(age) | -0.19572 | 0.04323 | -4.527 | 6.85e-06 | *** |
| sex | 0.56719 | 0.07145 | 7.938 | 6.58e-15 | *** |
| h_educ | 0.62861 | 0.08775 | 7.164 | 1.72e-12 | *** |
| city_status | 0.46660 | 0.07503 | 6.219 | 7.88e-10 | *** |
| log(dur) | 0.14340 | 0.03864 | 3.711 | 0.000220 | *** |
| $I(satisfy^2)$ | 0.28644 | 0.09662 | 2.965 | 0.003117 | ** |
| of | 0.39069 | 0.10474 | 3.730 | 0.000204 | *** |
| gov | 0.40243 | 0.12602 | 3.193 | 0.001458 | ** |
| Residual standard error: 1.013 on 837 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.2211 | Adjusted R-squared: | 0.2136 | | |
| F-statistic | 29.7 on 8 and 837 DF | p-value: | < 2.2e-16 | | |

Таблица 37: Характеристики модели: *model_14*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.98408 | 0.09878 | -9.962 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.05213 | 0.02369 | -2.200 | 0.0279 | * |
| sex | 0.56649 | 0.04662 | 12.150 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.62089 | 0.05536 | 11.215 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.38111 | 0.04988 | 7.641 | 3.36e-14 | *** |
| log(dur) | 0.12104 | 0.02449 | 4.943 | 8.35e-07 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.25514 | 0.06274 | 4.067 | 4.96e-05 | *** |
| of | 0.29991 | 0.06786 | 4.419 | 1.05e-05 | *** |
| gov | 0.19042 | 0.07618 | 2.500 | 0.0125 | * |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 1.001 on 1936 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1925 | Adjusted R-squared: | 0.1891 | | |
| F-statistic | 57.68 on 8 and 1936 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 38: Характеристики модели: *model_15*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|-----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -1.236089 | 0.088460 | -13.973 | < 2e-16 | *** |
| log(age) | -0.192734 | 0.020448 | -9.426 | < 2e-16 | *** |
| sex | 0.473786 | 0.033086 | 14.320 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.489537 | 0.036965 | 13.243 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.354453 | 0.035506 | 9.983 | < 2e-16 | *** |
| I(<i>dur</i> ²) | 0.009629 | 0.003676 | 2.620 | 0.008855 | ** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.227148 | 0.046341 | 4.902 | 1.01e-06 | *** |
| of | 0.276562 | 0.049080 | 5.635 | 1.93e-08 | *** |
| gov | 0.270378 | 0.074116 | 3.648 | 0.000269 | *** |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 0.8459 on 2711 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1939 | Adjusted R-squared: | 0.1915 | | |
| F-statistic | 81.5 on 8 and 2711 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 39: Характеристики модели: *model_16*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|---|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -2.29310 | 0.26668 | -8.599 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.05173 | 0.02368 | -2.185 | 0.0290 | * |
| sex | 0.56489 | 0.04660 | 12.122 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.62154 | 0.05533 | 11.232 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.38165 | 0.04985 | 7.656 | 3.00e-14 | *** |
| $I(dur^{0.1})$ | 1.30480 | 0.25384 | 5.140 | 3.02e-07 | *** |
| satisfy | 0.25617 | 0.06271 | 4.085 | 4.59e-05 | *** |
| of | 0.29954 | 0.06783 | 4.416 | 1.06e-05 | *** |
| gov | 0.19191 | 0.07614 | 2.520 | 0.0118 | * |
| Residual standard error: 1 on 1936 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.1933 Adjusted R-squared: 0.19 | | | | | |
| F-statistic 57.98 on 8 and 1936 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

Таблица 40: Характеристики модели: *model_17*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -1.10310 | 0.11188 | -9.860 | < 2e-16 | *** |
| $I(age^2)$ | -0.18832 | 0.02350 | -8.013 | 1.91e-15 | *** |
| sex | 0.57424 | 0.04576 | 12.550 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.60937 | 0.05446 | 11.190 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.39628 | 0.04901 | 8.086 | 1.08e-15 | *** |
| $I(dur^{0.5})$ | 0.26856 | 0.05170 | 5.195 | 2.26e-07 | *** |
| satisfy | 0.26638 | 0.06172 | 4.316 | 1.67e-05 | *** |
| of | 0.32401 | 0.06681 | 4.849 | 1.34e-06 | *** |
| gov | 0.16972 | 0.07480 | 2.269 | 0.0234 | * |
| Residual standard error: 0.9841 on 1936 degrees of freedom | | | | | |
| Multiple R-squared: 0.219 Adjusted R-squared: 0.2158 | | | | | |
| F-statistic 67.87 on 8 and 1936 DF p-value: < 2.2e-16 | | | | | |

```

1
2 library("lmtest")
3 library("rlms")
4 library("dplyr")
5 library("GGally")
6 library("car")
7 library("sandwich")
8
9 #####
10 ds_0 <- rlms_read("r20i_os26c.sav")
11
12 ds = select(ds_0, pj13.2, p_age, ph5, p_marst, p_diplom, status,
13 pj6.2, pj1.1.1, pj11.1, pj23)
14
15 # исключение строк со значением NA
16 ds = na.omit(ds)
17
18 #####
19 # Семейное положение
20 ds["wed"] = ds$p_marst
21 ds["wed"] = lapply(ds["wed"], as.character)
22 ds$wed1 = 0
23
24 ds$wed1[which(ds$wed == '2')] <- 1
25 ds$wed1[which(ds$wed == '6')] <- 1
26 ds$wed1 = as.numeric(ds$wed1)
27
28 ds["wed2"] = ds$p_marst
29 ds$wed2 = 0
30
31 ds$wed2[which(ds$wed == '4')] <- 1
32 ds$wed2[which(ds$wed == '5')] <- 1
33 ds$wed2 = as.numeric(ds$wed2)
34
35 ds["wed3"] = ds$p_marst
36 ds$wed3 = 0
37
38 ds$wed3[which(ds$wed == '1')] <- 1
39 # ds$wed3[which(ds$wed == '3')] <- 1
40 ds$wed3 = as.numeric(ds$wed3)
41
42 #####
43 # Пол
44 ds["sex"] = ds$ph5
45 ds["sex"] = lapply(ds["sex"], as.character)
46
47 ds$sex[which(ds$sex == '1')] <- 1
48 ds$sex[which(ds$sex == '2')] <- 0

```

```

49 ds$sex = as.numeric(ds$sex)
50
51 #####
52 # Населенный пункт
53 ds["status1"] = ds$status
54 ds["status1"] = lapply(ds["status1"], as.character)
55 ds["city_status"] = 0
56 ds$city_status[which(ds$status1 == '1')] <- 1
57 ds$city_status[which(ds$status1 == '2')] <- 1
58 ds$city_status = as.numeric(ds$city_status)
59
60 #####
61 # Наличие высшего образования
62 ds["higher_educ"] = ds$p_diplom
63 ds["higher_educ"] = lapply(ds["higher_educ"], as.character)
64 ds["h_educ"] = ds$p_diplom
65 ds["h_educ"] = 0
66 ds$h_educ[which(ds$higher_educ == '6')] <- 1
67
68 # Образование
69 # ds["higher_educ"] = ds$s_educ
70 # ds["higher_educ"] = lapply(ds["higher_educ"], as.character)
71 # ds["h_educ"] = ds$s_educ
72 # ds["h_educ"] = 0
73 # ds$h_educ[which(ds$higher_educ=='21')] <- 1
74 # ds$h_educ[which(ds$higher_educ=='22')] <- 1
75 # ds$h_educ[which(ds$higher_educ=='23')] <- 1
76
77 #####
78 # Зарплата: преобразование в вещественную и нормализация
79 sal1 = as.character(ds$pj13.2)
80 sal2 = lapply(sal1, as.integer)
81 sal = as.numeric(unlist(sal2))
82
83 mean(sal)
84
85 ds["salary"] = (sal - mean(sal)) / sqrt(var(sal))
86 ds["salary"]
87
88 #####
89 # Продолжительность рабочей недели: преобразование в вещественну
ю и нормализация
90 dur1 = as.character(ds$pj6.2)
91 dur2 = lapply(dur1, as.integer)
92 dur3 = as.numeric(unlist(dur2))
93
94 mean(dur3)
95
96 ds["dur"] = (dur3 - mean(dur3)) / sqrt(var(dur3))

```

```

97   ds["dur"]
98
99   #####
100  # Возраст: преобразование в вещественную и нормализация
101  age1 = as.character(ds$p_age)
102  age2 = lapply(age1, as.integer)
103  age3 = as.numeric(unlist(age2))
104
105  mean(age3)
106
107  ds["age"] = (age3 - mean(age3)) / sqrt(var(age3))
108  ds["age"]
109
110  #####
111  # Удовлетворенность работой в целом
112  ds["sat"] = ds$pj1.1.1
113  ds["sat"] = lapply(ds["sat"], as.character)
114  ds["satisfy"] = 0
115  ds$satisfy[which(ds$sat == '1')] <- 1
116  ds$satisfy[which(ds$sat == '2')] <- 1
117  ds$satisfy[which(ds$sat == '3')] <- 1
118  ds$satisfy = as.numeric(ds$satisfy)
119
120  #####
121  # Официальное трудоустройство
122  ds["of_w"] = ds$pj1.1.1
123  ds["of_w"] = lapply(ds["of_w"], as.character)
124  ds["of"] = 0
125  ds$of[which(ds$of_w == '1')] <- 1
126  ds$of = as.numeric(ds$of)
127
128  #####
129  # Является государство владельцем или совладельцем Вашего предпр-
иятия, организации?
130  ds["gov_1"] = ds$pj11.1
131  ds["gov_1"] = lapply(ds["gov_1"], as.character)
132  ds["gov"] = 0
133  ds$gov[which(ds$gov_1 == '1')] <- 1
134  ds$gov = as.numeric(ds$gov)
135
136  #####
137  ds = na.omit(ds)
138
139  #####
140  # Построение линейной регрессии зависимости переменной 'salary'
от
141  # всех введенных регрессоров
142
143  ds_2 = select(ds, salary, age, sex, h_educ, city_status, dur,

```

```

144     wed1, wed2, wed3, satisfy, of, gov)
145
146     # модель_1 - 'model_def'
147     model_def = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
148     status +
149     dur + wed1 + wed2 + wed3 + satisfy + of + gov)
150     summary(model_def)
151     vif(model_def)
152
153     # модель_2 - 'model_2'
154     model_2 = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
155     status +
156     dur + wed2 + wed3 + satisfy + of + gov)
157     summary(model_2)
158     vif(model_2)
159
160     # модель_3 - 'model_3'
161     model_3 = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
162     status +
163     dur + wed3 + satisfy + of + gov)
164     summary(model_3)
165     vif(model_3)
166
167     # модель_4 - 'model_4'
168     model_4 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
169     city_status +
170     dur + wed3 + satisfy + of + gov)
171     summary(model_4)
172     vif(model_4)
173
174     # модель_5 - 'model_5'
175     model_5 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
176     city_status +
177     log(dur) + wed3 + satisfy + of + gov)
178     summary(model_5)
179     vif(model_5)
180
181     # модель_6 - 'model_6'
182     model_6 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
183     city_status +
184     log(dur) + wed3 + satisfy + of + gov)
185     summary(model_6)
186
187     # модель_7 - 'model_7'
188     model_7 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
189     city_status +
190     log(dur) + wed3 + satisfy + of + gov)
191     summary(model_7)

```

```

185     vif(model_7)
186
187     # модель_8 - 'model_8'
188     model_8 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
189                 city_status +
190                 I(dur^2) + wed3 + satisfy + of + gov)
191     summary(model_8)
192     vif(model_8)
193
194     # модель_9 - 'model_9'
195     model_9 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
196                 city_status +
197                 I(dur^2) + wed3 + I(satisfy^2) + of + gov)
198     summary(model_9)
199     vif(model_9)
200
201     # модель_10 - 'model_10'
202     model_10 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
203                 city_status +
204                 log(dur) + wed3 + I(satisfy^2) + of + gov)
205     summary(model_10)
206     vif(model_10)
207
208     # модель_11 - 'model_11'
209     model_11 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
210                 city_status +
211                 log(dur) + wed3 + I(satisfy^2) + of + gov)
212     summary(model_11)
213     vif(model_11)
214
215     # модель_12 - 'model_12'
216     model_12 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^0.1) + sex + h_educ +
217                 city_status +
218                 dur + I(satisfy^2) + of + gov)
219     summary(model_12)
220     vif(model_12)
221
222     # модель_13 - 'model_13'
223     model_13 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^0.5) + sex + h_educ +
224                 city_status +
225                 dur + I(satisfy^2) + of + gov)
226     summary(model_13)

```



```

227     vif(model_14)
228
229     # модель_15 - 'model_15'
230     model_15 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
231                   city_status +
232                   log(dur) + I(satisfy^0.5) + of + gov)
233     summary(model_15)
234     vif(model_15)
235
236     # модель_16 - 'model_16'
237     model_16 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
238                   city_status +
239                   log(dur) + I(satisfy^1.5) + of + gov)
240     summary(model_16)
241     vif(model_16)
242
243     # модель_17 - 'model_17'
244     model_17 = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
245                   status +
246                   log(dur) + I(satisfy^2) + of + gov)
247     summary(model_17)
248     vif(model_17)
249
250     # модель_18 - 'model_18'
251     model_18 = lm(data = ds_2, salary ~ log(age) + sex + h_educ +
252                   city_status +
253                   I(dur^2) + I(satisfy^2) + of + gov)
254     summary(model_18)
255     vif(model_18)
256
257     # модель_19 - 'model_19'
258     model_19 = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
259                   status +
260                   I(dur^0.1) + satisfy + of + gov)
261     summary(model_19)
262     vif(model_19)
263
264     # модель_20 - 'model_20'
265     model_20 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
266                   city_status +
267                   I(dur^0.5) + satisfy + of + gov)
268     summary(model_20)
269     vif(model_20)
270
271     # модель_21 - 'model_21'
272     model_21 = lm(data = ds_2, salary ~ I(age^2) + sex + h_educ +
273                   city_status +
274                   I(dur^2) + satisfy + of + gov)
275     summary(model_21)

```

```

269     vif(model_21)
270
271     # модель_22 - 'model_22'
272     model_22 = lm(data = ds_2, salary ~ age + sex + h_educ + city_
273 status +
274         log(dur) + satisfy + of + gov)
275     summary(model_22)
276     vif(model_22)
277
278     #####
279
280     # Не вступавшие в брак мужчины, без высшего образования;
281
282     data5_1 = subset(ds_2, sex = 1)
283     data5_2 = subset(data5_1, wed3 = 1)
284     data5_fin = subset(data5_2, h_educ = 0)
285
286     model_5_1 = lm(data = data5_fin, salary ~ log(age) + city_status
287 +
288         log(dur) + I(satisfy^2) + of + gov)
289     summary(model_5_1)
290
291     #####
292
293     # Городские жители, мужчины состоящие в браке
294
295     data5_1 = subset(ds_2, sex = 1)
296     data5_2 = subset(data5_1, city_status = 1)
297     data5_fin = subset(data5_2, wed1 = 1)
298
299     model_5_2 = lm(data = data5_fin, salary ~ log(age) + h_educ +
300         log(dur) + I(satisfy^2) + of + gov)
301     summary(model_5_2)
302
303

```

Листинг 7: Практическая работа №3: Полный код программы

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import seaborn as sns
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 from sklearn.decomposition import PCA
6 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
7 from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV,
8     RandomizedSearchCV, learning_curve, ShuffleSplit, cross_val_score
9 from sklearn.metrics import confusion_matrix

```

Таблица 41: Характеристики модели: *model_18*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|--------------------------|----------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.98408 | 0.09878 | -9.962 | < 2e-16 | *** |
| age | -0.05213 | 0.02369 | -2.200 | 0.0279 | * |
| sex | 0.56649 | 0.04662 | 12.150 | < 2e-16 | *** |
| h_educ | 0.62089 | 0.05536 | 11.215 | < 2e-16 | *** |
| city_status | 0.38111 | 0.04988 | 7.641 | 3.36e-14 | *** |
| log(dur) | 0.12104 | 0.02449 | 4.943 | 8.35e-07 | *** |
| satisfy | 0.25514 | 0.06274 | 4.067 | 4.96e-05 | *** |
| of | 0.29991 | 0.06786 | 4.419 | 1.05e-05 | *** |
| gov | 0.19042 | 0.07618 | 2.500 | 0.0125 | * |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 1.001 on 1936 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1925 | Adjusted R-squared: | 0.1891 | | |
| F-statistic | 57.68 on 8 and 1936 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

Таблица 42: Характеристики модели: *data5_fin*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|---------------------------------|---------------------|----------|-----------|-----|
| (Intercept) | -0.61121 | 0.15321 | -3.989 | 7.20e-05 | *** |
| log(age) | -0.18727 | 0.04557 | -4.110 | 4.35e-05 | *** |
| h_educ | 0.71432 | 0.09195 | 7.769 | 2.31e-14 | *** |
| log(dur) | 0.16612 | 0.03971 | 4.183 | 3.18e-05 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.25840 | 0.10182 | 2.538 | 0.011333 | * |
| of | 0.40250 | 0.11037 | 3.647 | 0.000282 | *** |
| gov | 0.23492 | 0.13147 | 1.787 | 0.074321 | . |
| <hr/> | | | | | |
| Residual standard error: | 1.068 on 839 degrees of freedom | | | | |
| Multiple R-squared: | 0.1319 | Adjusted R-squared: | 0.1257 | | |
| F-statistic | 21.25 on 6 and 839 DF | | p-value: | < 2.2e-16 | |

```

9 from sklearn.metrics import f1_score, roc_auc_score, roc_curve
10 from sklearn.preprocessing import StandardScaler, LabelEncoder
11 from sklearn.pipeline import make_pipeline
12 # from pandas_profiling import ProfileReport
13 from sklearn.impute import KNNImputer
14
15 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
16
17 import warnings
18 warnings.filterwarnings("ignore")
19
20 from sklearn import svm
21
22 from scipy.special import boxcox1p
23 from scipy.stats import boxcox_normmax
24 pd.set_option('display.max_columns', 50)
25 pd.set_option('display.max_rows', 100)
26
27 bank_df = pd.read_csv("C:\\Users\\averu\\Documents\\git_local\\
    programming-practice\\IDA-practice-4\\BankChurners.csv")
28 bank_df
29
30 bank_df['Marital_Status'] = np.where(bank_df['Marital_Status'] == '
    Married', False, bank_df['Marital_Status'])
31 bank_df['Marital_Status'] = np.where(bank_df['Marital_Status'] == '
    Single', True, bank_df['Marital_Status'])
32 bank_df['Marital_Status'] = np.where(bank_df['Marital_Status'] == '
    Divorced', True, bank_df['Marital_Status'])
33 bank_df['Marital_Status'] = np.where(bank_df['Marital_Status'] == '
    Unknown', True, bank_df['Marital_Status'])
34
35 # Выбрасываем некоторые признаки
36 drop_cols = list(bank_df.iloc[:, [0, -1, -2, -3, 6]].columns)
37 bank_df.drop(columns=drop_cols, inplace=True)
38
39 # Трансформация категориального признака к целочисленному типу 'int'
40 bank_df['Attrition_Flag'] = (bank_df['Attrition_Flag'] == 'Attrited
    Customer').astype(int)
41
42 bank_df.describe()
43
44 # Contacts_Count_12_mon
45 by_contact_df = bank_df.groupby('Contacts_Count_12_mon')['
    Attrition_Flag'].mean()
46 by_contact_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
47
48 # Months_Inactive_12_mon
49 by_inactive_df = bank_df.groupby('Months_Inactive_12_mon')['
    Attrition_Flag'].mean()

```

```

50 by_inactive_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
51
52 # Education level
53 by_edu_df = bank_df.groupby('Education_Level')['Attrition_Flag'].
    mean()
54 by_edu_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
55
56 # Income_Category
57 by_income_df = bank_df.groupby('Income_Category')['Attrition_Flag'].
    mean()
58 by_income_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
59
60 # Gender
61 by_gender_df = bank_df.groupby('Gender')['Attrition_Flag'].mean()
62 by_gender_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
63
64 # Card_Category
65 by_card_df = bank_df.groupby('Card_Category')['Attrition_Flag'].mean
    ()
66 by_card_df.plot(kind='bar', ylabel='Attrited Ratio')
67
68 # Credit Limit
69 print("Avg attrition of customers with minimum credit limit: ",
70       bank_df[bank_df['Credit_Limit']==bank_df['Credit_Limit'].min()
71             ][['Attrition_Flag']].mean())
72 print("Avg attrition of customers with more credit limit: ",
73       bank_df[bank_df['Credit_Limit']!=bank_df['Credit_Limit'].min()
74             ][['Attrition_Flag']].mean())
75
76 # Total_Revolving_Bal
77 print("Avg attrition of customers with 0 revolving balance: ",
78       bank_df[bank_df['Total_Revolving_Bal']==0]['Attrition_Flag'].
    mean())
79 print("Avg attrition of customers with more revolving balance: ",
80       bank_df[bank_df['Total_Revolving_Bal']!=0]['Attrition_Flag'].
    mean())
81
82 tmp_bank_df = bank_df.copy()
83
84 le_ls = []
85 for col in ['Education_Level', 'Income_Category']:
86     le = LabelEncoder()
87     tmp_bank_df[col] = le.fit_transform(tmp_bank_df[col])
88     keys = le.classes_
89     values = le.transform(le.classes_)
90     dictionary = dict(zip(keys, values))
91     le_ls.append(le)
92     print(dictionary)

```

```

92     tmp_bank_df.loc[tmp_bank_df[col]==dictionary['Unknown'], col] =
    np.nan
93
94 tmp_bank_df = pd.get_dummies(tmp_bank_df)
95
96 for col in ['Income_Category', 'Education_Level']:
97     imputer = KNNImputer(n_neighbors = 5)
98     fill_tmp_bank_df = pd.DataFrame(imputer.fit_transform(
    tmp_bank_df.iloc[:,1:]),
99                                     index=tmp_bank_df.index, columns
    =tmp_bank_df.columns[1:])
100     tmp_bank_df[col] = fill_tmp_bank_df[col]
101
102 i = 0
103 for col in ['Education_Level', 'Income_Category']:
104     tmp_bank_df[col] = le_ls[i].inverse_transform(round(tmp_bank_df[
    col], 0).astype(int))
105     i += 1
106
107 bank_df = tmp_bank_df
108 bank_df
109
110 # One-hot encoding
111 bank_df = pd.get_dummies(bank_df)
112
113
114 bank_df['Avg_Trans_Amt'] = bank_df['Total_Trans_Amt']/bank_df['
    Total_Trans_Ct']
115
116 bank_df.loc[bank_df['Credit_Limit']==bank_df['Credit_Limit'].min(),
    'Min_Credit_Limit'] = 1
117 bank_df['Min_Credit_Limit'].fillna(0, inplace=True)
118
119 bank_df.loc[bank_df['Total_Revolving_Bal']==0, '0
    _Total_Revolving_Bal'] = 1
120 bank_df['0_Total_Revolving_Bal'].fillna(0, inplace=True)
121
122 bank_df.loc[bank_df['Total_Amt_Chng_Q4_Q1']<bank_df['
    Total_Amt_Chng_Q4_Q1'].median(), 'Amt_Q4_Q1_Dec'] = 1
123 bank_df['Amt_Q4_Q1_Dec'].fillna(0, inplace=True)
124
125 bank_df.loc[bank_df['Total_Ct_Chng_Q4_Q1']<bank_df['
    Total_Ct_Chng_Q4_Q1'].median(), 'Ct_Q4_Q1_Dec'] = 1
126 bank_df['Ct_Q4_Q1_Dec'].fillna(0, inplace=True)
127
128
129
130 # Трансформация введенных новых признаков и признаков из таблицы
131 skewed_col = ['Total_Trans_Amt', 'Credit_Limit', 'Avg_Open_To_Buy']

```

```

132 trans_bank_df = bank_df.copy()
133 for col in skewed_col:
134     plt.figure(figsize=(8, 4))
135     plt.subplot(1, 2, 1)
136     plt.hist(bank_df[col])
137     plt.title(f"{col}: Before")
138     trans_bank_df[col] = boxcox1p(bank_df[col], boxcox_normmax(
139         bank_df[col] + 1))
140     plt.subplot(1, 2, 2)
141     plt.hist(trans_bank_df[col])
142     plt.title(f"{col}: After")
143
144 # Стандартизация признаков
145 std = StandardScaler()
146 std_df = pd.DataFrame(std.fit_transform(trans_bank_df.iloc[:,1:]),
147                        index = trans_bank_df.index,
148                        columns = trans_bank_df.columns[1:])
149 std_bank_df = pd.concat([trans_bank_df.iloc[:,0], std_df], axis=1)
150
151 # Reference: https://scikit-learn.org/stable/auto\_examples/
152 # model\_selection/plot\_learning\_curve.html
153 def plot_learning_curve(
154     estimator,
155     title,
156     X,
157     y,
158     axes=None,
159     ylim=None,
160     cv=None,
161     n_jobs=None,
162     train_sizes=np.linspace(0.1, 1.0, 5),
163 ):
164     """
165     Generate 3 plots: the test and training learning curve, the
166     training
167     samples vs fit times curve, the fit times vs score curve.
168
169     Parameters
170     -----
171     estimator : estimator instance
172         An estimator instance implementing 'fit' and 'predict'
173         methods which
174         will be cloned for each validation.
175
176     title : str
177         Title for the chart.
178
179     X : array-like of shape (n_samples, n_features)
180         Training vector, where 'n_samples' is the number of

```

```

177     samples and
178         ‘‘n_features’’ is the number of features.
179
180     y : array-like of shape (n_samples) or (n_samples, n_features)
181         Target relative to ‘‘X’’ for classification or regression;
182         None for unsupervised learning.
183
184     axes : array-like of shape (3,), default=None
185         Axes to use for plotting the curves.
186
187     ylim : tuple of shape (2,), default=None
188         Defines minimum and maximum y-values plotted, e.g. (ymin,
189         ymax).
190
191     cv : int, cross-validation generator or an iterable, default=
192         None
193         Determines the cross-validation splitting strategy.
194         Possible inputs for cv are:
195
196         - None, to use the default 5-fold cross-validation,
197         - integer, to specify the number of folds.
198         - :term:‘CV splitter’,
199         - An iterable yielding (train, test) splits as arrays of
200         indices.
201
202         For integer/None inputs, if ‘‘y’’ is binary or multiclass,
203         :class:‘StratifiedKFold’ used. If the estimator is not a
204         classifier
205         or if ‘‘y’’ is neither binary nor multiclass, :class:‘KFold’
206         is used.
207
208         Refer :ref:‘User Guide <cross_validation>’ for the various
209         cross-validators that can be used here.
210
211     n_jobs : int or None, default=None
212         Number of jobs to run in parallel.
213         ‘‘None’’ means 1 unless in a :obj:‘joblib.parallel_backend’
214         context.
215         ‘‘-1’’ means using all processors. See :term:‘Glossary <
216         n_jobs>’
217         for more details.
218
219     train_sizes : array-like of shape (n_ticks,)
220         Relative or absolute numbers of training examples that will
221         be used to
222         generate the learning curve. If the ‘‘dtype’’ is float, it
223         is regarded
224         as a fraction of the maximum size of the training set (that
225         is

```



```

215         determined by the selected validation method), i.e. it has
to be within
216         (0, 1]. Otherwise it is interpreted as absolute sizes of the
training
217         sets. Note that for classification the number of samples
usually have
218         to be big enough to contain at least one sample from each
class.
219         (default: np.linspace(0.1, 1.0, 5))
220     """
221     if axes is None:
222         _, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
223
224     axes[0].set_title(title)
225     if ylim is not None:
226         axes[0].set_ylim(*ylim)
227     axes[0].set_xlabel("Training examples")
228     axes[0].set_ylabel("Score")
229
230     train_sizes, train_scores, test_scores, fit_times, _ =
learning_curve(
231         estimator,
232         X,
233         y,
234         cv=cv,
235         n_jobs=n_jobs,
236         train_sizes=train_sizes,
237         return_times=True,
238     )
239     train_scores_mean = np.mean(train_scores, axis=1)
240     train_scores_std = np.std(train_scores, axis=1)
241     test_scores_mean = np.mean(test_scores, axis=1)
242     test_scores_std = np.std(test_scores, axis=1)
243     fit_times_mean = np.mean(fit_times, axis=1)
244     fit_times_std = np.std(fit_times, axis=1)
245
246     # Plot learning curve
247     axes[0].grid()
248     axes[0].fill_between(
249         train_sizes,
250         train_scores_mean - train_scores_std,
251         train_scores_mean + train_scores_std,
252         alpha=0.1,
253         color="r",
254     )
255     axes[0].fill_between(
256         train_sizes,
257         test_scores_mean - test_scores_std,
258         test_scores_mean + test_scores_std,

```

```

259         alpha=0.1,
260         color="g",
261     )
262     axes[0].plot(
263         train_sizes, train_scores_mean, "o-", color="r", label="
Training score"
264     )
265     axes[0].plot(
266         train_sizes, test_scores_mean, "o-", color="g", label="Cross
-validation score"
267     )
268     axes[0].legend(loc="best")
269
270     # Plot n_samples vs fit_times
271     axes[1].grid()
272     axes[1].plot(train_sizes, fit_times_mean, "o-")
273     axes[1].fill_between(
274         train_sizes,
275         fit_times_mean - fit_times_std,
276         fit_times_mean + fit_times_std,
277         alpha=0.1,
278     )
279     axes[1].set_xlabel("Training examples")
280     axes[1].set_ylabel("fit_times")
281     axes[1].set_title("Scalability of the model")
282
283     # Plot fit_time vs score
284     axes[2].grid()
285     axes[2].plot(fit_times_mean, test_scores_mean, "o-")
286     axes[2].fill_between(
287         fit_times_mean,
288         test_scores_mean - test_scores_std,
289         test_scores_mean + test_scores_std,
290         alpha=0.1,
291     )
292     axes[2].set_xlabel("fit_times")
293     axes[2].set_ylabel("Score")
294     axes[2].set_title("Performance of the model")
295
296     return plt
297
298 # SVM
299 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(std_bank_df.iloc
[:,1:], std_bank_df.iloc[:,0], test_size=0.25, random_state=42)
300 svm_clf = svm.SVC()
301
302 # Поиск наилучших параметров для классификации методом опорных вектор
ов
303 svm_param = {'C': [0.1, 1, 10, 100],

```

```

304         'gamma': ['scale', 'auto'],
305         'kernel': ['rbf', 'poly', 'sigmoid'],
306         'probability': [True],
307         'class_weight': ['balanced', 'none']}
308 svm_grid = GridSearchCV(svm_clf, svm_param, n_jobs=-1, cv=5, verbose
    =1)
309 svm_grid.fit(X_train, y_train)
310 print("Best param: ", svm_grid.best_params_)
311 svm_pred = svm_grid.predict(X_test)
312 svm_pred_prob = svm_grid.predict_proba(X_test)[:,-1]
313 svm_pred_df = pd.DataFrame({"pred":svm_pred, "prob":svm_pred_prob, "
    actual":y_test})
314 # manually adjust pred based on prob
315 thresh = np.quantile(svm_pred_prob, (1-y_train.mean()))
316 svm_pred_df['pred'] = (svm_pred_df['prob']>thresh).astype(int)
317 svm_pred_df
318
319 X, y = std_bank_df.iloc[:,1:], std_bank_df.iloc[:,0]
320
321
322 estimator = svm.SVC(C=10,
323                     class_weight='balanced',
324                     gamma='scale',
325                     kernel='rbf',
326                     probability=True)
327 estimator.fit(X_train, y_train)
328
329 plt.show()
330
331 print("accuracy:"+str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
    y_test, scoring= 'accuracy'))))
332 print("f1:"+str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
    y_test, scoring= 'f1'))))
333 print("precision:"+str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
    y_test, scoring= 'precision'))))
334 print("recall:"+str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
    y_test, scoring= 'recall'))))
335
336
337 # Random Forest
338
339 rf = RandomForestClassifier()
340 n_estimators = [100, 200, 300]
341 max_features = [0.5, 0.25, 'log2', 'sqrt']
342 max_depth = [100, 200, 'none']
343 min_samples_split = [2, 5, 10]
344 min_samples_leaf = [1, 2, 4]
345 bootstrap = [True, False]
346 class_weight = ['balanced', 'none']

```

```

347 rf_param = {'n_estimators': n_estimators,
348             'max_features': max_features,
349             'max_depth': max_depth,
350             'min_samples_split': min_samples_split,
351             'min_samples_leaf': min_samples_leaf,
352             'bootstrap': bootstrap,
353             'class_weight': class_weight}
354 rf_grid = GridSearchCV(rf, rf_param, n_jobs=-1, cv=5, verbose=1)
355 rf_grid.fit(X_train, y_train)
356
357
358
359 estimator = RandomForestClassifier(bootstrap=False,
360                                   class_weight='balanced',
361                                   max_depth=200,
362                                   max_features=0.25,
363                                   min_samples_leaf=1,
364                                   min_samples_split=2,
365                                   n_estimators=300)
366 estimator.fit(X_train, y_train)
367
368 plt.show()
369
370 print("accuracy:" + str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
371                                                    y_test, scoring= 'accuracy'))))
371 print("f1:" + str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
372                                                    y_test, scoring= 'f1'))))
372 print("precision:" + str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
373                                                    y_test, scoring= 'precision'))))
373 print("recall:" + str(np.average(cross_val_score(estimator, X_test,
374                                                    y_test, scoring= 'recall'))))

```

Листинг 8: Полный код решения Практической работы №4

```

1 import numpy as np # библиотека для эффективной работы с данными
2 import pandas as pd # библиотека для работы с наборами данных
3 import matplotlib.pyplot as plt # библиотека для визуализации
4 import seaborn as sns # еще одна библиотека для построения графиков
5
6 data = pd.read_csv('C:\\Users\\averu\\Documents\\git_local\\
   programming-practice\\IDA-practice-5\\insurance.csv')
7
8 data.shape
9 data.head(7)
10 data.info()
11
12 data['sex'].value_counts()
13 data['smoker'].value_counts()
14 data['region'].value_counts()

```

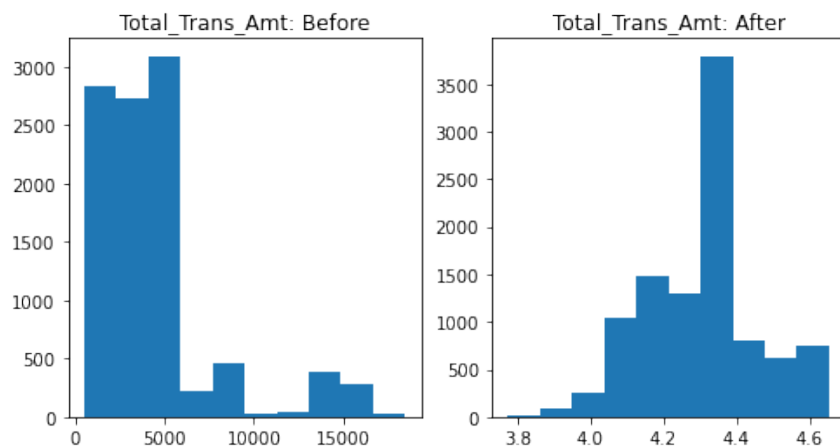


Рис. 15: Результат нормализации признака Total_Trans_Amt.

```

15
16
17 region = pd.get_dummies(data['region'])
18 data = pd.concat((data, region), axis=1)
19 data = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'sex', 'bmi', 'children
    ', 'smoker', 'charges', 'northeast', 'northwest', 'southeast', '
    southwest'])]
20 data.head(7)
21
22 data.info()
23
24 data.describe()
25
26
27 plt.figure(figsize=(12,8))
28 plt.scatter(data.age, data.charges, linewidth=0.8)
29
30 plt.xlabel('age')
31 plt.ylabel('charges')
32
33 data.corr()
34
35 plt.figure(figsize=(12,10), dpi= 80)
36 sns.heatmap(data.corr(), xticklabels=data.corr().columns,
    yticklabels=data.corr().columns, cmap='RdYlGn', center=0, annot=
    True)
37
38 plt.xticks(fontsize=12)
39 plt.yticks(fontsize=12)
40 plt.show()

```

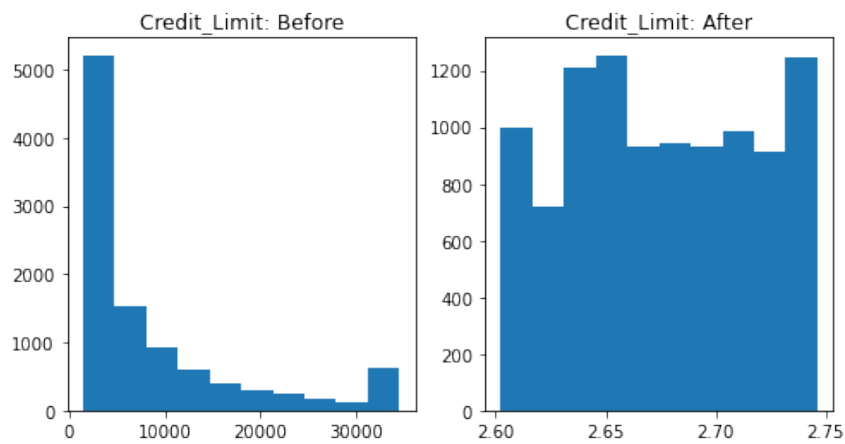


Рис. 16: Результат нормализации признака Credit_Limit.

```

41
42
43 plt.figure(figsize=(12,8))
44 plt.scatter(data.charges, data.children, linewidth=0.8)
45
46 plt.xlabel('charges')
47 plt.ylabel('children')
48
49 plt.figure(figsize=(12,8))
50 plt.scatter(data.age, data.children, linewidth=0.8)
51
52 plt.xlabel('age')
53 plt.ylabel('children')
54
55
56 plt.figure(figsize=(12,8))
57 plt.scatter(data.age, data.bmi, linewidth=0.8)
58
59 plt.xlabel('age')
60 plt.ylabel('bmi')
61
62 plt.figure(figsize=(12,8))
63 plt.scatter(data.charges, data.bmi, linewidth=0.8)
64
65 plt.xlabel('charges')
66 plt.ylabel('bmi')
67
68
69 data['sex'] = np.where(data['sex'] == 'female' , 0, data['sex'])
70 data['sex'] = np.where(data['sex'] == 'male' , 1, data['sex'])

```

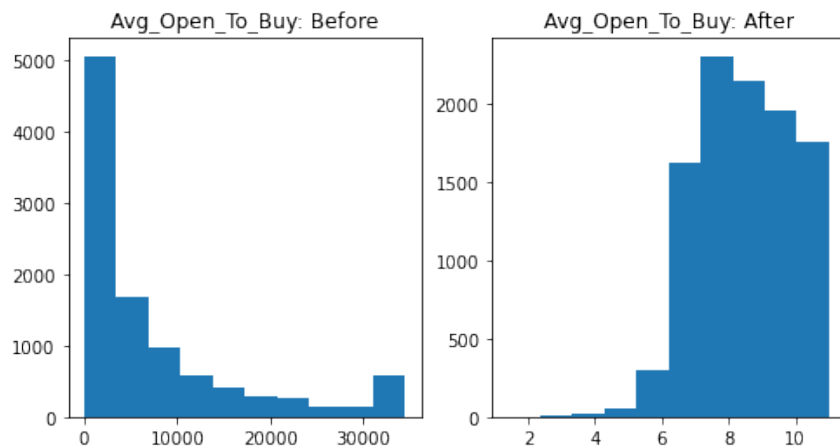


Рис. 17: Результат нормализации признака Avg_Open_To_Buy.

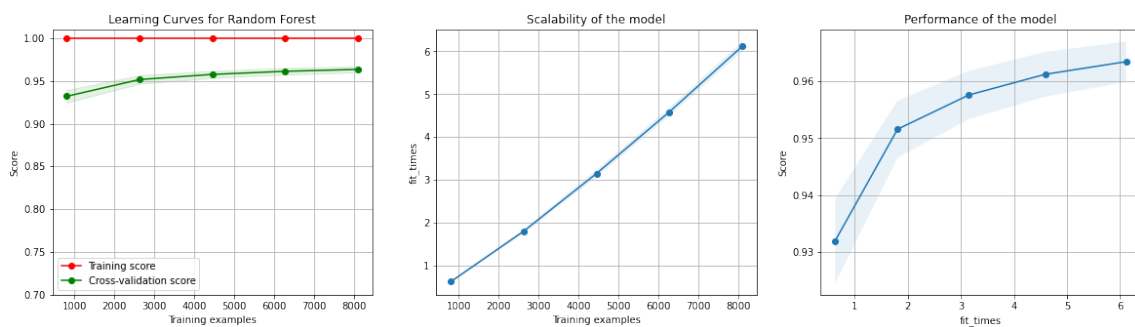


Рис. 18: Результат классификатора Random Forest.

```

71
72 data['smoker'] = np.where(data['smoker'] == 'no' , 0, data['smoker'
73 data['smoker'] = np.where(data['smoker'] == 'yes' , 1, data['smoker'
74
75 data['age'] = data['age']/data['age'].median()
76 data['bmi'] = data['bmi']/data['bmi'].median()
77 data['charges'] = data['charges']/data['charges'].median()
78 data['children'] = data['children']/data['children'].median()
79
80 plt.figure(figsize=(12,8))
81 plt.scatter(data.age, data.bmi, linewidth=0.8)
82
83 plt.xlabel('age')
84 plt.ylabel('bmi')

```

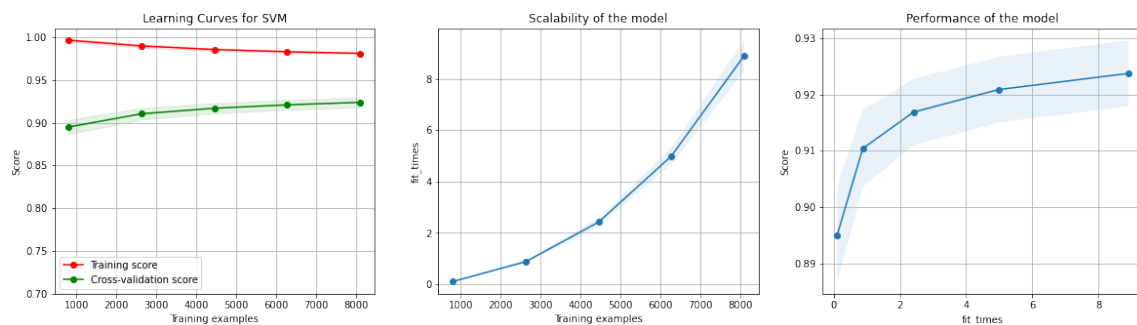


Рис. 19: Результат классификатора SVM.

```

85
86 plt.figure(figsize=(12,8))
87 plt.scatter(data.age, data.charges, linewidth=0.8)
88
89 plt.xlabel('age')
90 plt.ylabel('charges')
91
92 data.head(7)
93 data.describe()
94
95 target = data.charges
96 train = data.drop(['charges'], axis=1)
97
98 train.head(7)
99 data.corr()
100
101 plt.figure(figsize=(12,10), dpi= 80)
102 sns.heatmap(data.corr(), xticklabels=data.corr().columns,
103             yticklabels=data.corr().columns, cmap='RdYlGn', center=0, annot=
104             True)
105 plt.xticks(fontsize=12)
106 plt.yticks(fontsize=12)
107 plt.show()
108
109 sns.heatmap(data.corr(),annot=True)
110
111 from sklearn.model_selection import train_test_split
112 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(train, target,
113             test_size = 0.25, random_state = 42)
114
115 N_train, _ = X_train.shape
116 N_test, _ = X_test.shape
117 print (N_train, N_test)

```

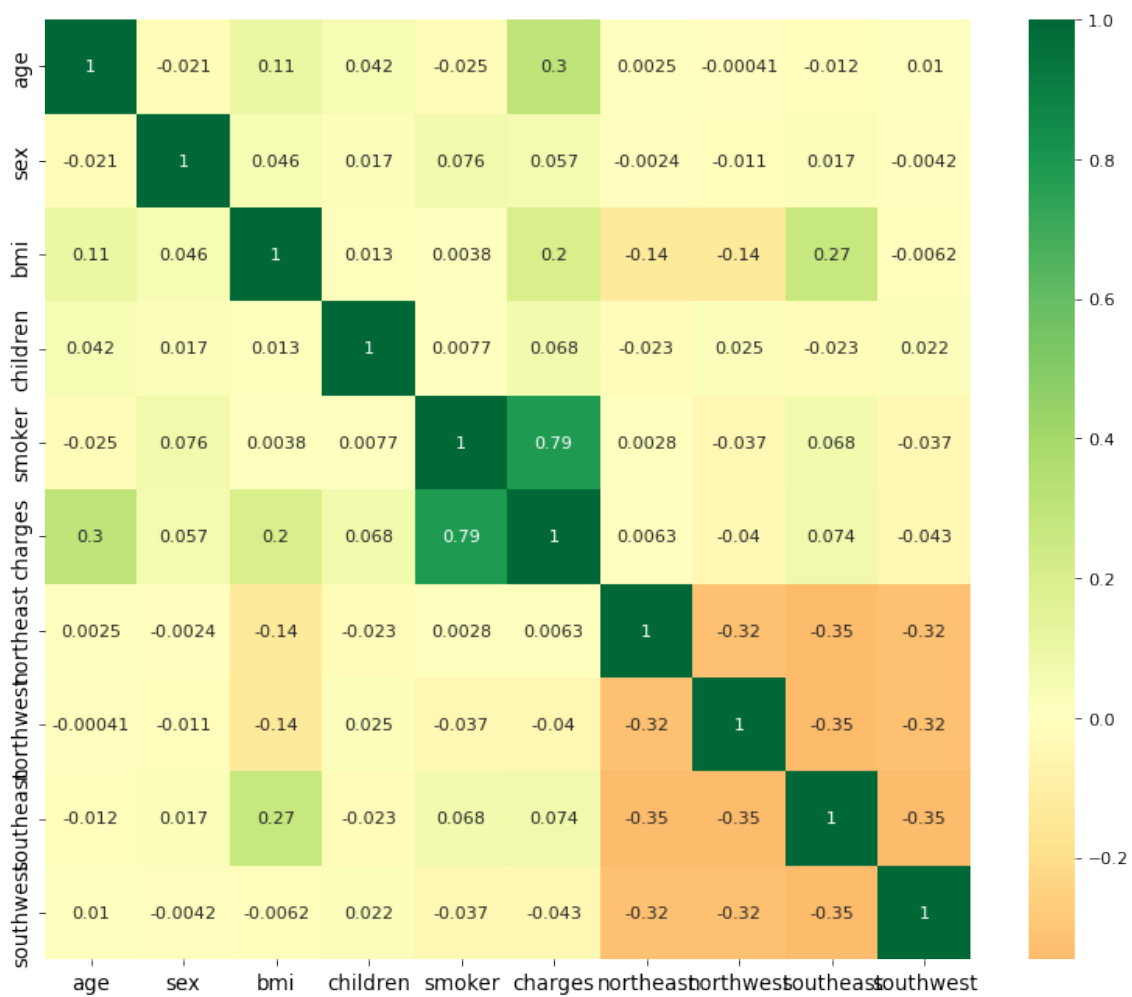



Рис. 20: Корреляция признаков датасета.

```

116
117 from sklearn.decomposition import PCA
118 import matplotlib.pyplot as plt
119 pca = PCA()
120 pca.fit(X_train)
121 X_pca = pca.transform(X_train)
122 for i, component in enumerate(pca.components_):
123     print("{} component: {}% of initial variance".format(i + 1,
124         round(100 * pca.explained_variance_ratio_[i], 2)))
125     print(" + ".join("%.3f x %s" % (value, name)
126         for value, name in zip(component, train.columns)
127     ))
128     print('\n')

```

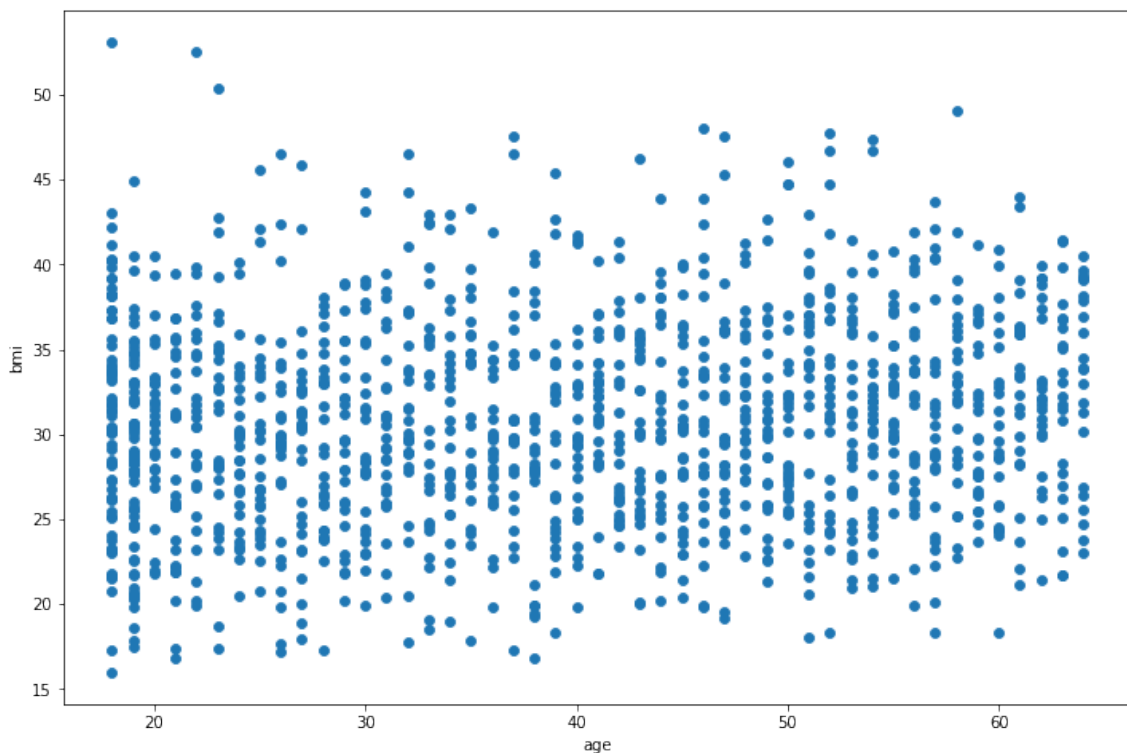


Рис. 21: График зависимости индекса массы тела от медицинских расходов.

```

128 plt.figure(figsize=(10,7))
129 plt.plot(np.cumsum(pca.explained_variance_ratio_), color='k', lw=2)
130 plt.axhline(0.9, c='r')
131 plt.axvline(4, c='b')
132

```

Листинг 9: Полный код решения Практической работы №5

```

1 init_notebook_mode(connected=True)
2 px.defaults.template = "plotly_white"
3 plot_df=ins.copy()
4 fig = px.box(plot_df, x="region", y="charges", color="region",
5             notched=True, points="outliers", height=600,
6             title="Distribution of Insurance Costs by Region",
7             color_discrete_sequence=['#B14B51', '#D0A99C', '#5D8370',
8                                     '#6C839B'])
9 fig.update_traces(marker=dict(size=9, opacity=0.5, line=dict(width
10                        =1,color="#F7F7F7")), showlegend=False)
11 fig.update_layout(font_color="#303030", xaxis_title='Region',
12                   yaxis_title='Claim Amount, $',

```

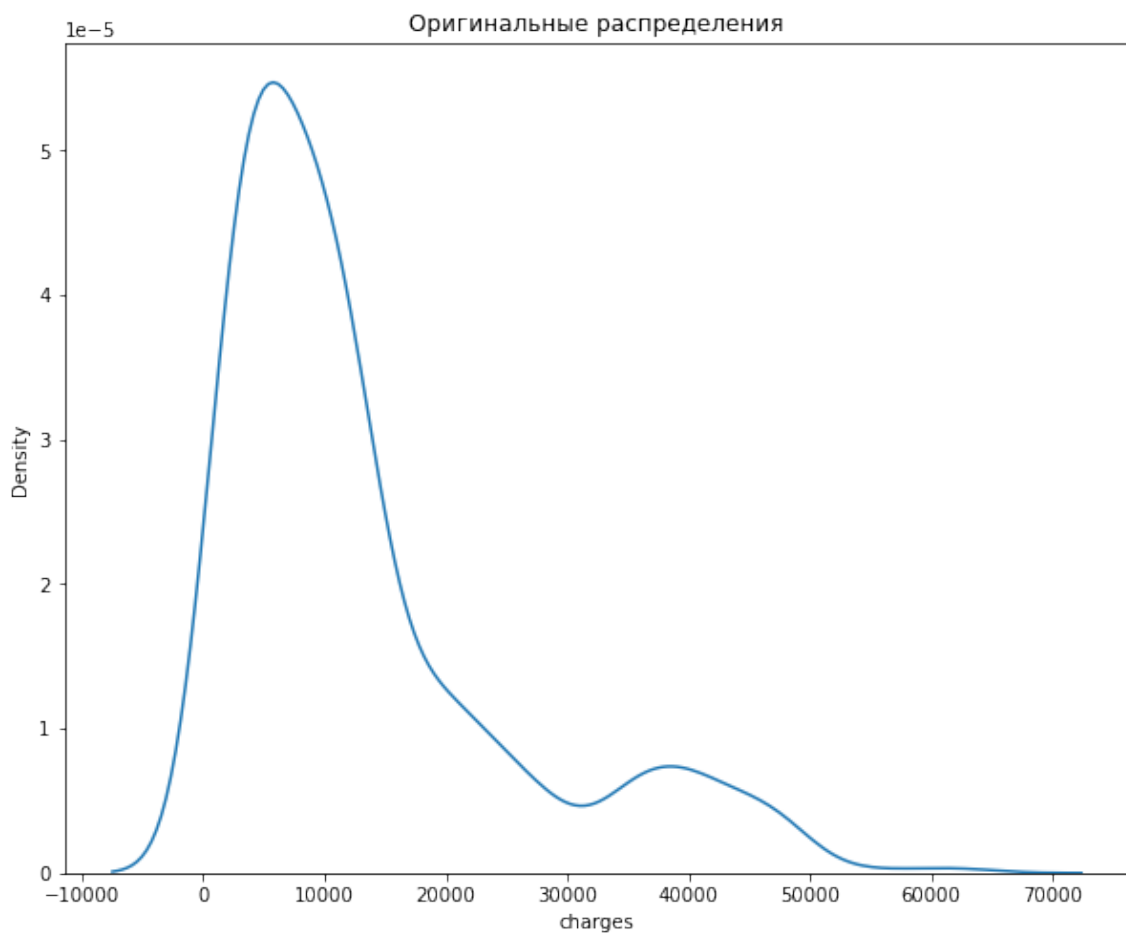


Рис. 22: Признак **charges** до стандартизации.

```

10         yaxis=dict(showgrid=True, gridwidth=1, gridcolor='
11         #EAEAEA', zerolinecolor='#EAEAEA'))
12 fig.show()

```

Листинг 10: Распределение стоимости медицинской страховки в зависимости от региона

```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import seaborn as sns
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 import plotly.express as px
6 import plotly.graph_objects as go
7 from plotly.offline import plot, iplot, init_notebook_mode

```



Рис. 23: Признак **age** до стандартизации.

```

8 from sklearn.preprocessing import StandardScaler, PolynomialFeatures
9 from sklearn.decomposition import PCA
10 from sklearn.linear_model import LinearRegression
11 from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
12 from sklearn.svm import SVR
13 from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
14 from sklearn.model_selection import train_test_split,
    RandomizedSearchCV
15 from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error
16 import warnings
17 warnings.filterwarnings("ignore")
18 import math
19 # Вывозка данных
20 ins = pd.read_csv('C:\\Users\\averu\\Documents\\git_local\\
    programming-practice\\IDA\\IDA-practice-5\\insurance.csv')
21 print("There are {:,} observations and {} columns in the data set.".

```

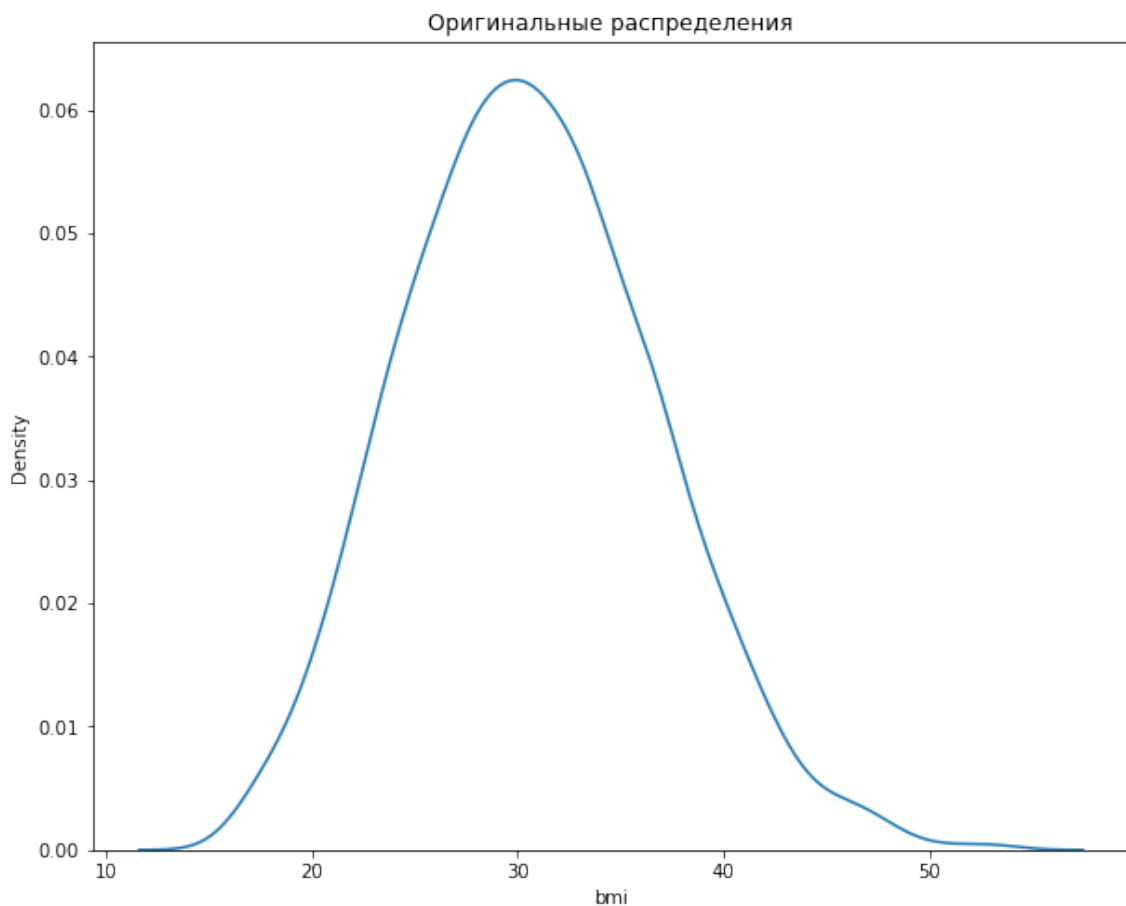


Рис. 24: Признак **bmi** до стандартизации.

```

    format(ins.shape[0], ins.shape[1]))
22 print("There are {} missing values in the data.".format(ins.isna().
    sum().sum()))
23
24
25 ins['sex'] = ins['sex'].str.capitalize()
26 ins['smoker'] = ins['smoker'].apply(lambda x: 'Smoker' if x=='yes'
    else 'Non-Smoker')
27 ins['region'] = ins['region'].str.capitalize()
28
29
30 init_notebook_mode(connected=True)
31 px.defaults.template = "plotly_white"
32 plot_df=ins.copy()
33 fig = px.box(plot_df, x="region", y="charges", color="region",
34             notched=True, points="outliers", height=600,

```

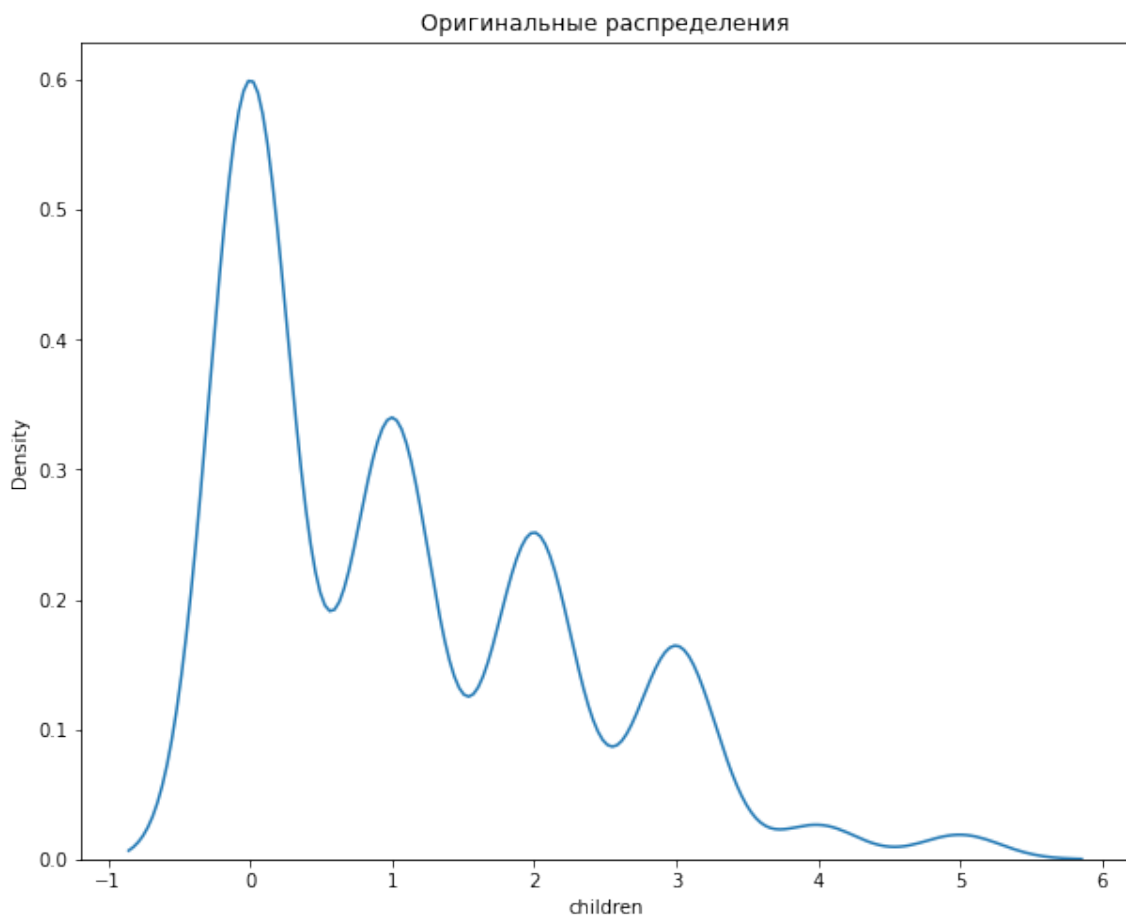


Рис. 25: Признак **children** до стандартизации.

```

35         title="",
36         color_discrete_sequence=['#B14B51', '#D0A99C', '#5D8370',
37         '#6C839B'])
38 fig.update_traces(marker=dict(size=9, opacity=0.5, line=dict(width
39         =1,color="#F7F7F7")), showlegend=False)
40 fig.update_layout(font_color="#303030", xaxis_title='Region',
41         yaxis_title='Claim Amount, $',
42         yaxis=dict(showgrid=True, gridwidth=1, gridcolor='
43         #EAEAEA', zerolinecolor='#EAEAEA'))
44 fig.show()
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100
101
102
103
104
105
106
107
108
109
110
111
112
113
114
115
116
117
118
119
120
121
122
123
124
125
126
127
128
129
130
131
132
133
134
135
136
137
138
139
140
141
142
143
144
145
146
147
148
149
150
151
152
153
154
155
156
157
158
159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200
201
202
203
204
205
206
207
208
209
210
211
212
213
214
215
216
217
218
219
220
221
222
223
224
225
226
227
228
229
230
231
232
233
234
235
236
237
238
239
240
241
242
243
244
245
246
247
248
249
250
251
252
253
254
255
256
257
258
259
260
261
262
263
264
265
266
267
268
269
270
271
272
273
274
275
276
277
278
279
280
281
282
283
284
285
286
287
288
289
290
291
292
293
294
295
296
297
298
299
300
301
302
303
304
305
306
307
308
309
310
311
312
313
314
315
316
317
318
319
320
321
322
323
324
325
326
327
328
329
330
331
332
333
334
335
336
337
338
339
340
341
342
343
344
345
346
347
348
349
350
351
352
353
354
355
356
357
358
359
360
361
362
363
364
365
366
367
368
369
370
371
372
373
374
375
376
377
378
379
380
381
382
383
384
385
386
387
388
389
390
391
392
393
394
395
396
397
398
399
400
401
402
403
404
405
406
407
408
409
410
411
412
413
414
415
416
417
418
419
420
421
422
423
424
425
426
427
428
429
430
431
432
433
434
435
436
437
438
439
440
441
442
443
444
445
446
447
448
449
450
451
452
453
454
455
456
457
458
459
460
461
462
463
464
465
466
467
468
469
470
471
472
473
474
475
476
477
478
479
480
481
482
483
484
485
486
487
488
489
490
491
492
493
494
495
496
497
498
499
500
501
502
503
504
505
506
507
508
509
510
511
512
513
514
515
516
517
518
519
520
521
522
523
524
525
526
527
528
529
530
531
532
533
534
535
536
537
538
539
540
541
542
543
544
545
546
547
548
549
550
551
552
553
554
555
556
557
558
559
560
561
562
563
564
565
566
567
568
569
570
571
572
573
574
575
576
577
578
579
580
581
582
583
584
585
586
587
588
589
590
591
592
593
594
595
596
597
598
599
600
601
602
603
604
605
606
607
608
609
610
611
612
613
614
615
616
617
618
619
620
621
622
623
624
625
626
627
628
629
630
631
632
633
634
635
636
637
638
639
640
641
642
643
644
645
646
647
648
649
650
651
652
653
654
655
656
657
658
659
660
661
662
663
664
665
666
667
668
669
670
671
672
673
674
675
676
677
678
679
680
681
682
683
684
685
686
687
688
689
690
691
692
693
694
695
696
697
698
699
700
701
702
703
704
705
706
707
708
709
710
711
712
713
714
715
716
717
718
719
720
721
722
723
724
725
726
727
728
729
730
731
732
733
734
735
736
737
738
739
740
741
742
743
744
745
746
747
748
749
750
751
752
753
754
755
756
757
758
759
760
761
762
763
764
765
766
767
768
769
770
771
772
773
774
775
776
777
778
779
780
781
782
783
784
785
786
787
788
789
790
791
792
793
794
795
796
797
798
799
800
801
802
803
804
805
806
807
808
809
810
811
812
813
814
815
816
817
818
819
820
821
822
823
824
825
826
827
828
829
830
831
832
833
834
835
836
837
838
839
840
841
842
843
844
845
846
847
848
849
850
851
852
853
854
855
856
857
858
859
860
861
862
863
864
865
866
867
868
869
870
871
872
873
874
875
876
877
878
879
880
881
882
883
884
885
886
887
888
889
890
891
892
893
894
895
896
897
898
899
900
901
902
903
904
905
906
907
908
909
910
911
912
913
914
915
916
917
918
919
920
921
922
923
924
925
926
927
928
929
930
931
932
933
934
935
936
937
938
939
940
941
942
943
944
945
946
947
948
949
950
951
952
953
954
955
956
957
958
959
960
961
962
963
964
965
966
967
968
969
970
971
972
973
974
975
976
977
978
979
980
981
982
983
984
985
986
987
988
989
990
991
992
993
994
995
996
997
998
999
1000
1001
1002
1003
1004
1005
1006
1007
1008
1009
1010
1011
1012
1013
1014
1015
1016
1017
1018
1019
1020
1021
1022
1023
1024
1025
1026
1027
1028
1029
1030
1031
1032
1033
1034
1035
1036
1037
1038
1039
1040
1041
1042
1043
1044
1045
1046
1047
1048
1049
1050
1051
1052
1053
1054
1055
1056
1057
1058
1059
1060
1061
1062
1063
1064
1065
1066
1067
1068
1069
1070
1071
1072
1073
1074
1075
1076
1077
1078
1079
1080
1081
1082
1083
1084
1085
1086
1087
1088
1089
1090
1091
1092
1093
1094
1095
1096
1097
1098
1099
1100
1101
1102
1103
1104
1105
1106
1107
1108
1109
1110
1111
1112
1113
1114
1115
1116
1117
1118
1119
1120
1121
1122
1123
1124
1125
1126
1127
1128
1129
1130
1131
1132
1133
1134
1135
1136
1137
1138
1139
1140
1141
1142
1143
1144
1145
1146
1147
1148
1149
1150
1151
1152
1153
1154
1155
1156
1157
1158
1159
1160
1161
1162
1163
1164
1165
1166
1167
1168
1169
1170
1171
1172
1173
1174
1175
1176
1177
1178
1179
1180
1181
1182
1183
1184
1185
1186
1187
1188
1189
1190
1191
1192
1193
1194
1195
1196
1197
1198
1199
1200
1201
1202
1203
1204
1205
1206
1207
1208
1209
1210
1211
1212
1213
1214
1215
1216
1217
1218
1219
1220
1221
1222
1223
1224
1225
1226
1227
1228
1229
1230
1231
1232
1233
1234
1235
1236
1237
1238
1239
1240
1241
1242
1243
1244
1245
1246
1247
1248
1249
1250
1251
1252
1253
1254
1255
1256
1257
1258
1259
1260
1261
1262
1263
1264
1265
1266
1267
1268
1269
1270
1271
1272
1273
1274
1275
1276
1277
1278
1279
1280
1281
1282
1283
1284
1285
1286
1287
1288
1289
1290
1291
1292
1293
1294
1295
1296
1297
1298
1299
1300
1301
1302
1303
1304
1305
1306
1307
1308
1309
1310
1311
1312
1313
1314
1315
1316
1317
1318
1319
1320
1321
1322
1323
1324
1325
1326
1327
1328
1329
1330
1331
1332
1333
1334
1335
1336
1337
1338
1339
1340
1341
1342
1343
1344
1345
1346
1347
1348
1349
1350
1351
1352
1353
1354
1355
1356
1357
1358
1359
1360
1361
1362
1363
1364
1365
1366
1367
1368
1369
1370
1371
1372
1373
1374
1375
1376
1377
1378
1379
1380
1381
1382
1383
1384
1385
1386
1387
1388
1389
1390
1391
1392
1393
1394
1395
1396
1397
1398
1399
1400
1401
1402
1403
1404
1405
1406
1407
1408
1409
1410
1411
1412
1413
1414
1415
1416
1417
1418
1419
1420
1421
1422
1423
1424
1425
1426
1427
1428
1429
1430
1431
1432
1433
1434
1435
1436
1437
1438
1439
1440
1441
1442
1443
1444
1445
1446
1447
1448
1449
1450
1451
1452
1453
1454
1455
1456
1457
1458
1459
1460
1461
1462
1463
1464
1465
1466
1467
1468
1469
1470
1471
1472
1473
1474
1475
1476
1477
1478
1479
1480
1481
1482
1483
1484
1485
1486
1487
1488
1489
1490
1491
1492
1493
1494
1495
1496
1497
1498
1499
1500
1501
1502
1503
1504
1505
1506
1507
1508
1509
1510
1511
1512
1513
1514
1515
1516
1517
1518
1519
1520
1521
1522
1523
1524
1525
1526
1527
1528
1529
1530
1531
1532
1533
1534
1535
1536
1537
1538
1539
1540
1541
1542
1543
1544
1545
1546
1547
1548
1549
1550
1551
1552
1553
1554
1555
1556
1557
1558
1559
1560
1561
1562
1563
1564
1565
1566
1567
1568
1569
1570
1571
1572
1573
1574
1575
1576
1577
1578
1579
1580
1581
1582
1583
1584
1585
1586
1587
1588
1589
1590
1591
1592
1593
1594
1595
1596
1597
1598
1599
1600
1601
1602
1603
1604
1605
1606
1607
1608
1609
1610
1611
1612
1613
1614
1615
1616
1617
1618
1619
1620
1621
1622
1623
1624
1625
1626
1627
1628
1629
1630
1631
1632
1633
1634
1635
1636
1637
1638
1639
1640
1641
1642
1643
1644
1645
1646
1647
1648
1649
1650
1651
1652
1653
1654
1655
1656
1657
1658
1659
1660
1661
1662
1663
1664
1665
1666
1667
1668
1669
1670
1671
1672
1673
1674
1675
1676
1677
1678
1679
1680
1681
1682
1683
1684
1685
1686
1687
1688
1689
1690
1691
1692
1693
1694
1695
1696
1697
1698
1699
1700
1701
1702
1703
1704
1705
1706
1707
1708
1709
1710
1711
1712
1713
1714
1715
1716
1717
1718
1719
1720
1721
1722
1723
1724
1725
1726
1727
1728
1729
1730
1731
1732
1733
1734
1735
1736
1737
1738
1739
1740
1741
1742
1743
1744
1745
1746
1747
1748
1749
1750
1751
1752
1753
1754
1755
1756
1757
1758
1759
1760
1761
1762
1763
1764
1765
1766
1767
1768
1769
1770
1771
1772
1773
1774
1775
1776
1777
1778
1779
1780
1781
1782
1783
1784
1785
1786
1787
1788
1789
1790
1791
1792
1793
1794
1795
1796
1797
1798
1799
1800
1801
1802
1803
1804
1805
1806
1807
1808
1809
1810
1811
1812
1813
1814
1815
1816
1817
1818
1819
1820
1821
1822
1823
1824
1825
1826
1827
1828
1829
1830
1831
1832
1833
1834
1835
1836
1837
1838
1839
1840
1841
1842
1843
1844
1845
1846
1847
1848
1849
1850
1851
1852
1853
1854
1855
1856
1857
1858
1859
1860
1861
1862
1863
1864
1865
1866
1867
1868
1869
1870
1871
1872
1873
1874
1875
1876
1877
1878
1879
1880
1881
1882
1883
1884
1885
1886
1887
1888
1889
1890
1891
1892
1893
1894
1895
1896
1897
1898
1899
1900
1901
1902
1903
1904
1905
1906
1907
1908
1909
1910
1911
1912
1913
1914
1915
1916
1917
1918
1919
1920
1921
1922
1923
1924
1925
1926
1927
1928
1929
1930
1931
1932
1933
1934
1935
1936
1937
1938
1939
1940
1941
1942
1943
1944
1945
1946
1947
1948
1949
1950
1951
1952
1953
1954
1955
1956
1957
1958
1959
1960
1961
1962
1963
1964
1965
1966
1967
1968
1969
1970
1971
1972
1973
1974
1975
1976
1977
1978
1979
1980
1981
1982
1983
1984
1985
1986
1987
1988
1989
1990
1991
1992
1993
1994
1995
1996
1997
1998
1999
2000
2001
2002
2003
2004
2005
2006
2007
2008
2009
2010
2011
2012
2013
2014
2015
2016
2017
2018
2019
2020
2021
2022
2023
2024
2025
2026
2027
2028
2029
2030
2031
2032
2033
2034
2035
2036
2037
2038
2039
2040
2041
2042
2043
2044
2045
2046
2047
2048
2049
2050
2051
2052
2053
2054
2055
2056
2057
2058
2059
2060
2061
2062
2063
2064
2065
2066
2067
2068
2069
2070
2071
2072
2073
2074
2075
2076
2077
2078
2079
2080
2081
2082
2083
2084
2085
2086
2087
2088
2089
2090
2091
2092
2093
2094
2095
2096
2097
2098
2099
2100
2101
2102
2103
2104
2105
2106
2107
2108
2109
2110
2111
2112
2113
2114
2115
2116
2117
2118
2119
2120
2121
2122
2123
2124
2125
2126
2127
2128
2129
2130
2131
2132
2133
2134
2135
2136
2137
2138
2139
2140
2141
2142
2143
2144
2145
2146
2147
2148
2149
2150
2151
2152
2153
2154
2155
2156
2157
2158
2159
2160
2161
2162
2163
2164
2165
2166
2167
2168
2169
2170
2171
2172
2173
2174
2175
2176
2177
2178
2179
2180
2181
2182
2183
2184
2185
2186
2187
2188
2189
2190
2191
2192
2193
2194
2195
2196
2197
2198
2199
2200
2201
2202
2203
2204
2205
2206
2207
2208
2209
2210
2211
2212
2213
2214
2215
2216
2217
2218
2219
2220
2221
2222
2223
2224
2225
2226
2227
2228
2229
2230
2231
2232
2233
2234
2235
2236
2237
2238
2239
2240
2241
2242
2243
2244
2245
2246
2247
2248
2249
2250
2251
2252
2253
2254
2255
2256
2257
2258
2259
2260
2261
2262
2263
2264
2265
2266
2267
2268
2269
2270
2271
2272
2273
2274
2275
2276
2277
2278
2279
2280
2281
2282
2283
2284
2285
2286
2287
2288
2289
2290
2291
2292
2293
2294
2295
2296
2297
2298
2299
2300
2301
2302
2303
2304
2305
2306
2307
2308
2309
2310
2311
2312
2313
2314
2315
2316
2317
2318
2319
2320
2321
2322
2323
2324
2325
2326
2327
2328
2329
2330
2331
2332
2333
2334
2335
2336
2337
2338
2339
2340
2341
2342
2343
2344
2345
2346
2347
2348
2349
2350
2351
2352
2353
2354
2355
2356
2357
2358
2359
2360
2361
2362
2363
2364
2365
2366
2367
2368
2369
2370
2371
2372
2373
2374
2375
2376
2377
2378
2379
2380
2381
2382
2383
2384
2385
2386
2387
2388
2389
2390
2391
2392
2393
2394
2395
2396
2397
2398
2399
2400
2401
2402
2403
2404
2405
2406
2407
2408
2409
2410
2411
2412
2413
2414
2415
2416
2417
2418
2419
2420
2421
2422
2423
2424
2425
2426
2427
2428
2429
2430
2431
2432
2433
2434
2435
2436
2437
2438
2439
2440
2441
2442
2443
2444
2445
2446
2447
2448
2449
2450
2451
2452
2453
2454
2455
2456
2457
2458
2459
2460
2461
2462
2463
2464
2465
2466
2467
2468
2469
2470
2471
2472
2473
2474
2475
2476
2477
2478
2479
2480
2481
2482
2483
2484
2485
2486
2487
2488
2489
2490
2491
2492
2493
2494
2495
2496
2497
2498
2499
2500
2501
2502
2503
2504
2505
2506
2507
2508
2509
2510
2511
2512
2513
2514
2515
2516
2517
2518
2519
2520
2521
2522
2523
2524
2525
2526
2527
2528
2529
2530
2531
2532
2533
2534
2535
2536
2537
2538
2539
2540
2541
2542
2543
2544
2545
2546
2547
2548
2549
2550
2551
2552
2553
2554
2555
2556
2557
2558
2559
2560
2561
2562
2563
2564
2565
2566
2567
2568
2569
2570
2571
2572
2573
2574
2575
2576
2577
2578
2579
2580
2581
2582
2583
2584
2585
2586
2587
2588
2589
2590
2591
2592
2593
2594
2595
2596
2597
2598
2599
2600
2601
2602
2603
2604
2605
2606
2607
2608
2609
2610
2611
2612
2613
2614
2615
2616
2617
2618
2619
2620
2621
2622
2623
2624
2625
2626
2627
2628
2629
2630
2631
2632
2633
2634
```

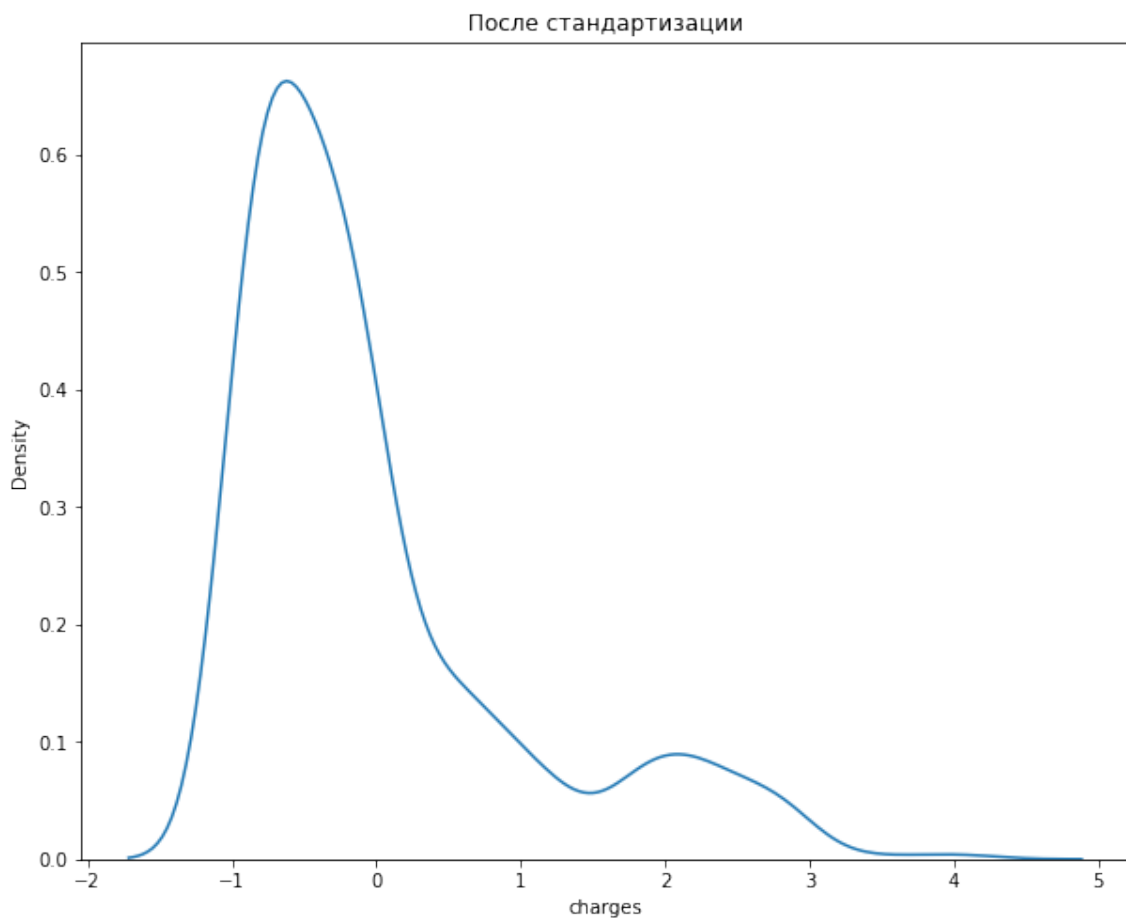


Рис. 26: Признак **charges** после стандартизации.

```

45 ins.drop(['sex', 'smoker'], axis=1, inplace=True)
46
47 sns.set_context("notebook")
48 fig, ax = plt.subplots(figsize=(9,6))
49 corr=ins.corr()
50 mask=np.triu(np.ones_like(corr, dtype=bool))[1:, :-1]
51 corr=corr.iloc[1:,:-1].copy()
52 ax=sns.heatmap(corr, mask=mask, vmin=-.1, vmax=.9, center=0, annot=
    True, fmt='.2f',
53                cmap='ocean', linewidths=4, annot_kws={"fontsize"
    :12})
54 ax.set_title('', fontsize=18)
55 ax.set_xticklabels(ax.get_xticklabels(), rotation=45,
    horizontalalignment='right', fontsize=12)
56 ax.set_yticklabels(ax.get_yticklabels(), fontsize=12)

```

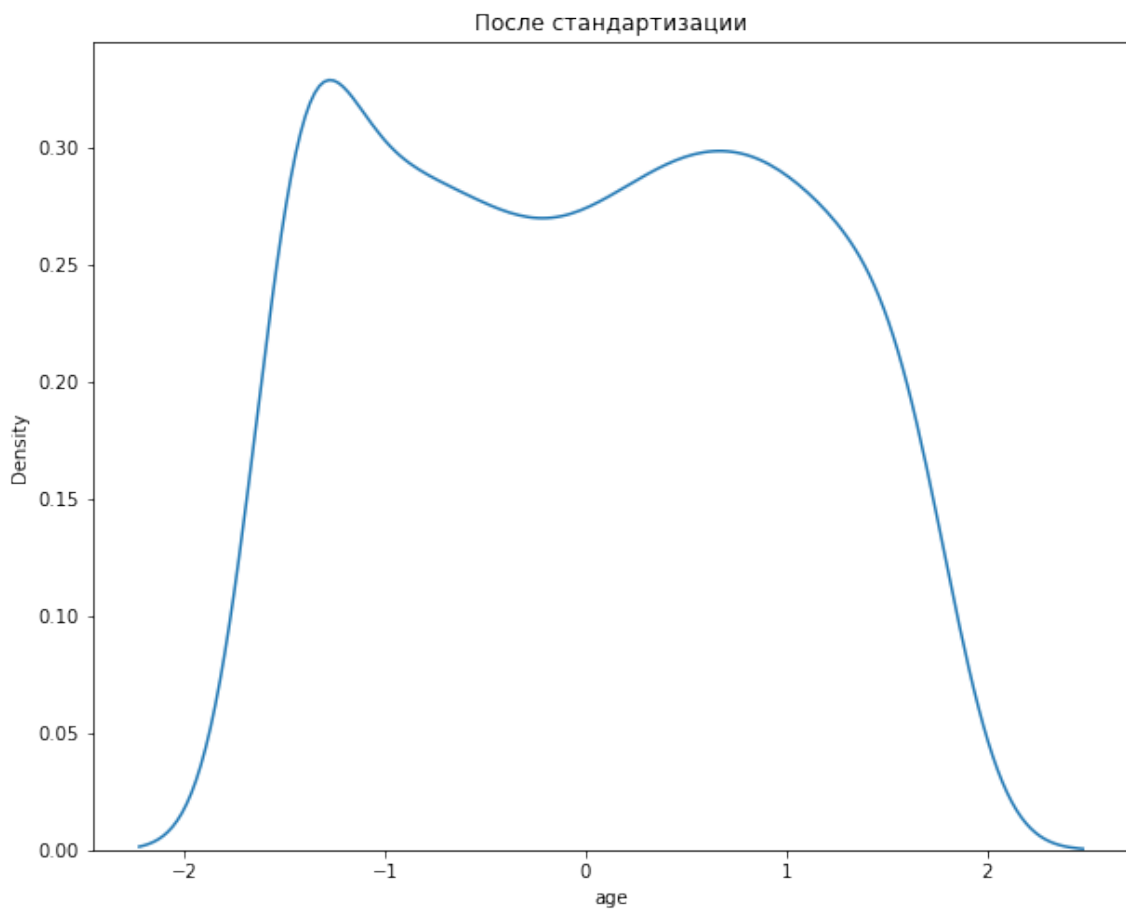


Рис. 27: Признак **age** после стандартизации.

```

57 fig.show()
58
59
60
61 data = pd.read_csv('C:\\Users\\averu\\Documents\\git_local\\
    programming-practice\\IDA\\IDA-practice-5\\insurance.csv')
62
63 data['sex'] = data['sex'].str.capitalize()
64 data['smoker'] = data['smoker'].apply(lambda x: 'Smoker' if x=='yes'
    else 'Non-Smoker')
65
66 data['female'] = data['sex'].apply(lambda x: 1 if x=='Female' else
    0)
67 data['smoker_yes'] = data['smoker'].apply(lambda x: 1 if x=='Smoker'
    else 0)
68

```

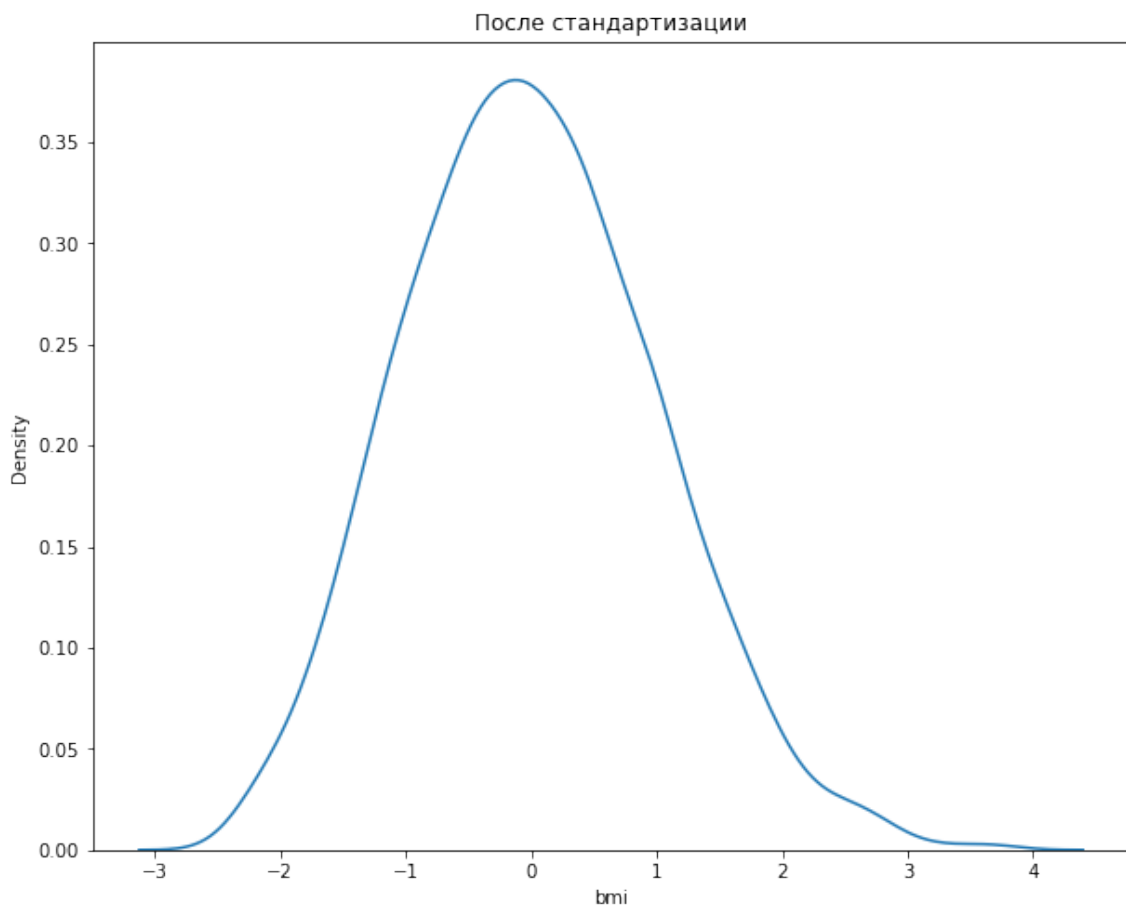



Рис. 28: Признак **bmi** после стандартизации.

```

69
70 region = pd.get_dummies(data['region'])
71 data = pd.concat((data, region), axis=1)
72 data = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'female', 'bmi', '
    children', 'smoker_yes', 'charges', 'northeast', 'northwest', '
    southeast', 'southwest'])]
73
74 data.head(7)
75
76
77 y_train=data.pop('charges')
78 X_train = data.copy()
79
80 import statsmodels.api as sm
81 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
82

```

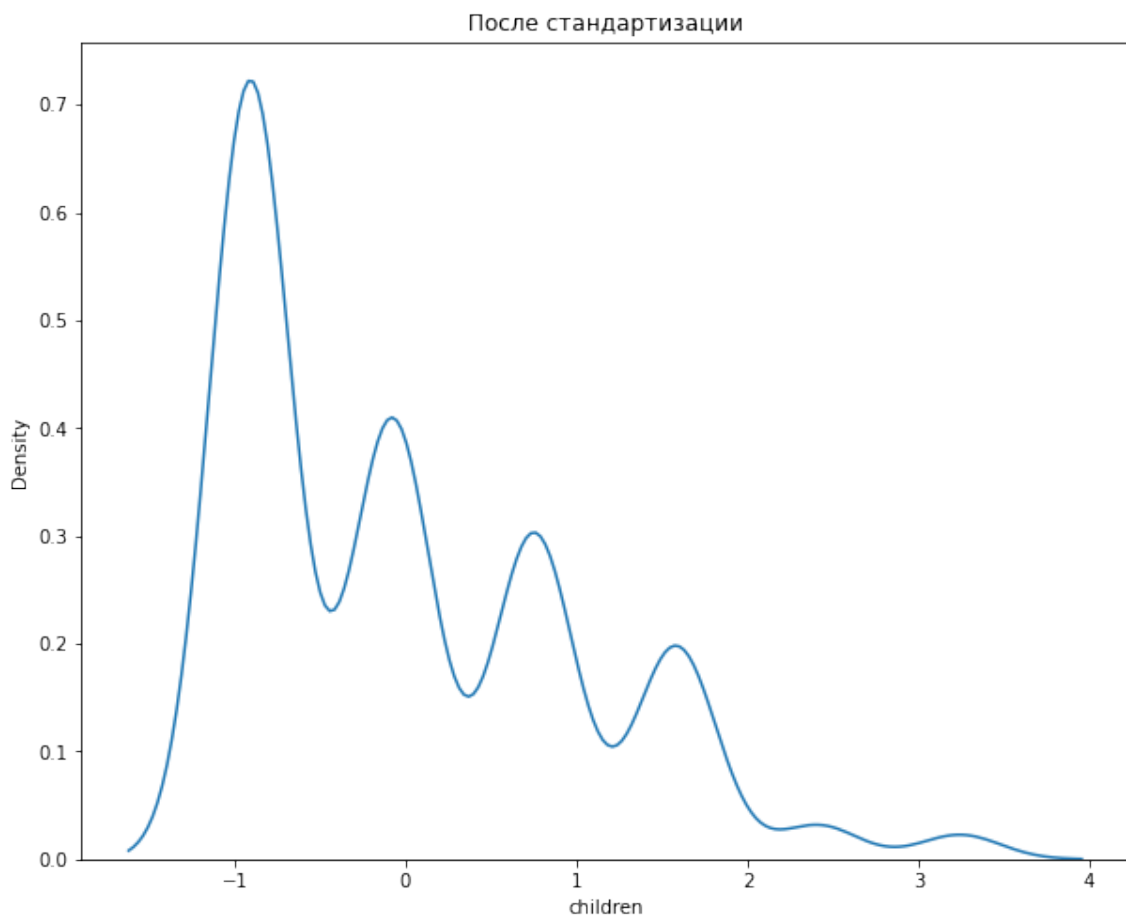


Рис. 29: Признак **children** после стандартизации.

```

83 lm= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
84
85 lm.summary()
86
87 # y_train=data.pop('charges')
88 X_train = data.copy()
89 for i in range(0, len(X_train['bmi'])):
90     X_train['bmi'][i] = X_train['bmi'][i] * X_train['bmi'][i]
91
92 # X_train['bmi'] = list(map(lambda x: x, X_train['bmi']))
93
94 import statsmodels.api as sm
95 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
96
97 bmi_sq= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()

```

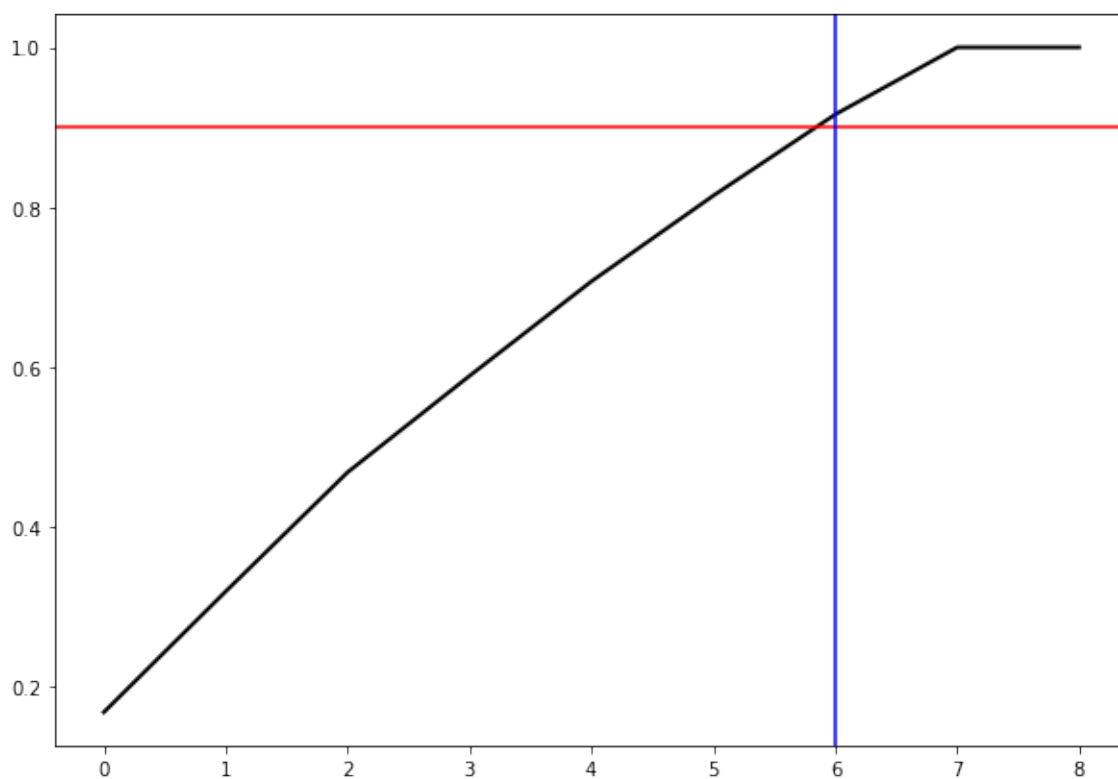


Рис. 30: Визуализация зависимости качества описываемой дисперсии от количество описывающих признаков

```

98
99 bmi_sq.summary()
100
101
102 # y_train=data.pop('charges')
103 X_train = data.copy()
104 for i in range(0 , len(X_train['age'])):
105     X_train['age'][i] = X_train['age'][i] * X_train['age'][i]
106
107
108 import statsmodels.api as sm
109 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
110
111 age_sq= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
112
113 age_sq.summary()
114
115 # y_train=data.pop('charges')

```

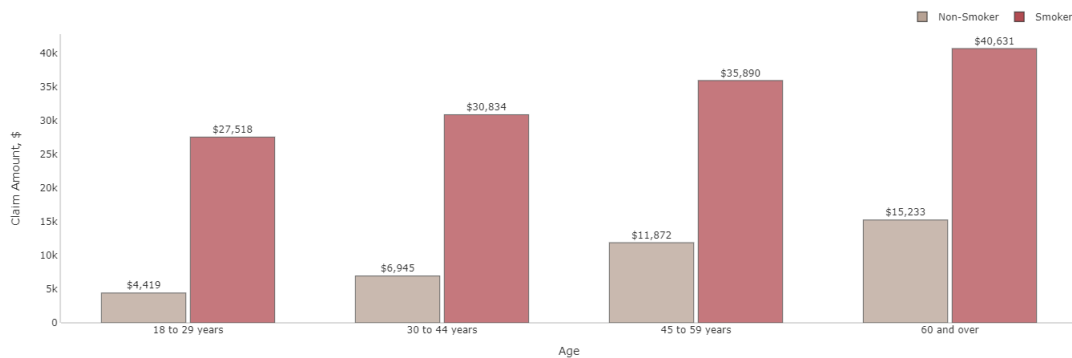


Рис. 31: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки среди курящих и некурящих разных возрастов.

```

116 X_train = data.copy()
117 for i in range(0 , len(X_train['age'])):
118     X_train['age'][i] = X_train['age'][i] * X_train['age'][i]
119     X_train['bmi'][i] = X_train['bmi'][i] * X_train['bmi'][i]
120
121
122 import statsmodels.api as sm
123 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
124
125 bmi_age_sq= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
126
127 bmi_age_sq.summary()
128
129
130
131 # y_train=data.pop('charges')
132 X_train = data.copy()
133 for i in range(0 , len(X_train['age'])):
134     X_train['age'][i] = X_train['age'][i] * X_train['age'][i]
135     X_train['bmi'][i] = X_train['bmi'][i] * X_train['bmi'][i]
136
137
138 import statsmodels.api as sm
139 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
140
141 lm_5= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
142 lm_5.summary()
143
144
145
146 # y_train=data.pop('charges')

```

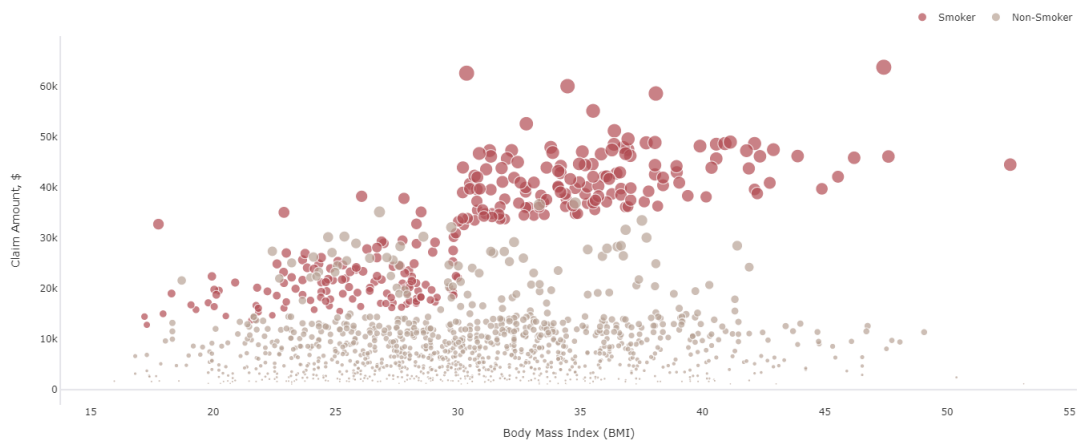


Рис. 32: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки среди курящих и некурящих разных возрастов.

```

147
148 X_train = data.copy()
149 for i in range(0 , len(X_train['age'])):
150     X_train['age'][i] = math.log(X_train['age'][i],10)
151
152
153
154 import statsmodels.api as sm
155 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
156
157 age_lg= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
158 age_lg.summary()
159
160
161 # y_train=data.pop('charges')
162 import math
163 X_train = data.copy()
164 for i in range(0 , len(X_train['bmi'])):
165     X_train['bmi'][i] = math.log(X_train['bmi'][i],10)
166
167
168
169 import statsmodels.api as sm
170 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
171
172 bmi_lg= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
173 bmi_lg.summary()
174

```

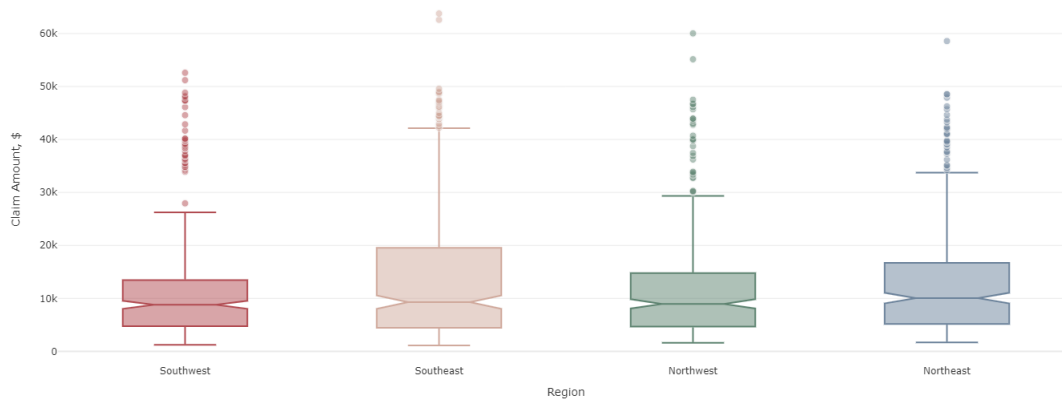


Рис. 33: Визуализация стоимости медицинской страховки к каждому региону

```

175
176
177
178 # y_train=data.pop('charges')
179
180 X_train = data.copy()
181 for i in range(0 , len(X_train['bmi'])):
182     X_train['bmi'][i] = math.log(X_train['bmi'][i],10)
183     X_train['age'][i] = math.log(X_train['age'][i],10)
184
185
186 import statsmodels.api as sm
187 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
188
189 bmi_age_lg= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
190 bmi_age_lg.summary()
191
192
193
194
195 X_train = data.copy()
196 for i in range(0 , len(X_train['bmi'])):
197     X_train['bmi'][i] = math.log(X_train['bmi'][i],10)
198     X_train['age'][i] = X_train['age'][i] * X_train['age'][i]
199
200
201 import statsmodels.api as sm
202 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)

```

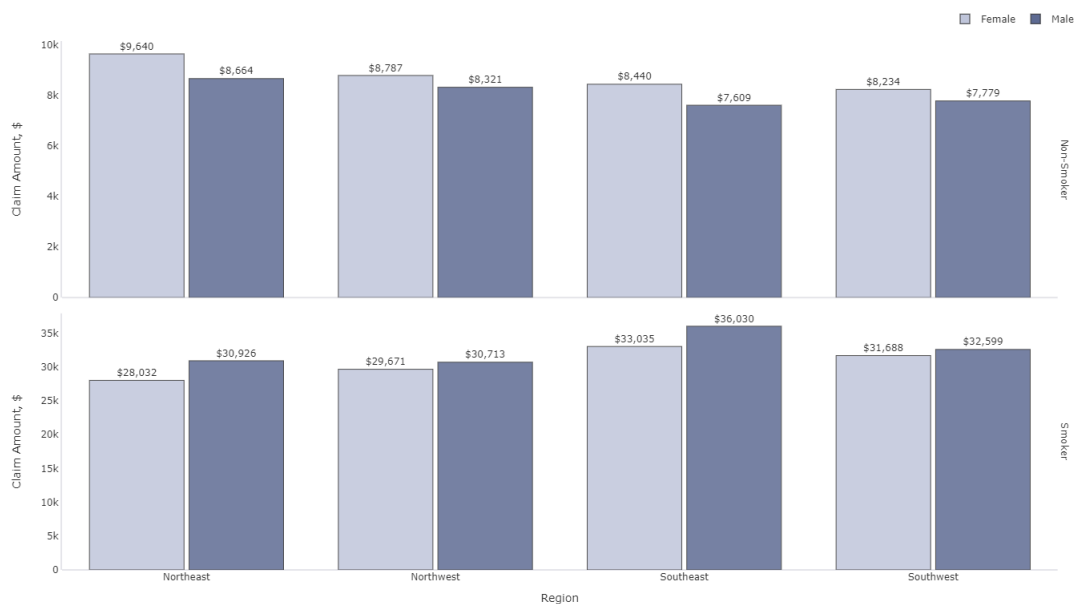


Рис. 34: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки.

```

203
204 lm_16= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
205 lm_16.summary()
206
207
208
209
210 # y_train=data.pop('charges')
211
212
213 X_train = data.loc[:, data.columns.isin(['bmi', 'smoker_yes',])]
214
215 import statsmodels.api as sm
216 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
217
218 lm_9= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
219 lm_9.summary()
220
221
222
223 # y_train=data.pop('charges')
224
225 X_train = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'smoker_yes',])]

```

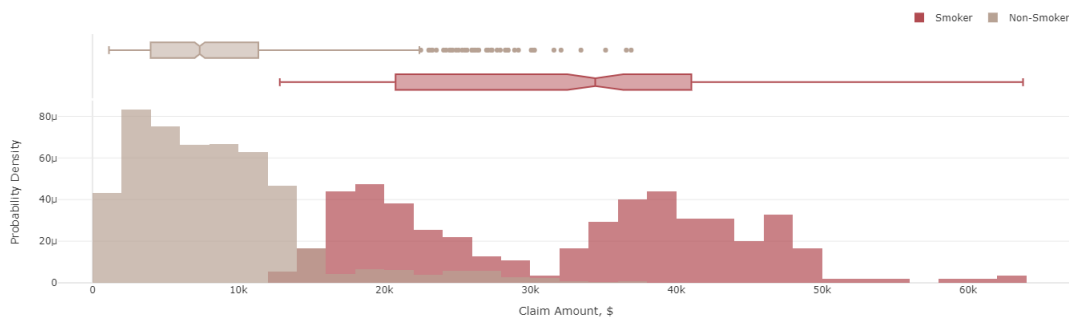


Рис. 35: Визуализация распределения стоимости медицинской страховки среди курящих и некурящих.

```

226
227
228 import statsmodels.api as sm
229 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
230
231 age_smoke= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
232 age_smoke.summary()
233
234
235
236
237 # y_train=data.pop('charges')
238 X_train = data.copy()
239 for i in range(0, len(X_train['smoker_yes'])):
240     X_train['smoker_yes'][i] = X_train['smoker_yes'][i] * X_train['
241         smoker_yes'][i]
242
243 import statsmodels.api as sm
244 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
245
246 lm_11= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
247 lm_11.summary()
248
249
250 # y_train=data.pop('charges')
251 X_train = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'bmi',,])]
252
253
254 import statsmodels.api as sm
255 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
256

```

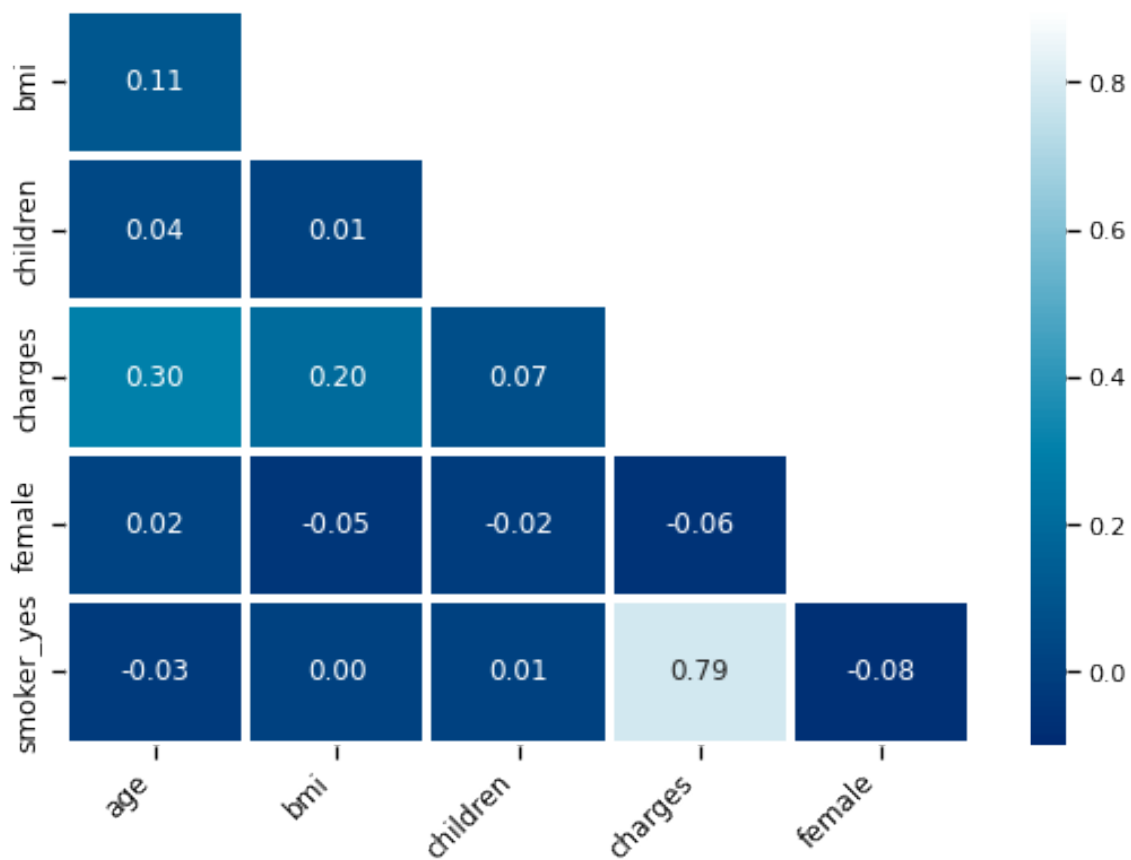



Рис. 36: Корреляционная матрица.

```

257 lm_12= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
258 lm_12.summary()
259
260
261 # y_train=data.pop('charges')
262 y_train=data.pop('smoker_yes')
263 # X_train = [data['female'].copy(), data['bmi'].copy()]
264 X_train = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'female', 'bmi', '
    children', 'charges', 'northeast', 'northwest', 'southeast', '
    southwest'])]
265
266 import statsmodels.api as sm
267 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
268
269 lm_13= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
270 lm_13.summary()
271

```

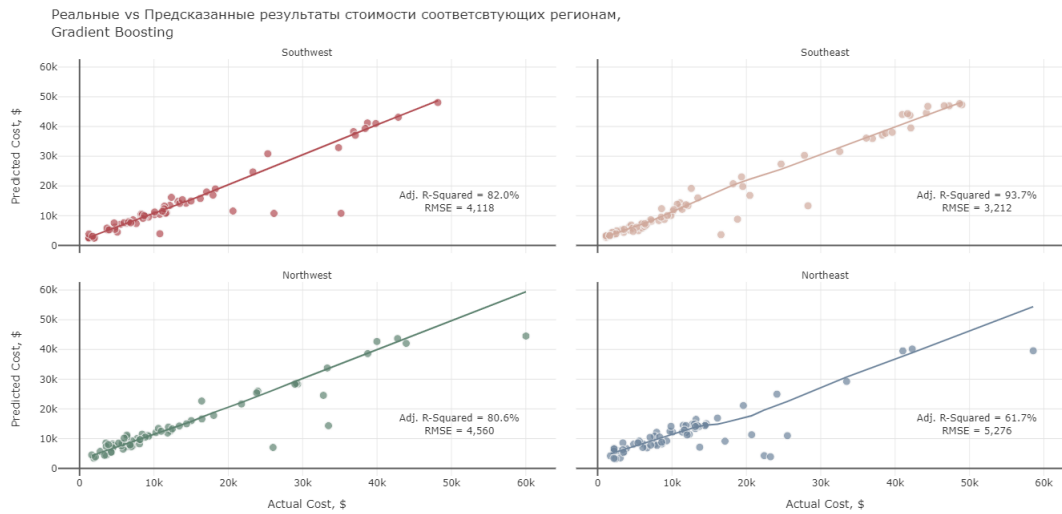


Рис. 37: Результат работы модели.

```

272
273 # y_train=data.pop('charges')
274 y_train=data.pop('bmi')
275 # X_train = [data['female'].copy(), data['bmi'].copy()]
276 X_train = data.loc[:, data.columns.isin(['age', 'female', '
        smoker_yes', 'children', 'charges', 'northeast', 'northwest',
        southeast', 'southwest'])]
277
278 import statsmodels.api as sm
279 X_train_sm = sm.add_constant(X_train)
280
281 lm_20= sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
282 lm_20.summary()
283
284
285 actuals=[]
286 preds=[]
287 rmse=[]
288 r2_scores=[]
289 adj_r2_scores=[]
290 feat_importance=pd.DataFrame()
291 regions = ins.region.unique()
292 s = StandardScaler()
293 col = ["#B14B51", '#D0A99C', '#5D8370', '#6C839B']
294
295 for i in regions:
296

```

```

297     # Разделение датасета по региону
298     ins_df = ins[ins.region==i]
299     X=ins_df.drop(['charges', 'region'], axis=1)
300     y=ins_df.charges
301
302
303
304     pf = PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False)
305     X_pf = pd.DataFrame(data=pf.fit_transform(X), columns=pf.
306         get_feature_names(X.columns))
307
308     # Распределение на выборки
309     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_pf, y,
310         test_size=0.2, random_state=1)
311     X_train = pd.DataFrame(X_train, columns = X_pf.columns)
312     X_test = pd.DataFrame(X_test, columns = X_pf.columns)
313     actuals.append(pd.Series(y_test, name='actuals').reset_index())
314     print("\nRegion: {} \n".format(i))
315     print("Train Shape:{} {} Test Shape:{} {}".format(X_train.shape,
316         y_train.shape, X_test.shape, y_test.shape))
317
318
319
320     X_train = pd.DataFrame(data=s.fit_transform(X_train), columns=
321         X_pf.columns)
322     X_test = pd.DataFrame(data=s.transform(X_test), columns=X_pf.
323         columns)
324
325
326
327     grid = {'learning_rate': [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 0.25, 0.5],
328         'n_estimators': [int(x) for x in np.linspace(start =
329         200, stop = 1000, num = 5)],
330         'subsample': [0.5, 0.8, 1],
331         'min_samples_split': [2, 5, 10],
332         'min_samples_leaf': [1, 2, 4],
333         'max_depth': [int(x) for x in np.linspace(2, 10, num =
334         5)],
335         'max_features': [None, 'sqrt']}
336     xgb=GradientBoostingRegressor(random_state=21)
337     xgb_cv=RandomizedSearchCV(estimator=xgb, param_distributions=
338         grid, scoring='neg_mean_squared_error',
339         n_iter=100, cv=3, random_state=21,
340         n_jobs=-1)
341     xgb_cv.fit(X_train, y_train)
342     y_pred=xgb_cv.predict(X_test)
343     preds.append(pd.Series(y_pred, name='preds').reset_index(drop=
344         True))
345     rmse=np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)).round(2)
346     r2=r2_score(y_test, y_pred)
347     adj_r2 = 1 - (1-r2)*(len(y_test)-1)/(len(y_test)-X_test.shape

```

```

[1]-1)
336     rmses.append(rmse)
337     r2_scores.append(r2)
338     adj_r2_scores.append(adj_r2)
339
340
341     feat_importance["Importance_"+str(i)]=xgb_cv.best_estimator_.
feature_importances_
342
343     print("Test Error (RMSE) = {:,}".format(rmse))
344     print("R-Squared = {:.2f}%, Adjusted R-Squared = {:.2f}%".format
(r2*100, adj_r2*100))
345     if i != 'Northeast':
346         print("-----")
347
348 # Plot results
349 for i in range(0,4):
350     actuals[i].loc[:, 'index']=regions[i]
351 actual = pd.concat([actuals[i] for i in range(4)], axis = 0)
352 pred = pd.concat([preds[i] for i in range(4)], axis = 0)
353 df = pd.concat([actual, pred], axis=1).reset_index(drop=True)
354
355 fig = px.scatter(df, x="actuals", y="preds", color="index",
trendline="lowess", height=700,
356                 title="Реальные vs Предсказанные результаты стоимос
ти соответствующих регионам,<br>Gradient Boosting",
357                 color_discrete_sequence=col, opacity=0.7, facet_col
='index', facet_col_wrap=2)
358
359 fig.for_each_annotation(lambda a: a.update(text=a.text.split("=")
[-1]))
360 fig.add_annotation(text="Adj. R-Squared = {:.1f}%<br>RMSE = {:,.0f}"
.format(adj_r2_scores[0]*100,rmses[0]),
361                 x=51e3,y=15e3, row=2,col=1, showarrow=False)
362 fig.add_annotation(text="Adj. R-Squared = {:.1f}%<br>RMSE = {:,.0f}"
.format(adj_r2_scores[1]*100,rmses[1]),
363                 x=51e3,y=15e3, row=2,col=2, showarrow=False)
364 fig.add_annotation(text="Adj. R-Squared = {:.1f}%<br>RMSE = {:,.0f}"
.format(adj_r2_scores[2]*100,rmses[2]),
365                 x=51e3,y=15e3, row=1,col=1, showarrow=False)
366 fig.add_annotation(text="Adj. R-Squared = {:.1f}%<br>RMSE = {:,.0f}"
.format(adj_r2_scores[3]*100,rmses[3]),
367                 x=51e3,y=15e3, row=1,col=2, showarrow=False)
368
369 fig.update_traces(hovertemplate="Actual Cost: %{x:$,.2f}<br>
Predicted Cost: %{y:$,.2f}",
370                 marker=dict(size=10,line=dict(width=1,color="#
F7F7F7")),
371                 selector=dict(mode="markers"), showlegend=False)

```

```

372 fig.update_xaxes(title="Actual Cost, $", row=1)
373 fig.update_xaxes(showgrid=True, gridwidth=1, gridcolor='#EAEAEA',
374                 zeroline=True, zerolinewidth=2, zerolinecolor='#5
    E5E5E')
375 fig.update_yaxes(title="Predicted Cost, $", col=1)
376 fig.update_yaxes(showgrid=True, gridwidth=1, gridcolor='#E3E3E3',
377                 zeroline=True, zerolinewidth=2, zerolinecolor='#5
    E5E5E')
378 fig.update_layout(font_color="#303030", paper_bgcolor="white",
    plot_bgcolor="white")
379 fig.show()
380
381
382
383 col=sns.color_palette("magma", 20).as_hex()[::-1]
384 feat_importance.set_index(X_train.columns, inplace=True)
385 ft=pd.DataFrame({"Средняя значимость":feat_importance.mean(axis=1)})
386 plot_df=ft.nlargest(20, columns="Средняя значимость").sort_values(by
    ="Средняя значимость",ascending=False)
387 fig = px.bar(plot_df, x="Средняя значимость", y=plot_df.index, text=
    "Средняя значимость", height=700,
388             color=plot_df.index,width=700,opacity=.8,
    color_discrete_sequence=col)
389 fig.update_traces(texttemplate='%{text:.2f}', textposition='outside'
    ,
390                 marker_line=dict(width=1, color='#3F3B3A'),
    showlegend=False,
391                 hovertemplate='Значимость = <b>{x:.2}</b>')
392 fig.update_layout(title_text='Значимость факторов при оценке стоимос
    ти медицинской страховки',
393                 coloraxis_showscale=False, yaxis_title="",
    font_color="#303030", yaxis_linecolor="#D8D8D8",
394                 xaxis=dict(title="Средняя значимость", showgrid=
    True, showline=True,
395                             linecolor="#9A9A9A", gridcolor="#F5F5F5
    "))
396
397
398
399
400
401
402
403

```

Листинг 11: Полный код решения Практической работы №6

Таблица 43: Характеристики модели: *data5_fin*

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) | |
|----------------------------------|----------|------------|---------|----------|-----|
| (Intercept) | -0.61121 | 0.15321 | -3.989 | 7.20e-05 | *** |
| log(age) | -0.18727 | 0.04557 | -4.110 | 4.35e-05 | *** |
| h_educ | 0.71432 | 0.09195 | 7.769 | 2.31e-14 | *** |
| log(dur) | 0.16612 | 0.03971 | 4.183 | 3.18e-05 | *** |
| I(<i>satisfy</i> ²) | 0.25840 | 0.10182 | 2.538 | 0.011333 | * |
| of | 0.40250 | 0.11037 | 3.647 | 0.000282 | *** |
| gov | 0.23492 | 0.13147 | 1.787 | 0.074321 | . |

Residual standard error: 1.068 on 839 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1319 Adjusted R-squared: 0.1257

F-statistic 21.25 on 6 and 839 DF p-value: < 2.2e-16

Таблица 44: Описание переменных текущего набора данных

| Название переменной | Описание |
|---------------------|--|
| CLIENTNUM | Уникальный идентификатор клиента |
| Attrition_Flag | Активность клиента |
| Customer_Age | Возраст клиента в годах |
| Gender | M=Мужчина, F=Женщина |
| Education_Level | Уровень образования клиента |
| Marital_Status | Состоит ли респондент в браке |
| Income_Category | Категория годового дохода владельца счета |
| Credit_Limit | Кредитный лимит по Кредитной карте |
| Total_Trans_Amt | Общая сумма транзакции (за последние 12 месяцев) |
| Avg_Open_To_Buy | Открыта кредитная линия на покупку |

Таблица 45: Представление начальных данных

| | age | sex | bmi | children | smoker | region | charges |
|---|-----|--------|--------|----------|--------|-----------|-------------|
| 0 | 19 | female | 27.900 | 0 | yes | southwest | 16884.92400 |
| 1 | 18 | male | 33.770 | 1 | no | southeast | 1725.55230 |
| 2 | 28 | male | 33.000 | 3 | no | southeast | 4449.46200 |
| 3 | 33 | male | 22.705 | 0 | no | northwest | 21984.47061 |
| 4 | 32 | male | 28.880 | 0 | no | northwest | 3866.85520 |
| 5 | 31 | female | 25.740 | 0 | no | southeast | 3756.62160 |
| 6 | 46 | female | 33.440 | 1 | no | southeast | 8240.58960 |

| Таблица 46: Представление начальных данных | | | | | | | |
|--|----------|----------|----------|---------|-------------|-----------|-------------|
| # | Column | Non-Null | Count | Dtype | smoker | region | charges |
| 0 | age | 1338 | non-null | int64 | yes | southwest | 16884.92400 |
| 1 | sex | 1338 | non-null | object | no | southeast | 1725.55230 |
| 2 | bmi | 1338 | non-null | float64 | no | southeast | 4449.46200 |
| 3 | children | 1338 | non-null | int64 | no | northwest | 21984.47061 |
| 4 | smoker | 1338 | non-null | object | no | northwest | 3866.85520 |
| 5 | region | 1338 | non-null | object | no | southeast | 3756.62160 |
| 6 | charges | 1338 | non-null | float64 | no | southeast | 8240.58960 |
| dtypes: | | | | | float64(2), | int64(2), | object(3) |

| Таблица 47: | |
|----------------------------|-----|
| southeast | 364 |
| southwest | 325 |
| northwest | 325 |
| northeast | 324 |
| Name: region, dtype: int64 | |

| Таблица 48: Представление данных | | | | |
|---|-----------|----------|----------|---------|
| | Column | Non-Null | Count | Dtype |
| 0 | age | 1338 | non-null | int64 |
| 1 | sex | 1338 | non-null | object |
| 2 | bmi | 1338 | non-null | float64 |
| 3 | children | 1338 | non-null | int64 |
| 4 | smoker | 1338 | non-null | object |
| 5 | charges | 1338 | non-null | float64 |
| 6 | northeast | 1338 | non-null | uint8 |
| 7 | northwest | 1338 | non-null | uint8 |
| 8 | southeast | 1338 | non-null | uint8 |
| 9 | southwest | 1338 | non-null | uint8 |
| dtypes: float64 int64(2), object(2), uint8(4) | | | | |

Таблица 49: Проверка данных на наличие аномальных значений

| | age | bmi | children | charges |
|-------|-------------|-------------|-------------|--------------|
| count | 1338.000000 | 1338.000000 | 1338.000000 | 1338.000000 |
| mean | 39.207025 | 30.663397 | 1.094918 | 13270.422265 |
| std | 14.049960 | 6.098187 | 1.205493 | 12110.011237 |
| min | 18.000000 | 15.960000 | 0.000000 | 1121.873900 |
| 25% | 27.000000 | 26.296250 | 0.000000 | 4740.287150 |
| 50% | 39.000000 | 30.400000 | 1.000000 | 9382.033000 |
| 75% | 51.000000 | 34.693750 | 2.000000 | 16639.912515 |
| max | 64.000000 | 53.130000 | 5.000000 | 63770.428010 |

Таблица 50: Результат работы функции data.corr()

| | age | bmi | children | charges | northeast | northwest | southeast | southwest |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| age | 1.000000 | 0.109272 | 0.042469 | 0.299008 | 0.002475 | -0.000407 | -0.011642 | 0.010016 |
| bmi | 0.109272 | 1.000000 | 0.012759 | 0.198341 | -0.138156 | -0.135996 | 0.270025 | -0.006205 |
| children | 0.042469 | 0.012759 | 1.000000 | 0.067998 | -0.022808 | 0.024806 | -0.023066 | 0.021914 |
| charges | 0.299008 | 0.198341 | 0.067998 | 1.000000 | 0.006349 | -0.039905 | 0.073982 | -0.043210 |
| northeast | 0.002475 | -0.138156 | -0.022808 | 0.006349 | 1.000000 | -0.320177 | -0.345561 | -0.320177 |
| northwest | -0.000407 | -0.135996 | 0.024806 | -0.039905 | -0.320177 | 1.000000 | -0.346265 | -0.320829 |
| southeast | -0.011642 | 0.270025 | -0.023066 | 0.073982 | -0.345561 | -0.346265 | 1.000000 | -0.346265 |
| southwest | 0.010016 | -0.006205 | 0.021914 | -0.043210 | -0.320177 | -0.320829 | -0.346265 | 1.000000 |

Значимость факторов при оценке стоимости медицинской страховки

