Отчёт по лабораторной работе №7 Компьютерный практикум по статистическому анализу данных

Введение в работу с данными

Выполнил: Махорин Иван Сергеевич, НПИбд-02-21, 1032211221

Содержание

1	Цель работы	5
2	Выполнение лабораторной работы	6
	2.1 Julia для науки о данных	6
	2.2 Считывание данных	6
	2.3 Запись данных в файл	9
	2.4 Словари	
	2.5 DataFrames	13
	2.6 RDatasets	14
	2.7 Работа с переменными отсутствующего типа (Missing Values)	15
	2.8 FileIO	17
	2.9 Обработка данных: стандартные алгоритмы машинного обучения	
	в Julia. Кластеризация данных. Метод k-средних	18
	2.10 Кластеризация данных. Метод k ближайших соседей	23
	2.11 Обработка данных. Метод главных компонент	25
	2.12 Обработка данных. Линейная регрессия	
	2.13 Самостоятельное выполнение	29
3	Вывод	34
4	Список литературы. Библиография	35

Список иллюстраций

2.1	Установка пакетов	7
2.2	Считывание данных и запись в структуру	7
2.3	Пример	8
2.4	Поиск "julia" со строчной буквы	8
2.5	Изменение исходной функции	8
2.6	Построчное считывание данных	Ç
2.7	Запись данных в файл	10
2.8	Пример с указанием типа данных и разделителем данных	10
2.9	Проверка корректности считывания созданного текстового файла	11
2.10	Инициализация словаря	12
2.11	Инициализация пустого словаря	12
	Заполнение словаря данными	12
	Пример работы словаря	13
	Пример создания структуры DataFrame	13
	Работа с пакетом RDatasets	14
2.16	Получение основных статических сведений о каждом столбце в	
	наборе данных	14
2.17	Использование "отсутствующего" типа	15
	Операция сложения числа и переменной с отсутствующим типом	15
	Пример работы с данными, среди которых есть данные с отсутству-	
	ЮЩИМ ТИПОМ	16
2.20	Игнорирование отсутствующего типа	16
	Формирование таблиц данных и их объединение в один фрейм .	17
	Подключение пакетов	17
	Загрузка изображения	18
2.24	Определение типа и размера данных	18
2.25	Подключение нужных пакетов	19
	Загрузка данных	19
2.27	Построение графика цен на недвижимость в зависимости от площади	20
2.28	Построение графика без "артефактов"	21
2.29	Построение графика с кластерами разных цветов	22
2.30	Построение графика с кластерами разных цветов по почтовому	
	индексу	23
2.31	Отображение на графике соседей выбранного объекта недвижимости	24
2.32	Определение районов соседних домов	25
2.33	Попытка уменьшения размера данных о цене и площади из набора	
	данных домов	26

2.35 Применение фу	/НКЦИИ	ΙДЈ	RГ	П	OC	тр	00	ен	И	I F	p	aф	М	ка	l					
2.36 Сравнение																				
2.37 Решение задан	ия №1																			
2.38 Решение задан	ия №2																			
2.39 Решение задан	ия №2																			
2.40 Решение задан	ия №3																			
2.41 Решение задан	ия №3																			
2.42 Решение задан																				

1 Цель работы

Основной целью работы является изучение специализированных пакетов Julia для обработки данных.

2 Выполнение лабораторной работы

2.1 Julia для науки о данных

В Julia для обработки данных используются наработки из других языков программирования, в частности, из R и Python.

2.2 Считывание данных

Перед тем, как начать проводить какие-либо операции над данными, необходимо их откуда-то считать и возможно сохранить в определённой структуре.

Довольно часто данные для обработки содержаться в csv-файле, имеющим текстовый формат, в котором данные в строке разделены, например, запятыми, и соответствуют ячейкам таблицы, а строки данных соответствуют строкам таблицы. Также данные могут быть представлены в виде фреймов или множеств.

В Julia для работы с такого рода структурами данных используют пакеты CSV, DataFrames, RDatasets, FileIO (рис. 2.1):

1. Julia для науки о данных

1.1. Считывание данных

Рис. 2.1: Установка пакетов

Предположим, что у нас в рабочем каталоге с проектом есть файл с данными programminglanguages.csv, содержащий перечень языков программирования и год их создания. Тогда для заполнения массива данными для последующей обработки требуется считать данные из исходного файла и записать их в соответствующую структуру (рис. 2.2):

```
[5]: # Считывание данных и их запись в структуру:

P = CSV.File("programminglanguages.csv") |> DataFrame

# Функция определения по названию языка программирования года его создания:

function language_created_year(P,language::String)

loc = findfirst(P[:,2].==language)

return P[loc,1]

end

# Пример вызова функции и определение даты создания языка Python:
language_created_year(P,"Python")
```

Рис. 2.2: Считывание данных и запись в структуру

Пример для Julia (рис. 2.3):

```
[62]: # Пример вызова функции и определение даты создания языка Julia: language_created_year(P,"Julia")

[62]: 2012
```

Рис. 2.3: Пример

В следующем примере при вызове функции, в качестве аргумента которой указано слово julia, написанное со строчной буквы (рис. 2.4):

```
[63]: language_created_year(P,"julia")
```

Рис. 2.4: Поиск "julia" со строчной буквы

Для того, чтобы убрать в функции зависимость данных от регистра, необходимо изменить исходную функцию следующим образом (рис. 2.5):

```
[8]: # Функция определения по названию языка программирования
# года его создания (без учёта регистра):
function language_created_year_v2(P,language::String)
    loc = findfirst(lowercase.(P[:,2]).==lowercase.(language))
    return P[loc,1]
end
# Пример вызова функции и определение даты создания языка julia:
language_created_year_v2(P,"julia")

[8]: 2012
```

Рис. 2.5: Изменение исходной функции

Можно считывать данные построчно, с элементами, разделенными заданным разделителем (рис. 2.6):

```
[9]:
     # Построчное считывание данных с указанием разделителя:
     Tx = readdlm("programminglanguages.csv", ',')
[9]: 74×2 Matrix{Any}:
          "year" "language"
                 "Regional Assembly Language"
      1951
      1952
                 "Autocode"
                  "IPL"
      1954
      1955
                  "FLOW-MATIC"
      1957
                  "FORTRAN"
      1957
                  "COMTRAN"
                  "LISP"
      1958
      1958
                  "ALGOL 58"
      1959
                  "FACT"
                  "COBOL"
      1959
                  "RPG"
      1959
      1962
                  "APL"
      2003
                  "Scala"
      2005
                  "F#"
      2006
                  "PowerShell"
      2007
                  "Clojure"
      2009
                  "Go"
                  "Rust"
      2010
                  "Dart"
      2011
      2011
                  "Kotlin"
      2011
                  "Red"
      2011
                  "Elixir"
      2012
                  "Julia"
      2014
                  "Swift"
```

Рис. 2.6: Построчное считывание данных

2.3 Запись данных в файл

Предположим, что требуется записать имеющиеся данные в файл. Для записи данных в формате CSV можно воспользоваться следующим вызовом (рис. 2.7):

1.2. Запись данных в файл

```
[10]: # Запись данных в CSV-файл:
CSV.write("programming_languages_data2.csv", P)

[10]: "programming_languages_data2.csv"
```

Рис. 2.7: Запись данных в файл

Можно задать тип файла и разделитель данных (рис. 2.8):

```
[11]: # Пример записи данных в текстовый файл с разделителем ',':
writedlm("programming_languages_data.txt", Tx, ',')

[12]: # Пример записи данных в текстовый файл с разделителем '-':
writedlm("programming_languages_data2.txt", Tx, '-')
```

Рис. 2.8: Пример с указанием типа данных и разделителем данных

Можно проверить, используя readdlm, корректность считывания созданного текстового файла (рис. 2.9):

```
[13]: # Построчное считывание данных с указанием разделителя:
      P new delim = readdlm("programming languages data2.txt", '-')
[13]: 74x2 Matrix{Any}:
           "year" "language"
       1951
                  "Regional Assembly Language"
       1952
                  "Autocode"
       1954
                  "IPL"
                  "FLOW-MATIC"
       1955
                  "FORTRAN"
       1957
                  "COMTRAN"
       1957
       1958
                  "LISP"
                  "ALGOL 58"
       1958
       1959
                  "FACT"
       1959
                  "COBOL"
       1959
                  "RPG"
                  "APL"
       1962
                  "Scala"
       2003
       2005
                  "F#"
       2006
                  "PowerShell"
       2007
                  "Clojure"
                  "Go"
       2009
       2010
                  "Rust"
       2011
                  "Dart"
       2011
                  "Kotlin"
                  "Red"
       2011
       2011
                  "Elixir"
                  "Julia"
       2012
       2014
                  "Swift"
```

Рис. 2.9: Проверка корректности считывания созданного текстового файла

2.4 Словари

При работе с данными бывает удобно записать их в формате словаря.

Предположим, что словарь должен содержать перечень всех языков программирования и года их создания, при этом при указании года выводить все языки программирования, созданные в этом году.

При инициализации словаря можно задать конкретные типы данных для клю-

чей и значений (рис. 2.10):

```
[14]: # Инициализация словаря:
    dict = Dict{Integer, Vector{String}}()

[14]: Dict{Integer, Vector{String}}()
```

Рис. 2.10: Инициализация словаря

Можно инициировать пустой словарь, не задавая строго структуру (рис. 2.11):

```
[15]: # Инициализация словаря:
    dict2 = Dict()

[15]: Dict{Any, Any}()
```

Рис. 2.11: Инициализация пустого словаря

Далее требуется заполнить словарь ключами и годами, которые содержат все языки программирования, созданные в каждом году, в качестве значений (рис. 2.12):

```
[16]: # Заполнение словаря данными:
for i = 1:size(P,1)
    year,lang = P[i,:]
    if year in keys(dict)
        dict[year] = push!(dict[year],lang)
    else
        dict[year] = [lang]
    end
end
```

Рис. 2.12: Заполнение словаря данными

В результате при вызове словаря можно, выбрав любой год, узнать, какие языки программирования были созданы в этом году (рис. 2.13):

```
[17]: # Пример определения в словаре языков программирования, созданных в 2003 году:
dict[2003]

[17]: 2-element Vector{String}:
    "Groovy"
    "Scala"
```

Рис. 2.13: Пример работы словаря

2.5 DataFrames

Работа с данными, записанными в структуре DataFrame, позволяет использовать индексацию и получить доступ к столбцам по заданному имени заголовка или по индексу столбца.

На примере с данными о языках программирования и годах их создания зададим структуру DataFrame (рис. 2.14):

1.4. DataFrames



Рис. 2.14: Пример создания структуры DataFrame

2.6 RDatasets

С данными можно работать также как с наборами данных через пакет RDatasets языка R (рис. 2.15):

1.5. RDatasets

```
[21]: # Подгружаем пакет RDatasets:
using RDatasets

[22]: # Задаём структуру данных в виде набора данных:
iris = dataset("datasets", "iris")
# Определения типа переменной:
typeof(iris)

[22]: DataFrame
```

Рис. 2.15: Работа с пакетом RDatasets

Пакет RDatasets также предоставляет возможность с помощью description получить основные статистические сведения о каждом столбце в наборе данных (рис. 2.16):

]: desc	ribe(iris)												
: 5×7 DataFrame													
Row	variable mean		min	median	max	nmissing	eltype						
	Symbol	Union	Any	Union	Any	Int64	DataType						
1	SepalLength	5.84333	4.3	5.8	7.9	C	Float64						
2	SepalWidth	3.05733	2.0	3.0	4.4	C	Float64						
3	PetalLength	3.758	1.0	4.35	6.9	C	Float64						
4	PetalWidth	1.19933	0.1	1.3	2.5	C	Float64						
5	Species		setosa		virginica	C	CategoricalValue{String, UInt8}						
4													

Рис. 2.16: Получение основных статических сведений о каждом столбце в наборе данных

2.7 Работа с переменными отсутствующего типа (Missing Values)

Пакет DataFrames позволяет использовать так называемый «отсутствующий» тип (рис. 2.17):

1.6. Работа с переменными отсутствующего типа (Missing Values)

```
[24]: # OmcymcmByющий mun:
a = missing
typeof(a)

[24]: Missing
```

Рис. 2.17: Использование "отсутствующего" типа

В операции сложения числа и переменной с отсутствующим типом значение также будет иметь отсутствующий тип (рис. 2.18):

```
[25]: # Пример операции с переменной отсутствующего типа:
a + 1

[25]: missing
```

Рис. 2.18: Операция сложения числа и переменной с отсутствующим типом

Приведём пример работы с данными, среди которых есть данные с отсутствующим типом.

Предположим есть перечень продуктов, для которых заданы калории. В массиве значений калорий есть значение с отсутствующим типом (рис. 2.19):

```
[26]: # Οπρεθεπεние περεчня προθγκποθ:
    foods = ["apple", "cucumber", "tomato", "banana"]
    # Οπρεθεπεниε καπορυй:
    calories = [missing, 47, 22, 105]
    # Оπρεθεπεние типа переменной:
    typeof(calories)

[26]: Vector{Union{Missing, Int64}} (alias for Array{Union{Missing, Int64}, 1})
```

Рис. 2.19: Пример работы с данными, среди которых есть данные с отсутствующим типом

При попытке получить среднее значение калорий, ничего не получится из-за наличия переменной с отсутствующим типом.

Для решения этой проблемы необходимо игнорировать отсутствующий тип (рис. 2.20):

```
[27]: # Подключаем пакет Statistics:
using Statistics
# Определение среднего значения:
mean(calories)
# Определение среднего значения без значений с отсутствующим типом:
mean(skipmissing(calories))

[27]: 58.0
```

Рис. 2.20: Игнорирование отсутствующего типа

Далее показано, как можно сформировать таблицы данных и объединить их в один фрейм (рис. 2.21):

```
[29]: # Задание сведений о ценах:
prices = [0.85,1.6,0.8,0.6]
# Формирование данных о калориях:
dataframe_calories = DataFrame(item=foods,calories=calories)
# Формирование данных о ценах:
dataframe_prices = DataFrame(item=foods,price=prices)
# Объединение данных о калориях и ценах:
DF = innerjoin(dataframe_calories,dataframe_prices,on=:item)
```

[29]: 4×3 DataFrame

Row	item	calories	price
	String	Int64?	Float64
1	apple	missing	0.85
2	cucumber	47	1.6
3	tomato	22	0.8
4	banana	105	0.6
4			

Рис. 2.21: Формирование таблиц данных и их объединение в один фрейм

2.8 FileIO

В Julia можно работать с так называемыми «сырыми» данными, используя пакет FileIO.

Попробуем посмотреть, как Julia работает с изображениями.

Подключим соответствующий пакет (рис. 2.22):

1.7. FileIO

```
[30]: # Подключаем пакет FileIO:
using FileIO

[31]: # Подключаем пакет ImageIO:
import Pkg
Pkg.add("ImageIO")
```

Рис. 2.22: Подключение пакетов

Загрузим изображение (в данном случае логотип Julia) (рис. 2.23):

```
[35]: X1 = load("julialogo.png")
  display(X1)
```

Рис. 2.23: Загрузка изображения

Julia хранит изображение в виде множества цветов (рис. 2.24):

```
[36]: # Определение типа и размера данных:
@show typeof(X1);
@show size(X1);
```

Рис. 2.24: Определение типа и размера данных

2.9 Обработка данных: стандартные алгоритмы машинного обучения в Julia. Кластеризация данных. Метод k-средних

Задача кластеризации данных заключается в формировании однородной группы упорядоченных по какому-то признаку данных.

Метод k-средних позволяет минимизировать суммарное квадратичное отклонение точек кластеров от центров этих кластеров.

Рассмотрим задачу кластеризации данных на примере данных о недвижимости. Файл с данными houses.csv содержит список транзакций с недвижимостью в районе Сакраменто, о которых было сообщено в течение определённого числа дней.

Сначала подключим необходимые для работы пакеты (рис. 2.25):

2. Обработка данных: стандартные алгоритмы машинного обученияв Julia

2.1. Кластеризация данных. Метод k-средних

```
# 3azpyska nakemo8:
import Pkg
Pkg.add("DataFrames")
Pkg.add("Statistics")
using DataFrames
using CSV
import Pkg
Pkg.add("Plots")
```

Рис. 2.25: Подключение нужных пакетов

Затем загрузим данные (рис. 2.26):

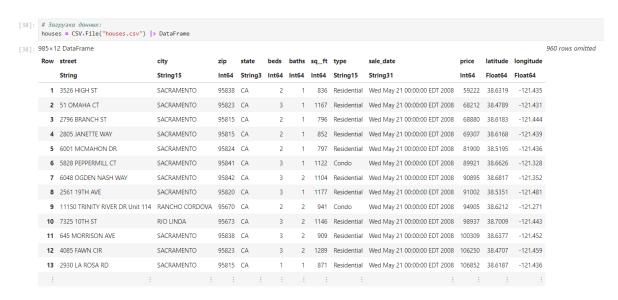


Рис. 2.26: Загрузка данных

Построим график цен на недвижимость в зависимости от площади (рис. 2.27):

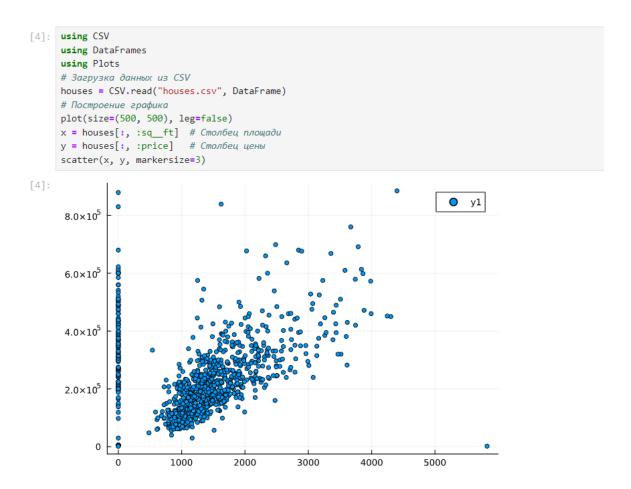


Рис. 2.27: Построение графика цен на недвижимость в зависимости от площади

Для того чтобы избавиться от "артефактов", можно отфильтровать и исключить такие значения, получить более корректный график цен (рис. 2.28):

```
[5]: # Фильтрация данных по заданному условию:
      filter_houses = houses[houses[!,:sq_ft].>0,:]
      # Построение графика:
      x = filter_houses[!,:sq_ft]
      y = filter_houses[!,:price]
      scatter(x,y)
                                                                                         y1
       8.0 \times 10^{5}
       6.0 \times 10^{5}
       4.0 \times 10^{5}
       2.0 \times 10^{5}
                        1000
                                      2000
                                                     3000
                                                                    4000
                                                                                  5000
```

Рис. 2.28: Построение графика без "артефактов"

Построим график, обозначив каждый кластер отдельным цветом (рис. 2.29):

Row	ataFrame type	mean price			
	String15	Float64			
1	Residential	2.39186e5			
2	Condo	1.50082e5			
3	Multi-Family	2.24535e5			
4	Unkown	275000.0			
		Houses col	or-coded by	y cluster	
-1	20.6			0 0	
				-	
			•		
	20.0				
-1	20.8		00	• •	0
			0 0	•	
a)			_		,
<u>ŏ</u> −1	21.0		- COO	•	_
Ĭ		9.0	° 4700°		
ongitude-		80	8		
음 _1	21.2	0	00		
_		o o 676		00000	
	€				
		886		800	
-1	21.4				
	•	2000	60 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0		
	•	38.4	38.6	38.8	39.0

Рис. 2.29: Построение графика с кластерами разных цветов

Построим график, раскрасив кластеры по почтовому индексу (рис. 2.30):

```
[15]: unique_zips = unique(filter_houses[!,:zip])
    zips_figure = plot(legend = false)
    for uzip in unique_zips
        subs = filter_houses[filter_houses[!,:zip].==uzip,:]
        x = subs[!,:latitude]
        y = subs[!,:longitude]
        scatter!(zips_figure,x,y)
    end
    xlabel!("Latitude")
    ylabel!("Longitude")
    title!("Houses color-coded by zip code")
    display(zips_figure)
```

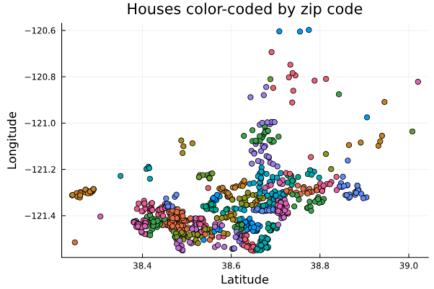


Рис. 2.30: Построение графика с кластерами разных цветов по почтовому индекcy

2.10 Кластеризация данных. Метод к ближайших соседей

Отобразим на графике соседей выбранного объекта недвижимости (рис. 2.31):

2.2. Кластеризация данных. Метод k ближайших соседей

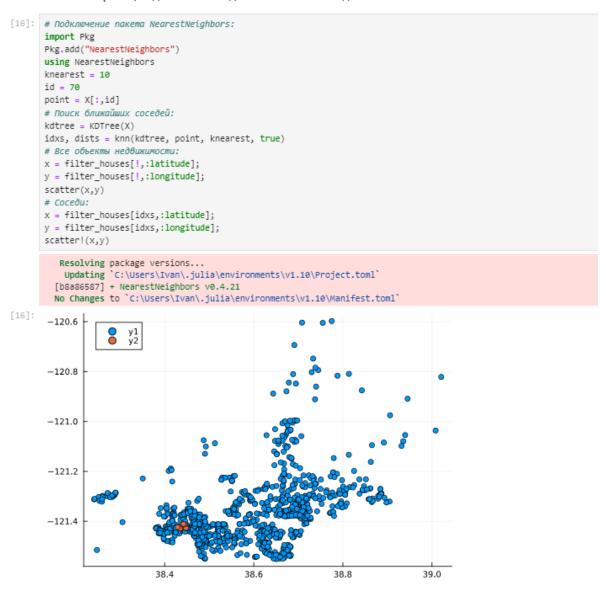


Рис. 2.31: Отображение на графике соседей выбранного объекта недвижимости

Используя индексы idxs и функцию :city для индексации в DataFrame filter_houses, можно определить районы соседних домов (рис. 2.32):

```
[17]: # ΦυπьπραμυЯ πο ραὔοΗΑΜ coceθΗυΧ domoθ:
cities = filter_houses[idxs,:city]

[17]: 10-element PooledArrays.PooledVector{String15, UInt32, Vector{UInt32}}:
    "SACRAMENTO"
    "ELK GROVE"
    "SACRAMENTO"
    "SACRAMENTO"
    "SACRAMENTO"
    "SACRAMENTO"
    "ELK GROVE"
    "ELK GROVE"
    "ELK GROVE"
    "ELK GROVE"
    "ELK GROVE"
```

Рис. 2.32: Определение районов соседних домов

2.11 Обработка данных. Метод главных компонент

Метод главных компонент (Principal Components Analysis, PCA) позволяет уменьшить размерность данных, потеряв наименьшее количество полезной информации. Метод имеет широкое применение в различных областях знаний, например, при визуализации данных, компрессии изображений, в эконометрике, некоторых гуманитарных предметных областях, например, в социологии или в политологии.

На примере с данными о недвижимости попробуем уменьшить размеры данных о цене и площади из набора данных домов (рис. 2.33):

2.3. Обработка данных. Метод главных компонент

```
[]: # Фрейм с указанием площади и цены недвижимости:
F = filter_houses[[:sq__ft,:price]]
# Конвертация данных в массив:
F = convert(Array{Float64,2},F)'
# Подключение пакета MultivariateStats:
import Pkg
Pkg.add("MultivariateStats")
using MultivariateStats
# Приведение типов данных к распределению для РСА:
M = fit(PCA, F)
# Выделение значений главных компонент в отдельную переменную:
Xr = reconstruct(M, y)
# Построение графика с выделением главных компонент:
scatter(F[1,:],F[2,:])
scatter!(Xr[1,:],Xr[2,:])
```

Рис. 2.33: Попытка уменьшения размера данных о цене и площади из набора данных домов

2.12 Обработка данных. Линейная регрессия

Регрессионный анализ представляет собой набор статистических методов исследования влияния одной или нескольких независимых переменных (регрессоров) на зависимую (критериальная) переменную. Терминология зависимых и независимых переменных отражает лишь математическую зависимость переменных, а не причинноследственные отношения.

Наиболее распространённый вид регрессионного анализа — линейная регрессия, когда находят линейную функцию, которая согласно определённым математическим критериям наиболее соответствует данным.

Зададим случайный набор данных (можно использовать и полученные экспериментальным путём какие-то данные). Попробуем найти для данных лучшее соответствие (рис. 2.34):

2.4. Обработка данных. Линейная регрессия

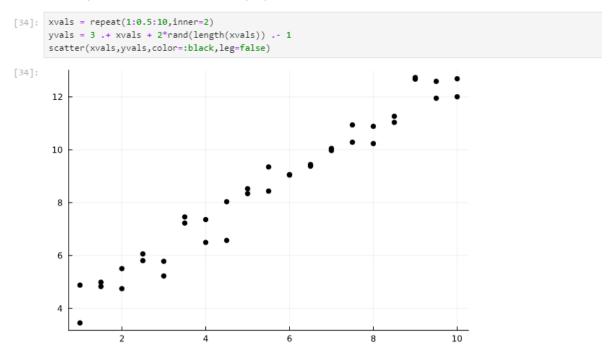


Рис. 2.34: Исходные данные

Определим функцию линейной регрессии. Применим функцию линейной регрессии для построения соответствующего графика значений (рис. 2.35):

```
[36]: function find_best_fit(xvals,yvals)
          meanx = mean(xvals)
          meany = mean(yvals)
          stdx = std(xvals)
          stdy = std(yvals)
          r = cor(xvals,yvals)
          a = r*stdy/stdx
          b = meany - a*meanx
          return a,b
      a,b = find_best_fit(xvals,yvals)
      ynew = a * xvals .+ b
      plot!(xvals,ynew)
[36]:
       12
       10
        8
        4
```

Рис. 2.35: Применение функции для построения графика

Сгенерируем больший набор данных. Определим, сколько времени потребуется, чтобы найти соответствие этим данным. Для сравнения реализуем подобный код на языке Python. Используем пакет для анализа производительности, чтобы провести сравнение (рис. 2.36):

```
[ ]: xvals = 1:100000;
     xvals = repeat(xvals,inner=3);
     yvals = 3 .+ xvals + 2*rand(length(xvals)) .- 1;
     @show size(xvals)
     @show size(yvals)
     @time a,b = find_best_fit(xvals,yvals)
     import Pkg
     Pkg.add("PyCall")
     Pkg.add("Conda")
     using PyCall
     using Conda
     ру"""
     import numpy
     def find_best_fit_python(xvals,yvals):
        meanx = numpy.mean(xvals)
         meany = numpy.mean(yvals)
        stdx = numpy.std(xvals)
        stdy = numpy.std(yvals)
        r = numpy.corrcoef(xvals,yvals)[0][1]
        a = r*stdy/stdx
        b = meany - a*meanx
        return a,b
     xpy = PyObject(xvals)
     ypy = PyObject(yvals)
     @time a,b = find_best_fit_python(xpy,ypy)
     import Pkg
     Pkg.add("BenchmarkTools")
     using BenchmarkTools
     @btime a,b = find_best_fit_python(xvals,yvals)
     @btime a,b = find_best_fit(xvals,yvals)
```

Рис. 2.36: Сравнение

2.13 Самостоятельное выполнение

Выполнение задания №1 (рис. 2.37):

Самостоятельное выполнение

1.1) Кластеризация

```
[39]:
# Загрузка данных
iris = dataset("datasets", "iris")
# Преобразуем DataFrame в матрицу
X = Matrix{Float64}(iris[:, 1:4]) # Используем только числовые признаки
# Применяем кластеризацию методом k-средних
k = 3 # Количество кластеров
result = kmeans(X, k)
# Визуализация кластеров
scatter(X[:, 1], X[:, 2], group = result.assignments, xlabel = "Sepal Length", ylabel = "Sepal Width", title = "K-means Clustering")
```

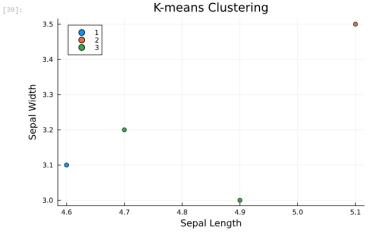


Рис. 2.37: Решение задания №1

Выполнение задания №2 (рис. 2.38 - рис. 2.39):

1.2) Регрессия (метод наименьших квадратов в случае линейной регрессии)

▼ Часть 1.

```
[ ]: # Генерация данных
     X = randn(1000, 3)
     a0 = rand(3)
     y = X * a0 + 0.1 * randn(1000)
     # Добавляем столбец единиц в Х для учета свободного члена
     X2 = hcat(ones(1000), X)
     # Применяем ридж-регрессию с небольшим значением регуляризации
     ridge_result = ridge(X2, y, 1e-4)
     println("Ридж-регрессия, коэффициенты:")
     println(ridge_result)
     # Сравнение с использованием GLM.il
     # Преобразуем X2 в DataFrame, чтобы использовать его с GLM
     df = DataFrame(X2 = hcat(ones(1000), X)..., y = y) # Распаковываем X2 в отдельные столбцы
     model = lm(@formula(y ~ X2), df)
     println("Результаты с использованием GLM.jl:")
     println(coef(model))
```

Рис. 2.38: Решение задания №2

```
Часть 2.
[49]: # Генерация данных
       X = rand(100)
       y = 2 * X + 0.1 * randn(100)
       # Построение графика данных
       scatter(X, y, label="Data", xlabel="X", ylabel="y", title="Regression Plot")
       # Линейная регрессия
       X2 = hcat(ones(100), X) # Добавляем столбец единиц beta = (X2' * X2) \setminus (X2' * y)
       # Добавление линии регрессии
       \verb"plot!" (X, x \rightarrow beta[1] + beta[2] * x, label="Regression Line", color=:red")
                                            Regression Plot
[49]:
           2.0
                         Data
Regression Line
           1.5
       > 1.0
           0.5
             0.00
                                 0.25
                                                      0.50
                                                                           0.75
                                                                                               1.00
                                                        Х
```

Рис. 2.39: Решение задания №2

Выполнение задания №3 (рис. 2.40 - рис. 2.42):

```
[50]: # Параметры модели
                 # Начальная цена акции
      S = 100
      T = 1
                   # Длительность в годах
      n = 10000
                  # Количество периодов
      sigma = 0.3 # Волатильность
      r = 0.08 # Годовая процентная ставка
      h = T / n # Длина одного периода
      u = exp(r * h + sigma * sqrt(h))
d = exp(r * h - sigma * sqrt(h))
       # Цена акции на каждом шаге
      function create_path(S, r, sigma, T, n)
          path = zeros(Float64, n+1)
           path[1] = S
           for i in 2:n+1
              if rand() > 0.5 # Пример случайного выбора направления
                  path[i] = path[i-1] * u
                  path[i] = path[i-1] * d
              end
           end
          return path
      end
       # Генерация и построение траектории
      path = create_path(S, r, sigma, T, n)
      plot(path, label="Stock Price Path", xlabel="Time Step", ylabel="Price", title="Stock Price Trajectory")
```



a.

Рис. 2.40: Решение задания №3

```
b.

# Γεнεραция 10 mpaeκmopuŭ
paths = [create_path(S, r, sigma, T, n) for _ in 1:10]
# Ποεmpoenue βεεχ mpaeκmopuŭ нα οдном εραφωκε
for path in paths
plot!(path, label="Trajectory", xlabel="Time Step", ylabel="Price", title="Multiple Stock Price Trajectories")
end
```

Рис. 2.41: Решение задания №3

Рис. 2.42: Решение задания №3

3 Вывод

В ходе выполнения лабораторной работы были изучены специализированные пакеты Julia для обработки данных.

4 Список литературы. Библиография

[1] Julia Documentation: https://docs.julialang.org/en/v1/