

Лабораторная работа №4

Линейная алгебра

Ким Реачна¹

28 ноября, 2023, Москва, Россия

¹Российский Университет Дружбы Народов

Цели и задачи

Основной целью работы является изучение возможностей специализированных пакетов Julia для выполнения и оценки эффективности операций над объектами линейной алгебры.

1. Используя Jupyter Lab, повторите примеры.
2. Выполните задания для самостоятельной работы.

Процесс выполнения лабораторной работы

Поэлементные операции над многомерными массивами

```
[1]: # Массив 4x3 со случайными целыми числами (от 1 до 20):
a = rand(1:20,(4,3))

# Поэлементная сумма:
println("Поэлементная сумма: ", sum(a))
# Поэлементная сумма по столбцам:
println("Поэлементная сумма по столбцам: ", sum(a,dims=1))
# Поэлементная сумма по строкам:
println("Поэлементная сумма по строкам: ", sum(a,dims=2))

# Поэлементное произведение:
println("Поэлементное произведение: ", prod(a))
# Поэлементное произведение по столбцам:
println("Поэлементное произведение по столбцам: ", prod(a,dims=1))
# Поэлементное произведение по строкам:
println("Поэлементное произведение по строкам: ", prod(a,dims=2))

Поэлементная сумма: 167
Поэлементная сумма по столбцам: [58 60 49]
Поэлементная сумма по строкам: [38; 42; 41; 46;;]
Поэлементное произведение: 28477329400000
Поэлементное произведение по столбцам: [36720 45900 16896]
Поэлементное произведение по строкам: [1920; 2448; 1800; 3366;;]
```

```
[2]: # Подключение пакета Statistics:
import Pkg
Pkg.add("Statistics")

Updating registry at "C:\Users\Reachna\.julia\registries\General.toml"
Resolving package versions...
Updating C:\Users\Reachna\.julia\environments\v1.9\Project.toml
[10745816] + Statistics v1.9.0
No changes to "C:\Users\Reachna\.julia\environments\v1.9\Manifest.toml"
```

```
[3]: using Statistics
# Вычисление среднего значения массива:
println("Среднее значения массива: ", mean(a))
# Среднее по столбцам:
println("Среднее по столбцам: ", mean(a,dims=1))
# Среднее по строкам:
println("Среднее по строкам: ", mean(a,dims=2))

Среднее значения массива: 13.916666666666666
Среднее по столбцам: [14.5 15.0 12.25]
Среднее по строкам: [12.666666666666666; 14.0; 13.666666666666666; 15.333333333333334;;]
```

Рис. 1: Примеры с поэлементными операциями над многомерными массивами

Транспонирование, след, ранг, определитель и инверсия матрицы

```
[4]: # Определяем пакет (linearAlgebra)
import pkg
pkg.add("linearAlgebra")

Resolving package version....
updating 'C:\Users\Maxchad\julia\environments\julia\Project.toml'
[This time] = linearAlgebra
No changes to 'C:\Users\Maxchad\julia\environments\julia\Manifest.toml'

[5]: using linearAlgebra
# Метод det из стандартной системы чисел (см 1 до 20):
3 = rank([10,15,4])

[6]: det Matrix{Int64}:
17  8  3  38
8 15  8 17
2 15  5 38
6 19  4  3

[7]: # Транспонирование:
println("Транспонирование: ", transpose(B))
# След матрицы (сумма диагональных элементов):
println("След матрицы (сумма диагональных элементов): ", tr(B))
# Минимальное диагональное значение или максимум:
println("Минимальное диагональное значение как массив: ", diag(B))
# Ранг матрицы:
println("Ранг матрицы: ", rank(B))

Транспонирование: [17 8 2 6; 8 15 35 19; 1 8 5 4; 16 17 38 3]
След матрицы (сумма диагональных элементов): 40
Минимальное диагональное значение как массив: [17, 15, 5, 3]
Ранг матрицы: 4

[8]: # Инверсия матрицы (определение обратной матрицы):
println("Инверсия матрицы: ")
inv(B)

Инверсия матрицы:
[9]: inv Matrix{Float64}:
 0.00803284  0.012779  -0.00802128  0.00721077
 -0.000710757 -0.0100901  0.0087427  0.00766058
 -0.0021735  0.207952  -0.136838  -0.0026603
 0.0024505  -0.0071213  0.0006461  -0.0024608

[10]: # Определитель матрицы:
println("Определитель матрицы: ", det(B))

Определитель матрицы: 22728.000000000004

[11]: # Псевдообратная функция для прямоугольных матриц:
println("Псевдообратная функция для прямоугольных матриц: ")
pinv(A)

Псевдообратная функция для прямоугольных матриц:
[12]: pinv Matrix{Float64}:
 0.0090011  -0.0761613  0.0041077  -0.00776109
 -0.113015  0.004067  -0.0007761  0.00404001
 0.0070867  0.0003137  -0.0121787  -0.0243116
```

Рис. 2: Примеры с транспонированием, трассировкой, ранжированием, определителем и матричной инверсией

Вычисление нормы векторов и матриц, повороты, вращения

```
[10]: # Создание вектора X:  
X = [2, 4, -5]  
# Вычисление евклидовой нормы:  
print("Евклидовой нормы: ", norm(X))  
# Вычисление p-нормы:  
p = 1  
print("p-нормы: ", norm(X,p))  
Евклидовой нормы: 6.7823932469369  
p-нормы: 11.0  
  
[11]: # Расстояние между двумя векторами X и Y:  
X = [2, 4, -5]  
Y = [3, -1, 1]  
print("Расстояние между двумя векторами X и Y: ", norm(X-Y))  
# Проверка по базису определены:  
print("Расстояние по базису определены: ", sqrt(sum((X-Y)**2)))  
Расстояние между двумя векторами X и Y: 6.40632808090138  
Расстояние по базису определены: 6.40632808090138  
  
[12]: # Угол между двумя векторами:  
print("Угол между двумя векторами: ", acos((transpose(X)*Y)/(norm(X)*norm(Y))))  
Угол между двумя векторами: 2.4604307889469252  
  
[13]: # Создание матрицы:  
d = [5 -4 2 1 -1 2 3] -2 1 0]  
  
[13]: 3x3 Matrix(Integer)  
 5 -4 2  
 -1 2 3  
 -2 1 0  
  
[14]: # Вычисление Евклидовой нормы:  
print("Евклидовой нормы: ", norm(d))  
# Вычисление p-нормы:  
p=1  
print("p-нормы: ", norm(d,p))  
Евклидовой нормы: 7.147082841795258  
p-нормы: 8.0  
  
[15]: # Поворот на 180 градусов:  
print("Поворот на 180 градусов", rot180(d))  
# Перебачивание строк:  
print("Поворачивание строк: ", reverse(d,dims=1))  
# Перебачивание столбцов:  
print("Поворачивание столбцов: ", reverse(d,dims=2))  
Поворот на 180 градусов[0 1 -2; 3 2 -1; 2 -4 3]  
Поворачивание строк: [-2 1 0; -1 2 3; 5 -4 2]  
Поворачивание столбцов: [2 -4 5; 3 2 -1; 0 1 -2]
```

Рис. 3: Примеры с вычислением нормы векторов и матриц, повороты, вращения

Матричное умножение, единичная матрица, скалярное произведение

```
[17]: # Матрица 2x3 со случайными целыми значениями от 1 до 10:  
A = rand(1:10,(2,3))  
# Матрица 3x4 со случайными целыми значениями от 1 до 10:  
B = rand(1:10,(3,4))  
# Произведение матриц A и B:  
A*B  
  
[17]: 2x4 Matrix{Int64}:  
73 37 18 66  
87 60 31 117  
  
[18]: # Единичная матрица 3x3:  
Matrix{Int}(I, 3, 3)  
  
[18]: 3x3 Matrix{Int64}:  
1 0 0  
0 1 0  
0 0 1  
  
[19]: # Скалярное произведение векторов X и Y:  
X = [2, 4, -5]  
Y = [1, 1, 3]  
dot(X,Y)  
  
[19]: -17  
  
[20]: # тоже скалярное произведение:  
X*Y  
  
[20]: -17
```

Рис. 4: Примеры с матричным умножением, единичной матрицей, скалярным произведением

Факторизация. Специальные матричные структуры

```
[21]: # Задаем квадратную матрицу 3x3 со случайными значениями:  
A = rand(3, 3)  
# Задаем единичный вектор:  
x = [1;1;1] * 3;  
# Задаем вектор b:  
b = A*x;  
# Решим исходного уравнения получим с помощью функции l  
# (убедимся, что x - единичный вектор):  
Alu  
  
[21]: 3-element Vector{Float64}:  
 0.9999999999999999  
 1.0  
 1.0  
  
[22]: # LU-факторизация:  
Alu = lu(A)  
  
[22]: LU{Float64, Matrix{Float64}, Vector{Int64}}  
L factor:  
3x3 Matrix{Float64}:  
 1.0  0.0  0.0  
 0.615541 1.0  0.0  
 0.321768 0.4235118 1.0  
U factor:  
3x3 Matrix{Float64}:  
 0.989254 0.680996 0.188841  
 0.0  0.57954 0.63612  
 0.0  0.0  0.801288  
  
[23]: # Матрица перестановки:  
Alu.P  
  
[23]: 3x3 Matrix{Float64}:  
 0.0  1.0  0.0  
 0.0  0.0  1.0  
 1.0  0.0  0.0  
  
[24]: # Вектор перестановки:  
Alu.P  
  
[24]: 3-element Vector{Int64}:  
 2  
 3  
 1  
  
[25]: # Матрица L:  
Alu.L  
  
[25]: 3x3 Matrix{Float64}:  
 1.0  0.0  0.0  
 0.615541 1.0  0.0  
 0.321768 0.4235118 1.0
```

Рис. 5: Примеры с LU-факторизацией

Факторизация. Специальные матричные структуры

```
[26]: # Матрица U:  
A1u.U  
  
[26]: 3x3 Matrix(Float64):  
0.909254  0.606996  0.388041  
0.0      0.57954  0.63612  
0.0      0.0      0.861268  
  
[27]: # Решение СЛАУ через матрицу A:  
A\b  
  
[27]: 3-element Vector{Float64}:  
0.9999999999999998  
1.0  
1.0  
  
[28]: # Решение СЛАУ через объект факторизации:  
A1u\b  
  
[28]: 3-element Vector{Float64}:  
0.9999999999999998  
1.0  
1.0  
  
[29]: # Детерминант матрицы A:  
det(A)  
  
[29]: 0.45384413687575187  
  
[30]: # Детерминант матрицы A через объект факторизации:  
det(A1u)  
  
[30]: 0.45384413687575187  
  
[31]: # QR-факторизация:  
Aqr = qr(A)  
  
[32]: LinearAlgebra.QRCompactWV{Float64, Matrix{Float64}, Matrix{Float64}}  
Q factor:  
3x3 LinearAlgebra.QRCompactWV{Float64, Matrix{Float64}, Matrix{Float64}}:  
-0.264319 -0.12294  -0.955642  
-0.824459 -0.488837  0.258673  
-0.585313  0.862644  0.0224688  
R factor:  
3x3 Matrix{Float64}:  
-1.10688 -1.83538 -0.781953  
0.0      0.408266  0.454889  
0.0      0.0      -0.823864
```

Рис. 6: QR-факторизация

Факторизация. Специальные матричные структуры

```
[32]: # Матрица Q:  
Aqr=Q  
[33]: 3-> LinearAlgebra.Q.CompactWQ(Float64, Matrix{Float64}, Matrix{Float64}):  
-0.264319 -0.12904 -0.955642  
-0.822459 -0.408837 0.203673  
-0.585313 0.862644 0.822458  
[34]: # Матрица R:  
Aqr=R  
[35]: 3-> Matrix{Float64}:  
-1.18688 -1.83538 -0.781953  
0.0 0.498258 0.434889  
0.0 0.0 -0.823854  
[36]: # Проверка, что матрица Q - ортогональная:  
Aqr-Q'*Aqr-Q  
[37]: 3-> Matrix{Float64}:  
1.0 -1.66533e-16 0.0  
0.0 1.0 -4.40899e-16  
0.0 -3.33807e-16 1.0  
[38]: # Симметризация матрицы A:  
Asym = A + A'  
[39]: 3-> Matrix{Float64}:  
0.588137 1.11819 1.49085  
1.11819 1.22399 1.14897  
1.49085 1.14897 1.58358  
[40]: # Спектральное разложение симметризованной матрицы:  
AsymEig = eigen(Asym)  
[41]: eigen(Float64, Float64, Matrix{Float64}, Vector{Float64})  
values:  
3-element Vector{Float64}:  
-0.5656462945958027  
0.2288370884838429  
3.6443212274452446  
vectors:  
3-> Matrix{Float64}:  
0.864266 0.127328 -0.520546  
-0.215486 -0.888883 -0.54721  
-0.486804 0.574331 -0.695434  
[42]: # Собственные значения:  
AsymEig.values  
[43]: 3-element Vector{Float64}:  
-0.5656462945958027  
0.2288370884838429  
3.6443212274452446
```

Рис. 7: Симметризация матрицы, Спектральное разложение

Задания для самостоятельного выполнения

```
[79]: # Task3
using BenchmarkTools
A = [140 97 74 168 131; 97 106 89 131 36; 74 89 152 144 7; 168 131 144 54 142; 131 36 71 142 36]

eigen_value = eigvals(A)

[79]: 5-element Vector{Float64}:
 -133.26347908274784
 -46.31722914150222
  34.7455206405183
 100.90643294309879
 531.9287546406343

[80]: @btime eigvals(A);

4.157 μs (12 allocations: 2.38 KiB)

[81]: B = zeros(5, 5)
@btime for i in 1:5
    B[i, i] = eigen_value[i]
end
B

227.292 ns (5 allocations: 80 bytes)

[81]: 5×5 Matrix{Float64}:
 -133.263  0.0  0.0  0.0  0.0
  0.0 -46.3172  0.0  0.0  0.0
  0.0  0.0  34.7455  0.0  0.0
  0.0  0.0  0.0 100.906  0.0
  0.0  0.0  0.0  0.0 531.929

[82]: Alu = lu(A)
@btime Alu.L

110.108 ns (1 allocation: 256 bytes)

[82]: 5×5 Matrix{Float64}:
 1.0  0.0  0.0  0.0  0.0
 0.779762  1.0  0.0  0.0  0.0
 0.448476 -0.47314  1.0  0.0  0.0
 0.833333  0.183929 -0.556312  1.0  0.0
 0.577381 -0.459012 -0.189658  0.897068  1.0
```

Рис. 8: Задания для самостоятельного выполнения

Выводы по проделанной работе

Я изучила возможности специализированных пакетов Julia для выполнения и оценки эффективности операций над объектами линейной алгебры.