

```
begin
    using NPZ ✓
    using LinearAlgebra ✓
end
```

```
data = Dict{"theta" => [1.5708, 1.5708, 0.523599, 1.0472], "dr" => 6x2 Matrix{Float64}:
      -0.0124687  0.000193654
      0.0131732 -0.104997
      -0.0193151  0.0708246
      -0.123992  -0.0060532
      0.0700385  0.0109086
      0.0725637  0.0291229

data = npzread("./data_2.npz")
```

систему уравнений вида

$$\begin{aligned} (\tilde{r}_i - \tilde{r}_j) \cdot (\tilde{r}_i - \tilde{r}_k) &= |\tilde{r}_i - \tilde{r}_j| \cdot |\tilde{r}_i - \tilde{r}_k| \cos(\theta_{ijk}) \\ \left[\vec{r}_{ij} := r_i - r_j, \quad \vec{n}_{ij} = r_{ij}/|r_{ij}|, \quad \theta = \theta_{ijk} \right] \\ + dr_i - dr_j) \cdot (r_{ik} + dr_i - dr_k) &= |r_{ij} + dr_i - dr_j| \cdot |r_{ij} + dr_k - dr_k| \cos \theta \\ (r_{ik} + r_{ij}) - dr_j \cdot r_{ik} - dr_k \cdot r_{ij} &\approx \sqrt{r_{ij}^2 + 2r_{ij} \cdot (dr_i - dr_j)} \cdot \sqrt{r_{ik}^2 + 2r_{ik} \cdot (dr_i - dr_k)} \cos \theta \\ &\approx (|r_{ij}| + n_{ij} \cdot (dr_i - dr_j)) \cdot (|r_{ik}| + n_{ik} \cdot (dr_i - dr_k)) \cos \theta \\ &\approx (|r_{ij}| |r_{ik}| + dr_i \cdot (|r_{ik}| n_{ij} + |r_{ij}| n_{ik}) - |r_{ik}| n_{ij} \cdot dr_j - |r_{ij}| \\ [\vec{\alpha} = |r_{ik}|(\vec{n}_{ik} - \vec{n}_{ij} \cos \theta) \quad \vec{\beta} = |r_{ij}|(\vec{n}_{ij} - \vec{n}_{ik} \cos \theta)] \\ dr_i \cdot (\vec{\alpha} + \vec{\beta}) - dr_j \cdot \vec{\alpha} - dr_k \cdot \vec{\beta} &= |r_{ij}| |r_{ik}| \cos \theta - r_{ij} \cdot r_{ik} \end{aligned}$$

```
make_system (generic function with 1 method)
function make_system(r, p, theta)
    A = zeros(length(theta), length(r))
    rhs = zeros(length(theta))
    for (θ, (i, j, k), n) ∈ zip(theta, eachrow(p), 1 : length(theta))
        r_ij = r[i, :] - r[j, :]
        ρ_ij = norm(r_ij)
        n_ij = r_ij / ρ_ij

        r_ik = r[i, :] - r[k, :]
        ρ_ik = norm(r_ik)
        n_ik = r_ik / ρ_ik

        α = ρ_ik * (n_ik - n_ij * cos(θ))
        β = ρ_ij * (n_ij - n_ik * cos(θ))

        A[n, 2i-1:2i] = α + β
        A[n, 2j-1:2j] = -α
        A[n, 2k-1:2k] = -β

        rhs[n] = ρ_ij * ρ_ik * cos(θ) - r_ij · r_ik
    end
    return A, rhs
end
```

Если система $Ax = f$ недоопределённая, то мы вместо этой системы будем решать задачу оптимизации

$$\min \|x\|^2 \text{ при } Ax = f$$

Функция Лагранжа:

$$L = x^T x - \lambda^T (Ax - f)$$

Ищем стационарную точку:

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 2x^T - \lambda^T A = 0 \tag{1}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = f^T - x^T A^T = 0 \tag{2}$$

Решаем:

$$\begin{aligned} \lambda^T A A^T &\stackrel{(1)}{=} 2x^T A^T \stackrel{(2)}{=} 2f^T \\ \lambda^T &= 2f^T (A A^T)^{-1} \\ x^T &\stackrel{(1)}{=} \frac{1}{2} \lambda^T A = f^T (A A^T)^{-1} A \\ x &= A^T (A A^T)^{-1} f \end{aligned}$$

Выражение $A^T (A A^T)^{-1}$ – это правая псевдообратная матрица для A .

В Julia мы можем вычислить x как `pinv(A) * f` или даже просто как `A \ f`.

```
get_dr (generic function with 1 method)
```

```
function get_dr(data)
    r = data["r"]
    p = data["p"]
    theta = data["theta"]

    A, f = make_system(r, p, theta)
    x = A \ f
    return reshape(x, (2, :))'
end
```

```
6x2 adjoint(::Matrix{Float64}) with eltype Float64:
-0.0395144  0.000410848
 0.0157527 -0.116101
-0.0113353  0.0620907
-0.125167  -0.0723292
 0.0913028  0.0844964
 0.068961  0.0414325

get_dr(data)
```

Это отличается от предполагаемого ответа:

```
6x2 Matrix{Float64}:
-0.0124687  0.000193654
 0.0131732 -0.104997
-0.0193151  0.0708246
-0.123992  -0.0060532
 0.0700385  0.0109086
 0.0725637  0.0291229

data["dr"]
```

Вычислим величину $Ax - f$ для моего решения и для предполагаемого:

```
► {4x12 Matrix{Float64}:
 2.32954 -0.0242212 -1.96025 -0.847831 ... 0.872052 0.0 0.0, [0.01546
 0.0 0.0 -0.285975 -1.68763 0.0322582 0.0 0.0
 0.0 0.0 0.0 0.0 -0.284476 0.0 0.0
 0.0 0.0 -0.282988 -2.08919 0.0 1.06187 0.637985

A, f = make_system(data["r"], data["p"], data["theta"])
```

```
► [-1.38778e-17, -5.55112e-17, 0.0, -5.55112e-17]
# мое решение: Ax - f ≈ 0
A * vec(get_dr(data)') - f
```

```
► [0.00233143, -0.0255362, 0.0419974, -0.00760672]
# Предполагаемое решение:
A * vec(data["dr"]') - f
```

Для моего решения $Ax - f \approx 0$, для предполаемого – нет. Следовательно, проблема не на этапе решения задачи наименьших квадратов, а на этапе составления линейной системы.

Вычислим также, насколько хорошо мой метод решил исходную нелинеаризованную задачу:

```
residual (generic function with 1 method)
function residual(r, p, theta)
    # Функция, которая вычисляет невязки r_ij * r_ik - |r_ij| * |r_ik| * cos(θ)
    ret = zeros(length(theta))
    for (n, (i, j, k)) ∈ enumerate(eachrow(p))
        r_ij = r[i, :] - r[j, :]
        r_ik = r[i, :] - r[k, :]
        ret[n] = r_ij · r_ik - norm(r_ij) * norm(r_ik) * cos(theta[n])
    end
    return ret
end

► [-0.015463, -0.427638, 0.101147, -0.436696]
# исходные точки
residual(data["r"], data["p"], data["theta"])

► [-0.00256702, -0.00121216, -0.0671204, -0.00896368]
# моё решение
residual(data["r"] + get_dr(data), data["p"], data["theta"])

► [0.00331999, -0.0120986, 0.00435196, -0.012381]
# правильный ответ
residual(data["r"] + data["dr"], data["p"], data["theta"])
```

Как мы видим, моё решение имеет более маленькую невязку во всех уравнениях, кроме третьего. В третьем уравнении она равна 0.07, что на порядок больше, чем в остальных уравнениях.

Что именно не так с третьем уравнением, понять не удалось.