

Линейная алгебра и геометрия

Лекция 16

Тарас Евгеньевич Панов

Механико-математический факультет МГУ, 1 курс, весна 2021 г.
Текст лекций и другие учебные материалы доступны на странице:
<http://hgeom.math.msu.su/people/taras/teaching>

6 апреля 2021 г.

3.7. Определитель матрицы Грама и многомерный объём

Определение

Матрицей Грама системы векторов $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ называется матрица

$$G = G(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k) = \begin{pmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_k) \\ (\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_1) & (\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_2) & \dots & (\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_2) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_k) \end{pmatrix}.$$

Матрица G симметрична ($G^t = G$) в евклидовом пространстве и эрмитова ($\overline{G}^t = G$) в эрмитовом.

Матрица Грама уже появлялась как матрица системы для нахождения коэффициентов проекции вектора на подпространство $\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k \rangle$.

Предложение

Пусть G — матрица Грама системы векторов $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$,
а $A = (a_j^i)$ — матрица, в столбцы которой записаны координаты
векторов $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ в некотором ортонормированном базисе.

Тогда имеет место соотношение

$$G = \overline{A}^t A \quad (G = A^t A \text{ в евклидовом пространстве}).$$

Доказательство.

Это следует из закона умножения матриц и формулы для скалярного
произведения в ортонормированном базисе. □

Определение

Пусть $P \in (\mathfrak{A}, V)$ — точка в аффинном пространстве, а $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ — набор векторов в линейном пространстве V . **Параллелепипедом** с вершиной в точке P , натянутым на векторы $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$, называется следующее множество точек аффинного пространства \mathfrak{A} :

$$\Pi(P; \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k) := \{Q \in \mathfrak{A} : Q = P + x^1 \mathbf{a}_1 + \dots + x^k \mathbf{a}_k, \quad 0 \leq x^i \leq 1\}.$$

Определим **k -мерный объём** vol_k параллелепипеда $\Pi(P; \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k)$ в аффинном евклидовом пространстве индуктивно:

- 1) одномерный объём $\text{vol}_1 \Pi(P; \mathbf{a}_1) := |\mathbf{a}_1|$ — это длина вектора;
- 2) $\text{vol}_k \Pi(P; \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k) := \text{vol}_{k-1} \Pi(P; \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1}) \cdot |\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k|$.

Это определение обобщает определение площади параллелограмма (или объёма 3-мерного параллелепипеда) как произведение длины (или площади) основания на высоту. Из определения объёма $\text{vol}_k \Pi(P; \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k)$ видно, что он не зависит от вершины P ; поэтому далее мы будем использовать обозначение $\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k)$.

Теорема

Квадрат объёма равен определителю матрицы Грама:

$$(\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k))^2 = \det G(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k).$$

В частности, объём $\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k)$ не зависит от порядка векторов.

Доказательство

Индукция по k . При $k = 1$, очевидно, $|\mathbf{a}_1|^2 = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1)$.

Пусть утверждение доказано для vol_{k-1} , докажем его для vol_k .

Рассмотрим разложение

$$\mathbf{a}_k = \text{pr}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k + \text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k,$$

где $\text{pr}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k = \lambda_1 \mathbf{a}_1 + \dots + \lambda_{k-1} \mathbf{a}_{k-1}$,

и обозначим $\mathbf{b} = \text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k$.

Тогда $(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}) = 0$ при $i = 1, \dots, k-1$ и $(\mathbf{a}_k, \mathbf{b}) = (\mathbf{b}, \mathbf{b})$.

Доказательство (продолжение).

Мы имеем:

$$\begin{aligned}\det G &= \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_k) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_1, \lambda_1 \mathbf{a}_1 + \dots + \lambda_{k-1} \mathbf{a}_{k-1} + \mathbf{b}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_k, \lambda_1 \mathbf{a}_1 + \dots + \lambda_{k-1} \mathbf{a}_{k-1} + \mathbf{b}) \end{vmatrix} = \\ &= \lambda_1 \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) \end{vmatrix} + \dots + \lambda_{k-1} \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) \end{vmatrix} + \\ &+ \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_1, \mathbf{b}) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{b}) \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{a}_k, \mathbf{b}) \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_{k-1}) & 0 \\ (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_k, \mathbf{a}_{k-1}) & (\mathbf{b}, \mathbf{b}) \end{vmatrix} = \\ &= \begin{vmatrix} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_1) & \dots & (\mathbf{a}_{k-1}, \mathbf{a}_{k-1}) \end{vmatrix} \cdot (\mathbf{b}, \mathbf{b}) = (\text{vol}_{k-1} \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1}))^2 |\mathbf{b}|^2 = (\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k))^2.\end{aligned}$$



Следствие

Векторы $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ линейно зависимы тогда и только тогда, когда $\det G(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k) = 0$.

Доказательство.

Действительно, предположим, что векторы $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ линейно зависимы. Можно считать, что \mathbf{a}_k линейно выражается через $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1}$. Тогда $\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k = 0$ и, следовательно,

$$\begin{aligned}\det G &= (\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k))^2 = \\ &= (\text{vol}_{k-1} \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1}))^2 |\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{k-1} \rangle} \mathbf{a}_k|^2 = 0.\end{aligned}$$

Обратно, пусть $\det G = (\text{vol}_k \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k))^2 = 0$. Тогда, в силу индуктивного определения объема, мы имеем $\text{vol}_i \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_i) = 0$, а $\text{vol}_{i-1} \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{i-1}) \neq 0$ для некоторого i . Так как $\text{vol}_i \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_i) = \text{vol}_{i-1} \Pi(\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{i-1}) |\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{i-1} \rangle} \mathbf{a}_i|$, это означает, что $\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{i-1} \rangle} \mathbf{a}_i = 0$, т. е. \mathbf{a}_i линейно выражается через $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{i-1}$.



Следствие

Пусть $\dim V = n$ и $A = (a_j^i)$ — квадратная матрица из координат векторов a_1, \dots, a_n в некотором ортонормированном базисе. Тогда

$$\text{vol}_n \Pi(a_1, \dots, a_n) = |\det A|.$$

Доказательство.

Мы имеем $G = A^t A$. Тогда из предыдущей теоремы получаем

$$(\text{vol}_n \Pi(a_1, \dots, a_n))^2 = \det G = \det(A^t A) = (\det A)^2.$$



3.8. Метод наименьших квадратов

Часто на практике при исследовании какого-нибудь природного или социального явления делается допущение, что это явление описывается линейной формулой. Точнее, мы предполагаем, что некоторая величина b линейно зависит от других величин a_1, \dots, a_n , и хотим найти эту зависимость

$$b = a_1x^1 + \dots + a_nx^n,$$

т. е. найти неизвестные коэффициенты x^1, \dots, x^n . Это называется **моделью линейной регрессии**.

Для нахождения зависимости b от a_1, \dots, a_n делается большое число m измерений (как правило $m \gg n$), и по таблице измеренных значений записывается система линейных уравнений

$$\begin{cases} a_1^1x^1 + \dots + a_n^1x^n = b^1 \\ \dots \quad \dots \quad \dots \\ a_1^m x^1 + \dots + a_n^m x^n = b^m \end{cases}$$

в которой число неизвестных меньше числа уравнений.

Такая система

$$\begin{cases} a_1^1 x^1 + \dots + a_n^1 x^n = b^1, \\ \dots \quad \dots \quad \dots \\ a_1^m x^1 + \dots + a_n^m x^n = b^m, \end{cases}$$

как правило, несовместна. Поэтому находится «наилучшее приближённое» решение x^1, \dots, x^n , для которого отклонение значений b^i от $a_j^i x^j = a_1^i x^1 + \dots + a_n^i x^n$ будет наименьшим.

Метод наименьших квадратов решает задачу нахождения наилучшего приближённого решения в предположении, что в качестве меры отклонения берётся сумма квадратов разностей величин $a_1^i x^1 + \dots + a_n^i x^n$ и b^i .

Определение

Псевдорешением системы

$$\begin{cases} a_1^1 x^1 + \dots + a_n^1 x^n = b^1 \\ \dots \quad \dots \quad \dots \\ a_1^m x^1 + \dots + a_n^m x^n = b^m \end{cases}$$

называется набор $\tilde{x}^1, \dots, \tilde{x}^n$, который минимизирует сумму квадратов разностей левых и правых частей уравнений системы, т. е. минимизирует величину

$$(a_j^1 x^j - b^1)^2 + (a_j^2 x^j - b^2)^2 + \dots + (a_j^m x^j - b^m)^2$$

по всем $(x^1, \dots, x^n) \in \mathbb{R}^n$. Эта величина называется **квадратичным отклонением**.

Пусть $A = (a_j^i)$ — матрица системы

$$\begin{cases} a_1^1 x^1 + \dots + a_n^1 x^n = b^1, \\ \dots \quad \dots \quad \dots \\ a_1^m x^1 + \dots + a_n^m x^n = b^m, \end{cases} \quad (1)$$

$\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n \in \mathbb{R}^m$ — векторы-столбцы этой матрицы, а $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ — вектор правых частей.

Теорема

Псевдорешение системы (1) находится как решение системы

$$\begin{cases} (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1)x^1 + \dots + (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_n)x^n = (\mathbf{a}_1, \mathbf{b}), \\ \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ (\mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1)x^1 + \dots + (\mathbf{a}_n, \mathbf{a}_n)x^n = (\mathbf{a}_n, \mathbf{b}). \end{cases}$$

Другими словами, псевдорешение — это набор коэффициентов в разложении проекции $\text{pr}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n \rangle} \mathbf{b}$ по векторам $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$, а квадратичное отклонение псевдорешения — это квадрат длины вектора $\text{ort}_{\langle \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n \rangle} \mathbf{b}$.

Доказательство.

Квадратичное отклонение набора x^1, \dots, x^n — это по определению квадрат длины вектора $a_j x^j - b$, т. е. квадрат расстояния между точками b и $a_j x^j \in \langle a_1, \dots, a_n \rangle$ аффинного пространства \mathbb{A}^m .

Мы знаем, что расстояние между b и точкой $a_j x^j$ подпространства $\langle a_1, \dots, a_n \rangle$ минимально, когда $a_j x^j$ — это проекция вектора b на $\langle a_1, \dots, a_n \rangle$. Коэффициенты в разложении проекции по векторам подпространства находятся из системы

$$\begin{cases} (a_1, a_1)x^1 + \dots + (a_1, a_n)x^n = (a_1, b), \\ \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ (a_n, a_1)x^1 + \dots + (a_n, a_n)x^n = (a_n, b), \end{cases}$$

а минимальное расстояние равно $|\text{ort}_{\langle a_1, \dots, a_n \rangle} b|$.



Аналогично, методом наименьших квадратов можно находить более сложные зависимости величины b от a_1, \dots, a_n .

Например, в случае неоднородной линейной зависимости $b = x^0 + a_1x^1 + \dots + a_nx^n$ можно находить коэффициенты x^0, x^1, \dots, x^n .

В случае, когда предполагаемая зависимость b от одной величины a выражается многочленом n -й степени $b = x^0 + ax^1 + a^2x^2 + \dots + a^nx^n$ с неизвестными коэффициентами x^0, x^1, \dots, x^n , метод наименьших квадратов позволяет находить наилучшее приближение для этих коэффициентов.

3.9. Изоморфизмы евклидовых и эрмитовых пространств

Определение

Два евклидовых или эрмитовых пространства V и W называются **изоморфными**, если существует изоморфизм линейных пространств $\mathcal{A}: V \rightarrow W$, сохраняющий скалярное произведение, т. е.

$$(\mathcal{A}u, \mathcal{A}v) = (u, v) \quad \text{для любых } u, v \in V.$$

Предложение

Два евклидовых или эрмитовых пространства V и W изоморфны тогда и только тогда, когда их размерности совпадают.

Доказательство.

Если V и W изоморфны как евклидовы (эрмитовы) пространства, то они изоморфны как линейные пространства, а потому $\dim V = \dim W$.

Доказательство обратного утверждения аналогично доказательству соответствующего утверждения для линейных пространств: изоморфизм между евклидовыми (эрмитовыми) пространствами p устанавливается при помощи взаимно однозначного соответствия между базисами e_1, \dots, e_n в V и f_1, \dots, f_n в W . Для того, чтобы получаемый изоморфизм линейных пространств $\mathcal{A}: V \rightarrow W$ сохранял скалярное произведение, базисы необходимо выбрать ортонормированными. В этом случае мы имеем $f_i = \mathcal{A}e_i$ и $(e_i, e_j) = (f_i, f_j) = \delta_{ij}$. Поэтому для любых векторов $u = u^i e_i$ и $v = v^j e_j$ из V мы имеем

$$(\mathcal{A}u, \mathcal{A}v) = \bar{u}^i v^j (\mathcal{A}e_i, \mathcal{A}e_j) = \bar{u}^i v^j (f_i, f_j) = \bar{u}^i v^j \delta_{ij} = \sum_{i=1}^n \bar{u}^i v^i = (u, v),$$

т. е. изоморфизм \mathcal{A} сохраняет скалярное произведение. □

Так как пространства V и V^* имеют одну размерность (в конечномерном случае), они изоморфны. Однако построение изоморфизма между ними требует выбора базисов и в этом смысле неканонично. Оказывается, что в присутствии скалярного произведения можно установить изоморфизм $V \rightarrow V^*$ каноническим образом, т. е. не прибегая к выбору базисов.

Пусть V — евклидово пространство. Каждому вектору $u \in V$ сопоставим линейную функцию $\xi_u = (u, \cdot)$, заданную по формуле $\xi_u(v) = (u, v)$.

Теорема

Пусть V — евклидово пространство. Отображение $u \mapsto \xi_u = (u, \cdot)$ устанавливает канонический изоморфизм $\mathcal{A}: V \rightarrow V^*$.

Доказательство.

Линейность отображения $u \mapsto \xi_u$ вытекает из линейности скалярного произведения по первому аргументу. Так как $\dim V = \dim V^*$, чтобы проверить, что $\mathcal{A}: V \rightarrow V^*$ — изоморфизм, достаточно проверить, что $\text{Ker } \mathcal{A} = \{0\}$. Пусть $v \in \text{Ker } \mathcal{A}$, т. е. $\mathcal{A}v = \xi_v = o$. Следовательно, $\xi_v(w) = (v, w) = 0$ для любого $w \in V$. Но тогда и $(v, v) = 0$, значит $v = 0$ и ядро отображения \mathcal{A} нулевое. □

Аналогичным образом для эрмитова пространства V устанавливается канонический изоморфизм $\overline{V} \rightarrow V^*$, $u \mapsto (u, \cdot)$, где \overline{V} — **комплексно сопряжённое пространство** (с умножением на скаляры, определённым по формуле $\lambda \cdot v := \bar{\lambda}v$). Это позволяет отождествить два понятия «сопряжённого» пространства для эрмитова пространства V .