

MCTA017 – Programação Matemática

**EPR202 – Métodos de Otimização
Aplicados à Eng. de Produção**

Aula 3

**Revisão de Álgebra Linear
(Parte I)**

Prof. Dr. Aritanan Gruber

Centro de Matemática, Computação e Cognição
Universidade Federal do ABC

Quadrimestre Suplementar 2020

Álgebra Linear

Por um lado, uma extensão do conceito e do ferramental de vetores em \mathbb{R}^2 e \mathbb{R}^3 , os *espaços euclidianos*, para espaços de dimensões maiores (finitas e infinita).

Por outro, um arcabouço abstrato para o tratamento unificado de objetos que possuem uma estrutura *linear*.

Enfoque em aspectos algébricos, frequentemente com interpretações geométricas.

Álgebra Linear

Neste curso, não precisaremos da teoria de álgebra linear em sua totalidade; nem em sua maior generalidade. Focamos em espaços vetoriais de dimensões finitas sobre \mathbb{R} (às vezes, sobre \mathbb{Q}), subespaços lineares e afins, (in)dependência, bases, projeções, transformações e dualidade.

Nota: Este não é um curso de álgebra linear; então assumimos em nossa revisão que **você** já possui familiaridade com o assunto.

A referida teoria será, depois, estendida com a ajuda de tópicos de **análise convexa**.

Outline

Espaços e Subespaços Vetoriais Lineares

Combinações Lineares, Independência, Bases

Sistemas Homogêneos e Subespaços de Matrizes

Transformações Lineares

Espaços com Produto Interno

Espaços Vetoriais Lineares

Considere

- ▶ um conjunto $V \neq \emptyset$, cujos elementos chamados *vetores*, e
 - ▶ um corpo \mathbb{F} (como \mathbb{Q}, \mathbb{R}), cujos elementos são ditos *escalares*,
- e dotados de

(a) uma operação de *adição vetorial*

$$\mathbf{x} + \mathbf{y} \in V \quad \text{para todos} \quad \mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$$

com as propriedades de

- ▶ associatividade: $\mathbf{x} + (\mathbf{y} + \mathbf{z}) = (\mathbf{x} + \mathbf{y}) + \mathbf{z}, \forall \mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z} \in V$;
- ▶ comutatividade: $\mathbf{x} + \mathbf{y} = \mathbf{y} + \mathbf{x}, \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$;
- ▶ identidade aditiva: existe $\mathbf{0} \in V$ tal que $\mathbf{x} + \mathbf{0} = \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in V$;
- ▶ inversos aditivos: $\forall \mathbf{x} \in V, \exists \mathbf{x}' \in V$ tal que $\mathbf{x} + \mathbf{x}' = \mathbf{0}$;

(b) uma operação de *multiplicação escalar*

$$\lambda \cdot \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x} \in V \quad \text{para todos} \quad \lambda \in \mathbb{F}, \mathbf{x} \in V$$

com as propriedades de

- ▶ associatividade: $\lambda \cdot (\mu \cdot \mathbf{x}) = (\lambda\mu) \cdot \mathbf{x}, \forall \lambda, \mu \in \mathbb{F}, \mathbf{x} \in V$;
- ▶ identidade multiplicativa: existe $1 \in \mathbb{F}$ t.q. $1 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in V$;

Espaços Vetoriais Lineares

e tal que as operações de adição e multiplicação são distributivas:

$$\lambda \cdot (\mathbf{x} + \mathbf{y}) = \lambda \cdot \mathbf{x} + \lambda \cdot \mathbf{y} \quad \text{e} \quad (\lambda + \mu) \cdot \mathbf{x} = \lambda \cdot \mathbf{x} + \mu \cdot \mathbf{x},$$

para todos $\lambda, \mu \in \mathbb{F}$ e $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$.

Uma tal estrutura $(V, \mathbb{F}, +, \cdot, \mathbf{0}, 1)$ é *espaço vetorial (linear)*.

Nota: É comum a expressão “ V é um espaço vetorial sobre \mathbb{F} .”

Proposição (de prova simples)

Para um espaço vetorial V sobre \mathbb{F} ,

- (a) a identidade de adição, $\mathbf{0}$, é única em V ;
- (b) cada elemento $\mathbf{x} \in V$ possui um único inverso aditivo $-\mathbf{x}$;
- (c) $0 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{0}$ e $\lambda \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$, $\forall \lambda \in \mathbb{F}$, $\mathbf{x} \in V$;
- (d) $(-1) \cdot \mathbf{x} = -\mathbf{x}$ para todo $\mathbf{x} \in V$, com $-1 \in \mathbb{F}$.

Espaços Vetoriais Lineares

Exemplos

Espaços vetoriais sobre \mathbb{R} importantes neste curso: \mathbb{R}^n e $\mathbb{R}^{m \times n}$.

O primeiro, \mathbb{R}^n , diz respeito aos vetores com n coordenadas, cada qual, um valor real: $\mathbb{R}^n := \{(x_1, x_2, \dots, x_n) : x_i \in \mathbb{R}\}$. Adição e multiplicação são definidas por componentes (coordenadas):

$$(x_1, x_2, \dots, x_n) + (y_1, y_2, \dots, y_n) = (x_1 + y_1, x_2 + y_2, \dots, x_n + y_n)$$

$$\text{e } \lambda \cdot (x_1, x_2, \dots, x_n) = (\lambda x_1, \lambda x_2, \dots, \lambda x_n).$$

Apesar de termos escrito os vetores em linhas (às vezes, usaremos o símbolo de transposição x^T), eles, na verdade, são colunas:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_2 + y_2 \\ \vdots \\ x_n + y_n \end{pmatrix}, \quad \lambda \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \vdots \\ \lambda x_n \end{pmatrix}.$$

Espaços Vetoriais Lineares

Exemplos

O segundo, $\mathcal{M}(m, n) := \mathbb{R}^{m \times n}$, é o espaço das matrizes com m linhas e n colunas com entradas reais. Adição e multiplicação são definidas por componentes (coordenadas):

$$\begin{aligned} \mathbf{A} + \mathbf{B} &= \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,n} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,n} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m,1} & b_{m,2} & \cdots & b_{m,n} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a_{1,1} + b_{1,1} & a_{1,2} + b_{1,2} & \cdots & a_{1,n} + b_{1,n} \\ a_{2,1} + b_{2,1} & a_{2,2} + b_{2,2} & \cdots & a_{2,n} + b_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} + b_{m,1} & a_{m,2} + b_{m,2} & \cdots & a_{m,n} + b_{m,n} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Espaços Vetoriais Lineares

Exemplos

$$\lambda \cdot \mathbf{A} = \lambda \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda a_{1,1} & \lambda a_{1,2} & \cdots & \lambda a_{1,n} \\ \lambda a_{2,1} & \lambda a_{2,2} & \cdots & \lambda a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda a_{m,1} & \lambda a_{m,2} & \cdots & \lambda a_{m,n} \end{pmatrix}.$$

Claramente, cada linha de \mathbf{A} é um vetor em \mathbb{R}^n transposto, e cada coluna, um vetor em \mathbb{R}^m .

Vamos denotar a linha i de \mathbf{A} por $\mathbf{A}_{i,*}$ ou por \mathbf{a}_i^\top , e a coluna j por $\mathbf{A}_{*,j}$ ou por \mathbf{A}_j .

Exercício

Prove que, de fato, \mathbb{R}^n e $\mathbb{R}^{m \times n}$ são espaços vetoriais sobre \mathbb{R} .

Subespaços Vetoriais

Para um espaço vetorial V sobre \mathbb{F} , um subconjunto $\emptyset \neq S \subseteq V$ é um *subespaço vetorial (linear)* de V se, para todos $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in S$ e $\lambda, \mu \in \mathbb{F}$,

$$\lambda \mathbf{x} + \mu \mathbf{y} \in S,$$

com as operações de adição e multiplicação como em V . Isto é, S é, por si mesmo, um espaço vetorial sobre \mathbb{F} .

Exemplos: (verifique as afirmações!)

- ▶ $\{(0, x_2) : x_2 \in \mathbb{R}\}$ é um subespaço de \mathbb{R}^2 .
- ▶ Qualquer reta em \mathbb{R}^2 que passe pela origem $(0, 0)$.
- ▶ $\{(x_1, x_2, 0) : x_1, x_2 \in \mathbb{R}\}$ é um subespaço de \mathbb{R}^3 .
- ▶ $\left\{ \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} \\ 0 & a_{2,2} \end{pmatrix} : a_{1,1}, a_{1,2}, a_{2,2} \in \mathbb{R} \right\}$, o conjunto das matrizes 2×2 *triangulares superiores* é um subespaço de $\mathbb{R}^{2 \times 2}$.
- ▶ $S^n := \{\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n} : \mathbf{A} = \mathbf{A}^T\}$, o conjunto das matrizes quadradas $(n \times n)$ e *simétricas* é um subespaço de $\mathbb{R}^{n \times n}$.

Operações em Espaços Vetoriais

Sejam V_1, V_2 espaços vetoriais sobre \mathbb{F} .

Proposição

A intersecção de V_1 e V_2 é um espaço vetorial sobre \mathbb{F} .

Prova. Sejam $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in X = V_1 \cap V_2$ e $\lambda, \mu \in \mathbb{F}$. Como $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V_i$ e V_i é um espaço vetorial, $\lambda\mathbf{x}, \mu\mathbf{y} \in V_i$ e, assim, $\lambda\mathbf{x} + \mu\mathbf{y} \in V_i$. Logo, $\lambda\mathbf{x} + \mu\mathbf{y} \in X$ completando a prova. \square

A *soma* de V_1 e V_2 é dada por

$$V_1 + V_2 := \{\mathbf{x} + \mathbf{y} : \mathbf{x} \in V_1, \mathbf{y} \in V_2\}.$$

A soma é *direta*, denotada por $V_1 \oplus V_2$, se $V_1 \cap V_2 = \{\mathbf{0}\}$.

Proposição (exercício)

$V_1 + V_2$ e $V_1 \oplus V_2$ são espaços vetoriais sobre \mathbb{F} .

Operações em Espaços Vetoriais

Exemplo:

$$\begin{aligned} \{(x_1, x_2, 0) : x_1, x_2 \in \mathbb{R}\} \oplus \{(0, 0, x_3) : x_3 \in \mathbb{R}\} \\ = \{(x_1, x_2, x_3) : x_1, x_2, x_3 \in \mathbb{R}\} = \mathbb{R}^3. \end{aligned}$$

A união de espaços vetoriais, em geral, não é um espaço vetorial. Por exemplo,

$$X := \{(x, x) : x \in \mathbb{R}\} \cup \{(x, -x) : x \in \mathbb{R}\}$$

não é um espaço vetorial, pois $(z, z) + (z, -z) = (2z, 0) \notin X$ para $z \neq 0$. Claramente, $\{(x, x) : x \in \mathbb{R}\}$ e $\{(x, -x) : x \in \mathbb{R}\}$ são subespaços de \mathbb{R}^2 .

Nota: $\{(x, x) : x \in \mathbb{R}\} \oplus \{(x, -x) : x \in \mathbb{R}\} = \mathbb{R}^2$.

Outline

Espaços e Subespaços Vetoriais Lineares

Combinações Lineares, Independência, Bases

Sistemas Homogêneos e Subespaços de Matrizes

Transformações Lineares

Espaços com Produto Interno

Combinações e Fechos Lineares

(V um espaço vetorial sobre \mathbb{F})

Um vetor $\mathbf{y} \in V$ é uma *combinação linear* de vetores $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n \in V$ se existem escalares $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \in \mathbb{F}$ tais que

$$\mathbf{y} = \lambda_1 \mathbf{x}_1 + \lambda_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \lambda_n \mathbf{x}_n.$$

Exemplos:

▶ $(3, 2, 1) = 3(1, 0, 0) + 2(0, 1, 0) + (0, 0, 1).$

▶ $(3, 2, 1) = 2(2, 1, 3) - (1, 0, 5).$

▶ $\begin{pmatrix} 2 & 5 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} + 5 \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$

Fechos e Geradores Lineares

(V um espaço vetorial sobre \mathbb{F})

Para $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\} \subseteq V$, não necessariamente um subespaço, o *fecho linear* (ou *linear span*) de X é

$\text{lin. span}(X) := \{\lambda_1 \mathbf{x}_1 + \lambda_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \lambda_n \mathbf{x}_n : \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \in \mathbb{F}\}$,

o conjunto de todas as combinações lineares dos elementos em X .

Nota: $\text{lin. span}(\emptyset) = \{\mathbf{0}\}$.

Proposição

Para todo $X \subseteq V$, $\text{lin. span}(X)$ é um subespaço de V .

X é um *gerador* de/para V (ou X *gera* V) se $\text{lin. span}(X) = V$.

Fechos e Geradores Lineares

Exemplo: Para $i \in [n] := \{1, 2, \dots, n\}$, defina $e_i \in \mathbb{R}^n$ como o vetor que possui a coordenada i igual a 1 e as demais iguais a 0:

$$e_i := (\underbrace{0, \dots, 0}_{i-1}, 1, \underbrace{0, \dots, 0}_{n-i+1}).$$

O conjunto $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ é um gerador de \mathbb{R}^n .

De fato, para qualquer $z = (z_1, z_2, \dots, z_n) \in \mathbb{R}^n$, temos que $z \in \text{lin. span}(E)$, pois

$$z = z_1 \cdot e_1 + z_2 \cdot e_2 + \dots + z_n \cdot e_n.$$

A inclusão $\text{lin. span}(E) \subseteq \mathbb{R}^n$ é imediata. \square

Bases

Seja V um espaço vetorial e $X^* \subseteq V$ um conjunto gerador *minimal* de V , isto é,

- ▶ $V = \text{lin. span}(X^*)$ e
- ▶ para todo $X \subseteq X^*$ tal que $\text{lin. span}(X) = V$, $X^* = X$.

X^* é uma *base* de/para V .

Nota: Em geral, um espaço vetorial admite várias bases.

Pergunta: O que podemos dizer sobre os elementos de uma base para V ? Isto é, como uma base difere de um conjunto gerador não minimal?

Dependência e Independência Linear

Os vetores $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n \in V \setminus \{\mathbf{0}\}$ são *linearmente independentes* se

$$\lambda_1 \mathbf{x}_1 + \lambda_2 \mathbf{x}_2 + \dots + \lambda_n \mathbf{x}_n = \mathbf{0}$$

implica que $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n = 0$. Em caso contrário, eles são *linearmente dependentes*.

De outra forma, se $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n \in V \setminus \{\mathbf{0}\}$ são linearmente dependentes, existe $\lambda_j \neq 0$ tal que

$$\mathbf{x}_j = -\frac{\lambda_1}{\lambda_j} \mathbf{x}_1 - \frac{\lambda_2}{\lambda_j} \mathbf{x}_2 - \dots - \frac{\lambda_{j-1}}{\lambda_j} \mathbf{x}_{j-1} - \frac{\lambda_{j+1}}{\lambda_j} \mathbf{x}_{j+1} - \dots - \frac{\lambda_n}{\lambda_j} \mathbf{x}_n,$$

com o lado direito diferente de $\mathbf{0}$.

Logo, $\mathbf{x}_j \in \text{lin. span}(\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{j-1}, \mathbf{x}_{j+1}, \dots, \mathbf{x}_n\})$ e \mathbf{x}_j é “su-pérfluo”.

Bases e Dimensões

Mostramos com isso que:

Proposição

Um conjunto gerador X é uma base de V se $\text{lin. span}(X) = V$ e os vetores em X são linearmente independentes.

A mesma ideia pode ser usada para mostrar que (verifique!):

Teorema

Todas as bases de V tem o mesmo número de elementos.

O que implica, em espaços vetoriais, que todo conjunto gerador minimal é *minimo* (com respeito à independência linear).

A *dimensão* de V é

$$\dim(V) = |X^*|,$$

com X^* é uma base de V .

V tem dimensão *finita* se $|X^*| < \infty$ e *infinita* em caso contrário.

Bases e Dimensões

Exemplo: Vimos que $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ é um conjunto gerador de \mathbb{R}^n . Claramente, que os vetores em E são linearmente independentes. Logo, E é uma base para \mathbb{R}^n e com isso, que $\dim(\mathbb{R}^n) = n$.

Sejam $S \subseteq T \subseteq V$, com S e T subespaços de V . Não é difícil ver que

$$\dim(S) \leq \dim(T) \leq \dim(V).$$

Além disso, se $S \subset T$, temos que toda base de S pode ser estendida a uma base de T (prove!).

Seja $\mathcal{B} = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ uma base para V , com os vetores v_i listados em alguma ordem fixada. Qualquer vetor $x \in V$ pode ser representado com relação à \mathcal{B} (sob a ordem fixada) como $x = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)_{\mathcal{B}}$, em que

$$x = \lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2 + \dots + \lambda_n v_n.$$

Outline

Espaços e Subespaços Vetoriais Lineares

Combinações Lineares, Independência, Bases

Sistemas Homogêneos e Subespaços de Matrizes

Transformações Lineares

Espaços com Produto Interno

Sistemas Lineares Homogêneos

Um *sistema linear homogêneo* com m equações e n variáveis reais, x_1, x_2, \dots, x_n , costuma ser representado como

$$\begin{array}{cccccc} a_{1,1}x_1 & + & a_{1,2}x_2 & + & \cdots & + & a_{1,n}x_n & = & 0 \\ a_{2,1}x_1 & + & a_{2,2}x_2 & + & \cdots & + & a_{2,n}x_n & = & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \ddots & & \vdots & & \vdots \\ a_{m,1}x_1 & + & a_{m,2}x_2 & + & \cdots & + & a_{m,n}x_n & = & 0 \end{array}$$

em que $a_{i,j} \in \mathbb{R}$ são ditos *coeficientes*.

Claramente, $x_1 = x_2 = \cdots = x_n = 0$ é uma solução, chamada *trivial*. Logo, todo sistema homogêneo é *consistente*.

O foco torna-se, então: o sistema admite soluções não nulas? em caso afirmativo, o número de soluções não nulas é finito ou infinito? em sendo infinito, é possível descrevê-las de forma finita? e, finalmente, como encontrar tais soluções?

Sistemas Lineares Homogêneos

A forma como foi escrito produz um enfoque natural na organização do sistema por **linhas**. É conveniente abreviar esta forma para:

$$\begin{array}{rcl} \mathbf{a}_1^\top \mathbf{x} & = & 0 \\ \mathbf{a}_2^\top \mathbf{x} & = & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{a}_m^\top \mathbf{x} & = & 0 \end{array}$$

com $\mathbf{a}_i = (a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,n})$ e $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.

Sistemas Lineares Homogêneos

Uma variação consiste em organizar o sistema por **colunas**:

$$x_1 \begin{pmatrix} a_{1,1} \\ a_{2,1} \\ \vdots \\ a_{m,1} \end{pmatrix} + x_2 \begin{pmatrix} a_{1,2} \\ a_{2,2} \\ \vdots \\ a_{m,2} \end{pmatrix} + \cdots + x_n \begin{pmatrix} a_{1,n} \\ a_{2,n} \\ \vdots \\ a_{m,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

Fica claro que qualquer solução para o sistema é uma combinação linear dos vetores coluna formados pelos coeficientes.

Finalmente, definindo a matriz $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ como $\mathbf{A}_{i,j} = a_{i,j}$ e $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, temos a notação matricial

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{0}.$$

Claramente, todas as notações são equivalentes. É somente uma questão de usarmos a notação mais apropriada (mais fácil de trabalhar com) em cada circunstância.

Subespaços Associados a Matrizes

Seja $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ uma matriz com m linhas e n colunas.

O *espaço coluna* (ou *range*) de \mathbf{A} é o fecho linear das colunas de \mathbf{A} :

$$\text{range}(\mathbf{A}) = \text{lin. span}(\{\mathbf{A}_{*,j} : j \in [n]\}).$$

O *espaço linha* de \mathbf{A} é o fecho linear das linhas de \mathbf{A} :

$$\text{row. span}(\mathbf{A}) = \text{lin. span}(\{\mathbf{A}_{i,*} : i \in [m]\}).$$

Proposição

As dimensões de $\text{range}(\mathbf{A})$ e $\text{row. span}(\mathbf{A})$ são sempre iguais.

Tal valor é dito o *posto* (ou *rank*) de \mathbf{A} e, claramente,

$$\text{rank}(\mathbf{A}) \leq \min\{m, n\}.$$

\mathbf{A} tem *posto completo* (é *full dimensional*) se $\text{rank}(\mathbf{A}) = \min\{m, n\}$.

Subespaços Associados a Matrizes

O conjunto

$$\text{null}(\mathbf{A}) := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$$

é chamado *kernel* ou *espaço nulo* (*null space*) de \mathbf{A} .

$\text{null}(\mathbf{A})$ é um subespaço de \mathbb{R}^n e $\text{range}(\mathbf{A})$ é um subespaço de \mathbb{R}^m .

Teorema

$$\dim(\mathbb{R}^n) = \dim(\text{null}(\mathbf{A})) + \dim(\text{range}(\mathbf{A})).$$

Prova. Se $\mathbf{A} = \mathbf{0}$, então $\text{null}(\mathbf{A}) = \mathbb{R}^n$, $\text{range}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$ e o resultado é válido. Suponha $\mathbf{A} \neq \mathbf{0}$ e seja $\mathcal{K} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\}$ uma base para $\text{null}(\mathbf{A})$.

\mathcal{K} pode ser estendida a uma base para \mathbb{R}^n . Sejam $\mathcal{J} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_\ell\}$ os vetores que realizam esta extensão ($\ell = n - k$).

Subespaços Associados a Matrizes

Para $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, temos então que

$$\mathbf{x} = \lambda_1 \mathbf{u}_1 + \lambda_2 \mathbf{u}_2 + \cdots + \lambda_k \mathbf{u}_k + \mu_1 \mathbf{v}_1 + \mu_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + \mu_\ell \mathbf{v}_\ell.$$

Aplicando \mathbf{A} acima e notando que $\mathbf{A}\mathbf{u}_i = \mathbf{0}$, temos

$$\begin{aligned} \mathbf{A}\mathbf{x} &= \mathbf{A}(\lambda_1 \mathbf{u}_1 + \lambda_2 \mathbf{u}_2 + \cdots + \lambda_k \mathbf{u}_k) + \mathbf{A}(\mu_1 \mathbf{v}_1 + \mu_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + \mu_\ell \mathbf{v}_\ell) \\ &= \mu_1 \mathbf{A}\mathbf{v}_1 + \mu_2 \mathbf{A}\mathbf{v}_2 + \cdots + \mu_\ell \mathbf{A}\mathbf{v}_\ell. \end{aligned}$$

Isso implica que $\mathcal{L} = \{\mathbf{A}\mathbf{v}_1, \mathbf{A}\mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{A}\mathbf{v}_\ell\}$ é um conjunto gerador para $\text{range}(\mathbf{A})$. Resta provarmos que \mathcal{L} é linearmente independente.

Temos que $\phi_1 \mathbf{A}\mathbf{v}_1 + \phi_2 \mathbf{A}\mathbf{v}_2 + \cdots + \phi_\ell \mathbf{A}\mathbf{v}_\ell = \mathbf{0}$ se e somente se $\mathbf{A}(\phi_1 \mathbf{v}_1 + \phi_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + \phi_\ell \mathbf{v}_\ell) = \mathbf{0} \iff \phi_1 \mathbf{v}_1 + \phi_2 \mathbf{v}_2 + \cdots + \phi_\ell \mathbf{v}_\ell = \mathbf{0}$.

Como \mathcal{J} é linearmente independente, temos que $\phi_j = 0$ e assim, \mathcal{L} é uma base para $\text{range}(\mathbf{A})$ de dimensão ℓ . \square

Subespaços Associados a Matrizes

Este é um bom momento para resumirmos o que fizemos acima. . .

Considere um sistema linear homogêneo $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$, para $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

- ▶ O sistema sempre admite uma solução trivial: $\mathbf{x} = \mathbf{0}$.
- ▶ A solução trivial é a única solução do sistema se $\text{null}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$; de outra forma, se $\text{dim}(\text{null}(\mathbf{A})) = 0$.
- ▶ Caso $\text{dim}(\text{null}(\mathbf{A})) > 0$, uma base para $\text{null}(\mathbf{A})$ pode ser encontrada “dentro” de uma base para \mathbb{R}^n .
- ▶ Sendo $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\}$ é uma base para $\text{null}(\mathbf{A})$, todo vetor

$$\mathbf{z} = \lambda_1 \mathbf{u}_1 + \lambda_2 \mathbf{u}_2 + \dots + \lambda_k \mathbf{u}_k$$

é uma solução para o sistema, pois $\mathbf{Az} = \mathbf{0}$.

Os vetores $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\}$ acima formam um *sistema fundamental de soluções* de $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$.

Subespaços Associados a Matrizes

As relações abaixo serão úteis.

Proposição

Seja $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ uma matriz quadrada. São equivalentes:

- (a) \mathbf{A} é invertível: $\exists \mathbf{A}^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ tal que $\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{A} = \mathbf{I}$;
- (b) \mathbf{A}^T é invertível;
- (c) $\det(\mathbf{A}) := \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn}(\sigma) \prod_i \mathbf{A}_{i,\sigma(i)} \neq 0$; (*determinante de \mathbf{A}*)
- (d) As linhas de \mathbf{A} são linearmente independentes;
- (e) As colunas de \mathbf{A} são linearmente independentes;
- (f) $\text{rank}(\mathbf{A}) = n$; (\mathbf{A} tem posto completo)
- (g) O sistema $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$ tem uma única solução;
- (i) $\text{null}(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$. ($\mathbf{0}$ é o único elemento no kernel de \mathbf{A})

Nota: num futuro próximo, vamos estender o maquinário desenvolvido até aqui para sistemas afins e sistemas com desigualdades.

Outline

Espaços e Subespaços Vetoriais Lineares

Combinações Lineares, Independência, Bases

Sistemas Homogêneos e Subespaços de Matrizes

Transformações Lineares

Espaços com Produto Interno

Transformações Lineares

Sejam V e W dois espaços vetoriais sobre \mathbb{F} .

Um mapeamento $T : V \rightarrow W$ é uma *transformação linear* se

- ▶ $T(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = T(\mathbf{x}) + T(\mathbf{y})$, para $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$;
- ▶ $T(\lambda \cdot \mathbf{x}) = \lambda T(\mathbf{x})$, para $\lambda \in \mathbb{F}$ e $\mathbf{x} \in V$.

A transformação linear T é dita um *operador linear* se $W = V$; caso $W = \mathbb{F}$, é dita um *funcional linear*.

Quando $V = \mathbb{R}^n$ e $W = \mathbb{R}$, o funcional linear T é referido simplesmente como uma *função linear* real.

Para $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ e $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ variáveis reais, temos que

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{a}^\top \mathbf{x}$$

é uma função linear; e toda função linear tem a forma acima (requer uma prova).

Transformações Lineares

Se V e W tiverem dimensão finita n e m , a transformação linear $T : V \rightarrow W$ pode ser representada por uma matriz com m linhas e n colunas. Vamos ilustrar este resultado para $V = \mathbb{R}^n$ e $W = \mathbb{R}^m$.

Sejam $\mathcal{B}_n = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$ e $\mathcal{B}_m = \{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m\}$ bases para \mathbb{R}^n e \mathbb{R}^m . Defina $\mathbf{u}_i = T(\mathbf{v}_i)$, para $\mathbf{v}_i \in \mathcal{B}_n$. Temos que $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^m$. Como \mathcal{B}_m é base,

$$\mathbf{u}_i = a_{1,i}\mathbf{w}_1 + a_{2,i}\mathbf{w}_2 + \dots + a_{m,i}\mathbf{w}_m.$$

Para $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, temos que $\mathbf{x} = \lambda_1\mathbf{v}_1 + \lambda_2\mathbf{v}_2 + \dots + \lambda_n\mathbf{v}_n$. Assim,

$$\begin{aligned} T(\mathbf{x}) &= T(\lambda_1\mathbf{v}_1 + \lambda_2\mathbf{v}_2 + \dots + \lambda_n\mathbf{v}_n) \\ &= \lambda_1T(\mathbf{v}_1) + \lambda_2T(\mathbf{v}_2) + \dots + \lambda_nT(\mathbf{v}_n) \\ &= \lambda_1\mathbf{u}_1 + \lambda_2\mathbf{u}_2 + \dots + \lambda_n\mathbf{u}_n. \end{aligned}$$

Substituindo $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n$ acima...

Transformações Lineares

obtemos

$$\begin{aligned}T(\mathbf{x}) &= \lambda_1(a_{1,1}\mathbf{w}_1 + a_{2,1}\mathbf{w}_2 + \cdots + a_{m,1}\mathbf{w}_m) \\ &\quad + \lambda_2(a_{1,2}\mathbf{w}_1 + a_{2,2}\mathbf{w}_2 + \cdots + a_{m,2}\mathbf{w}_m) \\ &\quad \vdots \\ &\quad + \lambda_n(a_{1,n}\mathbf{w}_1 + a_{2,n}\mathbf{w}_2 + \cdots + a_{m,n}\mathbf{w}_m) \\ &= (\lambda_1 a_{1,1} + \lambda_2 a_{1,2} + \cdots + \lambda_n a_{1,n})\mathbf{w}_1 \\ &\quad + (\lambda_1 a_{2,1} + \lambda_2 a_{2,2} + \cdots + \lambda_n a_{2,n})\mathbf{w}_2 \\ &\quad \vdots \\ &\quad + (\lambda_1 a_{m,1} + \lambda_2 a_{m,2} + \cdots + \lambda_n a_{m,n})\mathbf{w}_m \\ &= \boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_1 \mathbf{w}_1 + \boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_2 \mathbf{w}_2 + \cdots + \boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_m \mathbf{w}_m,\end{aligned}$$

com $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ e $\mathbf{a}_i = (a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,m})$.

Transformações Lineares

Considerando a representação de \mathbf{x} em \mathcal{B}_n ,

$$\mathbf{x} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)_{\mathcal{B}_n},$$

e a representação de $T(\mathbf{x})$ em \mathcal{B}_m ,

$$T(\mathbf{x}) = (\boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_1, \boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_2, \dots, \boldsymbol{\lambda}^\top \mathbf{a}_m)_{\mathcal{B}_m},$$

e definindo a matriz

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \text{---} & \mathbf{a}_1^\top & \text{---} \\ \text{---} & \mathbf{a}_2^\top & \text{---} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \text{---} & \mathbf{a}_m^\top & \text{---} \end{pmatrix}$$

vem que

$$T(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x}.$$

Transformações Lineares

Podemos, então, abusar da notação e usar o mesmo símbolo para denotar uma transformação linear e a matriz que a representa.

Os resultados envolvendo subespaços associados a matrizes são válidos para transformações lineares.

Por exemplo,

Teorema

Para $T : V \rightarrow W$, $\dim(V) = \dim(\text{null}(T)) + \dim(\text{range}(T))$.

Um resultado interessante que será indiretamente útil neste curso:

Teorema

T é injetora sse $\text{null}(T) = \{\mathbf{0}\}$ e sobrejetora sse $\text{range}(T) = W$.

Mudanças de Base

Sejam \mathcal{B} e \mathcal{B}' bases distintas de \mathbb{R}^n .

Problema

Dado um vetor $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ representado na base \mathcal{B} , encontrar a representação de \mathbf{x} na base \mathcal{B}' .

O desenvolvimento anterior fornece a resposta: mudanças de base são realizadas por operadores lineares.

Se $B : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ faz a mudança $\mathcal{B} \mapsto \mathcal{B}'$ e \mathbf{A}_B é a matriz associada a B , temos que $\mathbf{A}_B \mathbf{x}$ é a representação de \mathbf{x} em \mathcal{B}' .

Nota: \mathbf{A}_B tem posto completo; logo, é invertível.

Se $C : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ for outro operador de mudança de base $\mathcal{B}' \mapsto \mathcal{B}''$, com matriz \mathbf{A}_C associada, temos que uma mudança $\mathcal{B} \mapsto \mathcal{B}''$ é dada por:

$$C \circ B(\mathbf{x}) = C(B(\mathbf{x})) = \mathbf{A}_C \mathbf{A}_B \mathbf{x}.$$

Outline

Espaços e Subespaços Vetoriais Lineares

Combinações Lineares, Independência, Bases

Sistemas Homogêneos e Subespaços de Matrizes

Transformações Lineares

Espaços com Produto Interno

Produto Interno

Um produto interno em um espaço vetorial V sobre \mathbb{F} é uma operação $\langle \cdot, \cdot \rangle : V \times V \rightarrow \mathbb{F}$ positiva, conjugado-simétrica e bilinear. A conjugação depende do corpo \mathbb{F} .

Em \mathbb{R} , a conjugação é a operação de transposição. Assim, um *produto interno* em um espaço V sobre \mathbb{R} satisfaz, para todos $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z} \in V$ e $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$:

- ▶ *positividade*: $\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle \geq 0$, com igualdade somente se $\mathbf{x} = \mathbf{0}$;
- ▶ *simetria*: $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{y}, \mathbf{x} \rangle$;
- ▶ *bilinearidade*: $\langle \lambda \mathbf{x} + \mu \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle = \lambda \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle + \mu \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle$.

O produto interno *canônico* em \mathbb{R}^n é dado por:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle := \mathbf{x}^\top \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n.$$

Normas

Produtos internos induzem normas. Em particular, o produto interno canônico em \mathbb{R}^n induz a *norma euclidiana* ou norma ℓ_2 :

$$\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x}\|_2 := \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle^{\frac{1}{2}}, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n,$$

e $\|\mathbf{x}\|$ é a *magnitude* ou *comprimento* de \mathbf{x} . Se $\|\mathbf{x}\| = 1$, dizemos que \mathbf{x} é *unitário*.

Desigualdade triangular: $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$.

Teorema de Pitágoras: $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|^2 = \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2$.

Lema (Desigualdade de Cauchy-Schwarz)

Para quaisquer vetores $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$, vale que $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle| \leq \|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|$.

Desigualdade de Cauchy-Schwarz

Prova. Podemos supor que $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$. Defina $\mathbf{u} = \lambda\mathbf{x} - \mathbf{y}$, para algum $\lambda \in \mathbb{R}$. Temos que

$$\langle \mathbf{u}, \mathbf{u} \rangle = \langle \lambda\mathbf{x} - \mathbf{y}, \lambda\mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle = \lambda^2 \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - 2\lambda \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle + \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle \geq 0,$$

em que a desigualdade final advém do fato que $\langle \mathbf{u}, \mathbf{u} \rangle = \|\mathbf{u}\|^2 \geq 0$. Tomando $\lambda = \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle / \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle$ e substituindo acima,

$$\frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2}{\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle} - 2 \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2}{\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle} + \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle \geq 0 \quad \iff \quad \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2 \leq \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle,$$

ou $|\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle| \leq \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle^{1/2} \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle^{1/2} = \|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|$. □

A igualdade ocorre se e somente se: um dos vetores é igual a zero, ou quando $\mathbf{x} = \mathbf{y}$.

Distâncias, Ângulos e Projeções

A norma euclidiana induz uma *distância* entre vetores em \mathbb{R}^n :

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|, \quad \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n.$$

Também fornece o ângulo θ entre vetores \mathbf{x} e \mathbf{y} :

$$\theta = \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|} \right).$$

Assim, \mathbf{x} e \mathbf{y} são *ortogonais* se $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$.

A *projeção escalar* de \mathbf{x} na direção de \mathbf{y} é dada por

$$x_y = \|\mathbf{x}\| \cos \theta = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{y}\|},$$

em que θ é o ângulo entre \mathbf{x} e \mathbf{y} .

Bases Ortonormais

Uma base $\mathcal{B} = \{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$ de \mathbb{R}^n é *ortogonal* se para $i \neq j$,

$$\langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle = 0.$$

\mathcal{B} é *ortonormal* se é ortogonal e $\|\mathbf{v}_i\| = 1$, para todo i .

Exemplo: $E = \{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n\}$ é uma base ortonormal de \mathbb{R}^n .

Temos ainda, para todo $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, que:

$$\mathbf{x} = \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_1 \rangle \mathbf{e}_1 + \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_2 \rangle \mathbf{e}_2 + \dots + \langle \mathbf{x}, \mathbf{e}_n \rangle \mathbf{e}_n.$$

Teorema

Todo espaço vetorial de dimensão finita com produto interno admite uma base ortonormal.

Uma prova é fornecida pelo algoritmo de ortonormalização de Gram-Schmidt.