Deep Learning Book

Capítulo 2 - Álgebra Linear

Davi Duarte de Paula

davi_duarte@outlook.com





Escalar: Um único número. Representado aqui em itálico e em caixa baixa. Por exemplo: seja $s \in \mathbb{R}$ e $n \in \mathbb{N}$.

Vetores: Uma sequência de números em ordem e indexáveis. Representado por uma letra em caixa baixa e negrito. Os valores que pertencem ao vetor precisam ser definidos, por exemplo: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, significando que o vetor \mathbf{x} possui n elementos pertencentes ao conjunto \mathbb{R} .

Vetores:

$$oldsymbol{x} = \left[egin{array}{c} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array} \right].$$

Vetores: Os elementos individuais internos são representados com letras em caixa baixa, sem negrito, indexados com um número subscrito.

Um vetor pode ser representado como um ponto no espaço, sendo que cada elemento representa o valor em uma determinada dimensão.

Vetores: É possível também acessar um subconjunto do vetor, definindo um conjunto específico. Por exemplo, para acessar os elementos x_1, x_3 e x_6 , podemos definir:

$$S = \{1,2,3\}, e acessar o vetor como xS$$

Para acessar todos os elementos do vetor, exceto os presente em S, denota-se como $\mathbf{x}_{\underline{\ }}$.

Matrizes: É uma sequência de valores 2D. Portanto, cada elemento é identificado com 2 índices. As matrizes aqui serão representadas com letras capitais em negrito, como A.

Considerando que a matriz A seja composta por números reais e tenha m linhas e n colunas, ela é denotada como: $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$.

Os elementos de uma matriz aqui serão denotados com letras capitais em itálico (sem negrito). O elemento mais ao topo e a esquerda é o $A_{1,1}$, enquanto que o elemento mais à direita e em baixo é o $A_{\rm mn}$.

Matrizes: Uma única linha ou coluna de uma matriz é denotada como $A_{i,:}$ ou $A_{:,i}$, respectivamente, sendo que i é a posição da linha que se deseja obter.

A matriz A pode ser denotada explicitamente da seguinte maneira,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \\ A_{2,1} & A_{2,2} \end{bmatrix}$$

Tensores: É uma sequência de valores em 3 ou mais dimensões. Supondo que um tensor **A** (repare na mudança da fonte) possui 3 dimensões, um elemento na coordenada (i, j, k) é definido como $A_{i,j,k}$.

Transposição e matrizes:

$$oldsymbol{A} = egin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} \ A_{2,1} & A_{2,2} \ A_{3,1} & A_{3,2} \end{bmatrix} \Rightarrow oldsymbol{A}^{ op} = \left[egin{array}{ccc} A_{1,1} & A_{2,1} & A_{3,1} \ A_{1,2} & A_{2,2} & A_{3,2} \end{array}
ight]$$

Transposição e matrizes:

Um vetor pode ser pensado com uma matriz com apenas 1 coluna. Portanto

$$oldsymbol{x} = \left[egin{array}{c} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array} \right] = \left[x_1, x_2, ..., x_n \right]^{ op}.$$

Transposição e matrizes:

Um escalar pode ser considerado como uma matriz com somente 1 elemento, portanto

$$a = a^{\mathsf{T}}$$

Adição e multiplicação de matrizes e vetores:

Duas matrizes com as mesmas dimensões podem ser somadas efetuando a soma de seus respectivos elementos ponto a ponto.

$$C = A + B$$
, onde $C_{i,j} = A_{i,j} + B_{i,j}$.

Adição e multiplicação de matrizes e vetores:

Um escalar e uma matriz podem ser somados e/ou multiplicados, efetuando a operação com o escalar e cada um dos elementos da matriz.

$$\mathbf{D} = a \cdot \mathbf{B} + c_{\text{, onde}} \ D_{i,j} = a \cdot B_{i,j} + c_{\text{, onde}}$$

sendo *a* e *c* escalares e *B* uma matriz qualquer.

Broadcasting

Em Deep Learning, o conceito de Broadcasting permite somar um vetor por uma matriz, copiando implicitamente o vetor nas outras colunas.

$$C = A + b$$
, $C_{i,j} = A_{i,j} + b_j$

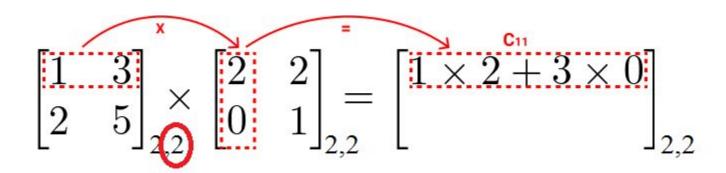
sendo *b* um escalar e *A* uma matriz qualquer.

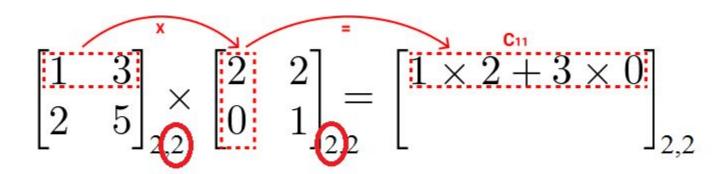
A multiplicação envolvendo duas matrizes resulta em uma terceira matriz. Essa multiplicação é representada como:

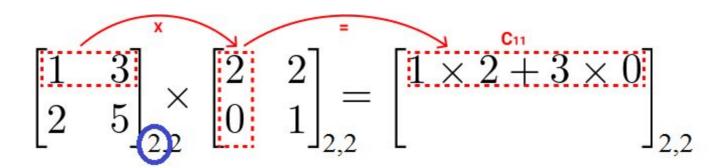
$$C = AB$$

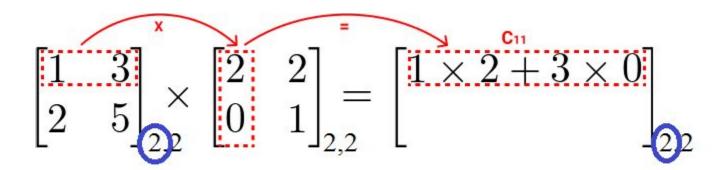
$$\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 5 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \times 2 + 3 \times 0 \\ \end{bmatrix}$$

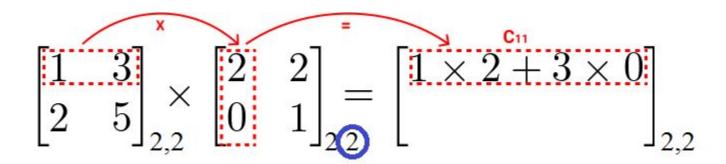
$$\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 5 \end{bmatrix}_{2,2}^{\times} \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}_{2,2} = \begin{bmatrix} 1 \times 2 + 3 \times 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}_{2,2}$$

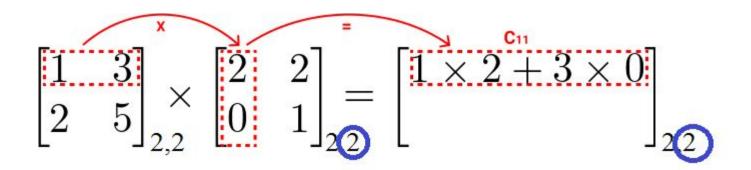












Hadamard product: É a multiplicação ponto a ponto dos elementos da matriz, e é representado por $C = A \odot B$, sendo A, B e C matrizes de mesma dimensão.

$$\begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 \cdot B_1 \\ A_2 \cdot B_2 \end{bmatrix}$$

Produto interno: Seja 2 vetores de mesma dimensão, **x** e **y**, o produto interno entre eles pode visto como:

Algumas propriedades:

- Distributiva:

$$A(B+C) = AB + AC$$

- Associativa

$$A(BC) = (AB)C$$

- Transposta

$$(\boldsymbol{A}\boldsymbol{B})^{\top} = \boldsymbol{B}^{\top}\boldsymbol{A}^{\top}$$

Algumas propriedades:

- Comutativa (APENAS NO PRODUTO INTERNO!)

$$oldsymbol{x}^ op oldsymbol{y} = oldsymbol{y}^ op oldsymbol{x}$$

Sistemas Lineares

Um sistema linear pode ser representado na forma

$$Ax = b$$
,

Sendo que os elementos de cada linha de *A* são os coeficientes de uma equação, cada elemento de **x** é uma variável e cada elemento de **b** é um resultado

$$A_{1,1}x_1 + A_{1,2}x_2 + \cdots + A_{1,n}x_n = b_1$$

$$A_{2,1}x_1 + A_{2,2}x_2 + \cdots + A_{2,n}x_n = b_2$$

. . .

$$A_{m,1}x_1 + A_{m,2}x_2 + \cdots + A_{m,n}x_n = b_m.$$

Matriz Identidade

Qualquer matriz multiplicada pela identidade, é a própria matriz

$$\left[\begin{array}{ccc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{array}\right]$$

$$A^{-1}A = I_{\text{n}}$$

$$Ax = b$$

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$
$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$$

$$egin{aligned} oldsymbol{A}oldsymbol{x} &= oldsymbol{b} \ oldsymbol{A}^{-1}oldsymbol{A}oldsymbol{x} &= oldsymbol{A}^{-1}oldsymbol{b} \ oldsymbol{I}_noldsymbol{x} &= oldsymbol{A}^{-1}oldsymbol{b} \end{aligned}$$

$$egin{aligned} m{A}m{x} &= m{b} \ m{A}^{-1}m{A}m{x} &= m{A}^{-1}m{b} \ m{I}_nm{x} &= m{A}^{-1}m{b} \ m{x} &= m{A}^{-1}m{b} \end{aligned}$$

Identificando soluções

- SPD Sistema Possível e Determinado possui uma única solução.
- SPI Sistema Possível e Indeterminado possui infinitas soluções.
- SI Sistema Impossível não possui solução.

Identificando soluções

- SPD:

$$\left[\begin{array}{c|c|c|c}1 & 3 & 1\\0 & -7 & -4\end{array}\right], \left[\begin{array}{c|c|c}1 & 2 & 1 & 12\\0 & -5 & 4 & -11\\0 & 0 & -3 & -3\end{array}\right], \left[\begin{array}{c|c|c}2 & 0 & 0 & 0 & 10\\0 & 1 & 0 & 0 & -12\\0 & 0 & 2 & 0 & 6\\0 & 0 & 0 & 1 & 1\end{array}\right]$$

Identificando soluções

- SPD:

$$\left[\begin{array}{c|c|c} 1 & 0 & -5/7 \\ 0 & 1 & 4/7 \end{array}\right], \left[\begin{array}{c|c|c} 1 & 0 & 0 & 5 \\ 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{array}\right], \left[\begin{array}{c|c|c} 1 & 0 & 0 & 0 & 5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{array}\right].$$

Identificando soluções

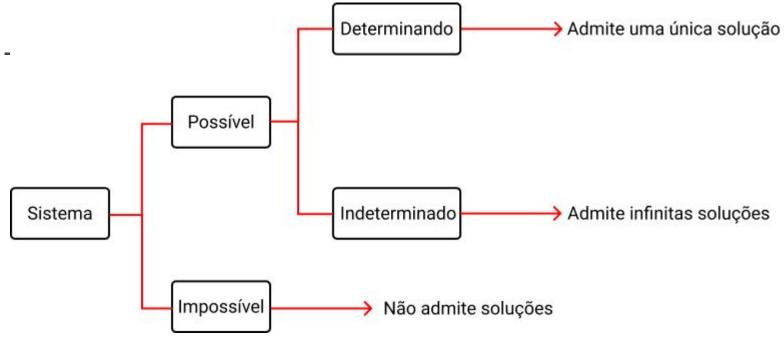
- SI:

$$\begin{cases} x+y=1\\ x+y=2 \end{cases}$$

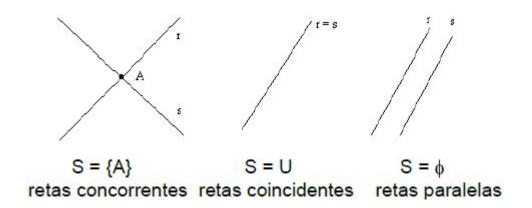
Identificando soluções

- SPI:

Identificando soluções



Identificando soluções



Combinação linear

É uma expressão construída a partir de um conjunto de termos, multiplicando cada termo por uma constante.

Combinação linear

Formalmente, uma combinação linear é a multiplicação de um conjunto de vetores $\mathbf{v}^{(i)}$ pelo correspondente coeficiente escalar, somando os resultados no final.

$$\sum_{i} c_{i} \boldsymbol{v}^{(i)}.$$

Dependência Linear

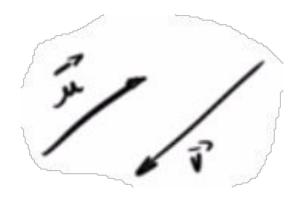
Útil para o estudo do paralelismo entre retas, planos e vetores

Sendo o conjunto de vetores {x}

- LD se x = 0
- LI se x = 0

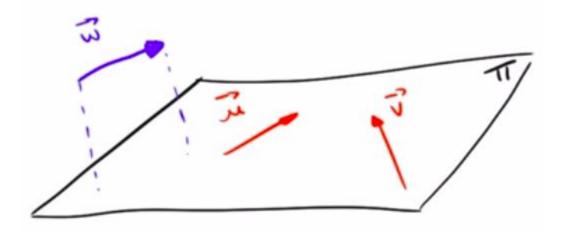
Sendo o conjunto de vetores {x, y}

- LD se x e y são paralelos
- LI se x e y não são paralelos



Sendo o conjunto de vetores {x, y, z}

- LD se x, y e z são coplanares
- LI se x, y e z não são coplanares



A norma de um vetor pode ser entendido com a distância entre a origem e o respectivo vetor.

$$||\boldsymbol{x}||_p = \left(\sum_i |x_i|^p\right)^{\frac{1}{p}}$$

Norma L₂ muito usada, sendo que ela é a Distância Euclidiana.

- Em muitas aplicações de Machine Learning, a norma L₂ pode ser indesejada pois ela apresenta um crescimento pequeno em valores próximos à 0.
- A norma L₁ é uma solução, pois ela tem um crescimento uniforme nos valores próximos a 0 e mantém a simplicidade.

$$||\boldsymbol{x}||_1 = \sum_i |x_i|$$

- A norma L1 é utilizada quando a diferença entre elementos nulos e não-nulos é muito importante.
- Incremento linear nos valores próximos à 0.

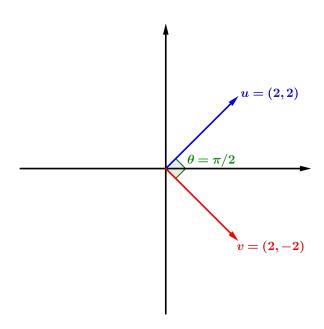
A **norma máxima** representa um determinado vetor pelo seu elemento máximo.

$$||\boldsymbol{x}||_{\infty} = \max_{i} |x_i|$$

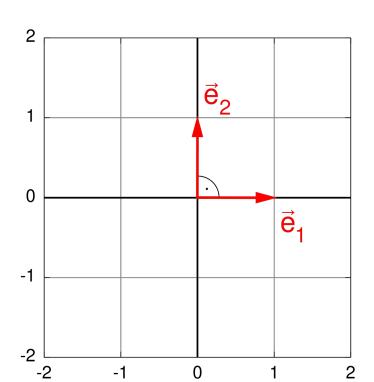
Quando se deseja medir o tamanho de uma matriz, a **norma de Frobenius** fornece uma alternativa.

$$||A||_F = \sqrt{\sum_{i,j} A_{i,j}^2}$$

Vetores Ortogonais



Vetores Ortonormais



Obrigado!