

Centro Universitário de Brasília – UniCEUB

Convergência de Cadeia de Markov Não-Homogênea e Aplicações

Bolsista: Magdal Alves Custódio
Orientador: Juan Alberto Rojas Cruz
Curso: Matemática

Brasília, 1^o semestre de 2006

SUMÁRIO

Introdução	10
Capítulo 1 – Normas e Produtos interiores	12
1.1 Espaços com produto interno	12
1.2 Propriedade num espaço com produto interior	14
1.3 Produto interior e normas	15
1.4 Normas induzidas por produtos interiores	15
1.5 Normas em \mathbb{R}^n	16
1.6 Caracterização de normas vetoriais induzidas por produtos interiores	17
Aplicações	19
Capítulo 2 – Normas matriciais	22
2.1 Norma de Frobenius	22
2.2 Uma leve generalização da norma de Frobenius	23
Capítulo 3 – Normas matriciais subordinadas	24
Normas subordinadas	25
Propriedades das normas subordinadas	26
Resultado da análise, interpretação dos dados e conclusões	28
Referências Bibliográficas	29
ANEXO	

INTRODUÇÃO

A convergência de uma seqüência de matrizes A_1, A_2, \dots, A_n , para uma matriz B implica na escolha de uma norma matricial. Assim, falamos de convergência de uma seqüência de matrizes para matriz B , em relação a uma norma $\| \cdot \|$, quando

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|A_n - B\| = 0.$$

O interesse de estudar a convergência de seqüências de matrizes está intimamente ligado a um tipo de processo estocástico chamado *Cadeia de Markov*. O estudo assintótico de uma Cadeia de Markov com espaço de estados finitos ou enumeráveis, pode ser realizado estudando o comportamento das matrizes estocásticas associadas à cadeia. Usualmente é utilizada a norma do supremo $\|A\|_\infty = \sup_i \sum_{j \geq 1} |a_{ij}|$ para analisar a convergência de produtos de matrizes estocásticas. De fato, a maior parte dos resultados teóricos sobre convergência de produtos de matrizes estocásticas encontradas em Isaacson e Madsem (1973), são estabelecidos em relação a esta norma.

Em trabalho recente, ainda não publicado, Cruz (2006), observa que alguns resultados em produto de matrizes estocásticas podem ser reformulados em relação a normas mais gerais, a saber normas que não são necessariamente completas, porém que satisfazem a desigualdade $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$. Surge assim o interesse por identificar normas matriciais que satisfaçam a desigualdade acima. Ressaltamos que a identificação de normas mais gerais nas quais possam ser estabelecidos resultados sobre Cadeia de Markov é de grande interesse, uma vez que poderia facilitar as aplicações.

Em relação à pesquisa bibliográfica, destacamos o texto *Álgebra Linear com Aplicações* de Steve J. Leon. Neste livro, encontram-se alguns resultados gerais para gerar normas matriciais que satisfaçam à desigualdade $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$. A técnica apresentada neste livro consiste em gerar normas matriciais a partir de normas vetoriais; dada uma norma vetorial $\| \cdot \|_V$ define-se a norma matricial $\| \cdot \|_M$; da seguinte forma:

$\|A\|_M = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_V}{\|x\|_V}$ e mostra-se que estas normas satisfazem a desigualdade

desejada. Se considerarmos a norma vetorial $\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} \right)$, obtemos a norma matricial $\| \cdot \|_\infty$.

Um outro resultado interessante também encontrado nesse livro é a norma de

Frobenius $\|A\|_F = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m a_{ij}^2 \right)^{\frac{1}{2}}$, a qual é induzida pelo produto interior canônico em \mathbb{R}^n

e satisfaz a desigualdade $\|AB\|_F \leq \|A\|_F \cdot \|B\|_F$.

Capítulo 1

NORMAS E PRODUTOS INTERIORES

1.1 – Espaços com produto interno

Definição: Seja V um espaço vetorial real. Suponha que a cada par de vetores $u, v \in V$ associamos um número real, denotado por $\langle u, v \rangle$. Essa função é denominada produto interno (real) em V , se satisfaz às propriedades abaixo:

- (i) $\langle u, u \rangle \geq 0$; e $\langle u, u \rangle = 0$ se e só se $u = 0$.
- (ii) $\langle u, v \rangle = \langle v, u \rangle$ quaisquer que sejam u e v em V .
- (iii) $\langle \alpha u + \beta v, w \rangle = \alpha \langle u, w \rangle + \beta \langle v, w \rangle$ quaisquer que sejam u, v, w em V e α, β escalares.

Exemplos de produtos interiores

1º) Produto interno usual do \mathbb{R}^n

Se $u = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ e $v = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ são vetores genéricos do \mathbb{R}^n , então $\langle u, v \rangle = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$, define um produto interior.

2º) Espaço dos polinômios $P(t)$

O espaço vetorial $P(t)$ de todos os polinômios é um produto interno definido definido pôr:

$$\langle f, g \rangle = \int_0^1 f(t)g(t)dt$$

Por exemplo: considere $f(t) = 3t - 5$ e $g(t) = t^2$ no espaço dos polinômios $P(t)$ então $\langle f, g \rangle$, temos que $f(t)g(t) = 3t^3 - 5t^2$. Assim

$$\langle f, g \rangle = \int_0^1 (3t^3 - 5t^2)dt = \left. \frac{3}{4}t^4 - \frac{5}{3}t^3 \right|_0^1 = \frac{3}{4} - \frac{5}{3} = -\frac{11}{12}$$

3º Espaço de Hilbert

Seja V o espaço vetorial de todas as seqüências infinitas de números reais (a_1, a_2, a_3, \dots) satisfazendo a

$$\sum_{i=1}^{\infty} a_i^2 = a_1^2 + a_2^2 + a_3^2 + \dots < \infty$$

isto é, a soma converge. A adição e a multiplicação por escalar são definidas em V componente a componente, isto é, se $u = (a_1, a_2, \dots)$ e $v = (b_1, b_2, \dots)$

então, $u + v = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, \dots)$ e $\alpha u = (\alpha a_1, \alpha a_2, \dots)$, e temos o produto interno em V definido pôr,

$$\langle u, v \rangle = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots$$

A soma acima converge absolutamente para qualquer par de pontos em V . Desta forma, o produto está bem definido. Este espaço com produto interno é chamado de espaço ζ_2 ou espaço de Hilbert.

4º Espaço das matrizes $M = M_{m \times n}$

Seja $M = M_{m \times n}$ o espaço vetorial de todas as matrizes reais do tipo $m \times n$. Um produto interno é definido em M por:

$\langle A, B \rangle = \text{tr}(B^t A)$ onde, $\text{tr}(\quad)$ é o traço, isto é, a soma dos elementos da diagonal principal. Se $A = [a_{ij}]$ e $B = [b_{ij}]$, então

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(B^t A) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{ij}$$

Isto é, $\langle A, B \rangle$ é a soma dos elementos correspondentes a A e B .

Por exemplo: Considerando as matrizes $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$ e $B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(B^t A)$$

$$B^t = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \Rightarrow B^t A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 & -3 \\ 6 & 10 \end{pmatrix}$$

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(B^t A) = \text{tr} \begin{pmatrix} -2 & -3 \\ 6 & 10 \end{pmatrix} = -2 + 10 = 8.$$

1.2 – Propriedade num espaço com produto interno

Dois vetores u e v são ditos **ortogonais** se $\langle u, v \rangle = 0$.

Por exemplo:

(a) O vetor 0 é ortogonal a todos os vetores em \mathbb{R}^2 ;

(b) Os vetores $\begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix}$ e $\begin{pmatrix} -4 \\ 6 \end{pmatrix}$ são ortogonais em \mathbb{R}^2 ;

(c) Os vetores $\begin{pmatrix} 2 \\ -3 \\ 1 \end{pmatrix}$ e $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ são ortogonais em \mathbb{R}^3 .

Propriedade 1: Teorema de Pitágoras

Se u e v são vetores ortogonais em um espaço vetorial V munido de um produto interno, então

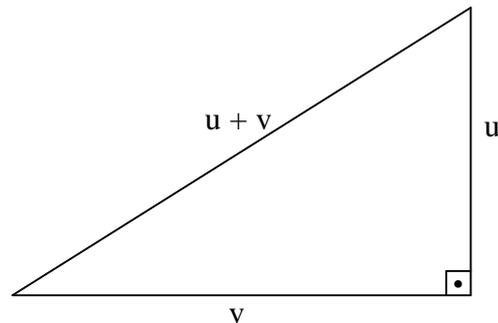
$$\langle u + v, u + v \rangle = \langle u, u \rangle + \langle v, v \rangle.$$

Demonstração:

$$\langle u + v, u + v \rangle^2 = \langle u, u \rangle^2 + 2\langle u, v \rangle + \langle v, v \rangle^2$$

como $\langle u, v \rangle = 0$, temos que

$$\langle u + v, u + v \rangle^2 = \langle u, u \rangle^2 + \langle v, v \rangle^2$$



Propriedade 2: Desigualdade de Cauchy-Schwartz

Se u e v estão em um espaço vetorial V com produto interno, então

$$|\langle u, v \rangle| \leq \sqrt{\langle u, u \rangle} \cdot \sqrt{\langle v, v \rangle} \quad \text{ou} \quad \langle u, v \rangle^2 \leq \langle u, u \rangle \cdot \langle v, v \rangle$$

Demonstração:

Para qualquer número real t temos,

$$\langle tu + v, tu + v \rangle = t^2 \langle u, u \rangle + 2t \langle u, v \rangle + \langle v, v \rangle$$

Sejam $a = \langle u, u \rangle$, $b = 2 \langle u, v \rangle$, $c = \langle v, v \rangle$.

Como $\langle tu + v, tu + v \rangle \geq 0$, temos

$$at^2 + bt + c \geq 0 \text{ para todo } t.$$

Isso significa que o polinômio de 2º grau não pode ter duas raízes reais, o que implica que

$$b^2 - 4ac \leq 0 \text{ ou que } b^2 \leq 4ac.$$

Desta forma,

$$4 \langle u, v \rangle^2 \leq 4 \langle u, u \rangle \cdot \langle v, v \rangle.$$

Dividindo por 4 temos o resultado desejado.

1.3 – Produto interior e normas

Definição:

Seja V um espaço vetorial. Suponha-se que a cada $v \in V$ associemos um número real, denotado por $\|v\|$. Esta função $\|\cdot\|$ é denominada de norma em V , se satisfaz as propriedades abaixo:

- i) $\|v\| \geq 0$; e $\|v\| = 0$ se, e somente se, $v = 0$;
- ii) $\|kv\| = |k| \cdot \|v\|$, quaisquer que sejam $u, v \in V$, k escalar;
- iii) $\|u + v\| \leq \|u\| + \|v\|$, para todo $u, v \in V$.

Um espaço vetorial com uma norma é chamado de **espaço vetorial normado**.

1.4 – Normas induzidas por produto interiores

Teorema 1. Se $\langle \cdot, \cdot \rangle$ é um produto interior em V , então $\|v\| = \langle v, v \rangle^{\frac{1}{2}}$ é uma norma.

Demonstração:

Verificação de i)

Se $v \neq 0$, então $\langle v, v \rangle > 0$ e, assim, $\|v\| = \sqrt{\langle v, v \rangle} > 0$. Se $v = 0$, então $\langle 0, 0 \rangle = 0$.

Desta forma, temos que $\|0\| = \sqrt{0} = 0$. Assim i) é verdadeira.

Verificação de ii)

Temos que $\|kv\|^2 = \langle kv, kv \rangle = k^2 \langle v, v \rangle = k^2 \|v\|^2$. Tomando a raiz quadrada dos dois

lados da igualdade obtemos ii

Verificação de iii)

Usando a desigualdade de Cauchy-Schwartz temos:

$$\|u + v\|^2 = \langle u + v, u + v \rangle = \langle u, u \rangle + 2\langle u, v \rangle + \langle v, v \rangle \leq \|u\|^2 + 2\|u\|\|v\| + \|v\|^2 = (\|u\| + \|v\|)^2.$$

Tomando a raiz quadrada dos dois lados da igualdade temos:

$$\|u + v\| = \|u\| + \|v\|. \text{ Logo iii é verdadeira.}$$

Exemplo: Seja $\langle \cdot, \cdot \rangle$ o produto interno usual em \mathbb{R}^n , então $\|v\| = \sqrt{\langle v, v \rangle}$.

Se $v = (x_1, \dots, x_n)$

$$\|v\| = \sqrt{\langle (x_1, \dots, x_n), (x_1, \dots, x_n) \rangle} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}.$$

1.5 – Normas em \mathbb{R}^n

Norma 1. Denotada por $\|\cdot\|_1$

A norma 1 soma os módulos dos componentes do vetor. Assim, se $x = (x_1, \dots, x_n)$, então

$$\|x\|_1 = |x_1| + \dots + |x_n| = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

Exemplo:

Seja x o vetor $x = (1, -5, 3)$ em \mathbb{R}^3 . Como a norma 1, $\|x\|_1$ soma os valores absolutos dos componentes, temos então que $\|x\|_1 = |1| + |-5| + |3| = 9$.

Norma-infinito ou **norma uniforme.** Denotada por $\|\cdot\|_\infty$

A norma-infinito ou norma uniforme escolhe o maior entre os módulos das componentes. Assim, se $x = (x_1, \dots, x_n)$, então

$$\|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

Exemplo:

Seja x o vetor $x = (1, 3, -8, -4)$ em \mathbb{R}^4 . A norma infinito escolhe o maior dentre os módulos das componentes. Portanto $\|x\|_\infty = 8$.

Norma p. Denotada por $\|\cdot\|_p$, $p \geq 1$; $p \in \mathbb{R}$

A norma p é a raiz de ordem p da soma de cada uma das componentes elevada a p. Assim, se $x = (x_1, \dots, x_n)$

$$\|x\|_p = (x_1^p + \dots + x_n^p)^{1/p} = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}.$$

Observação:

Em particular se $p = 2$, temos

$$\|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2} = \sqrt{\langle x, x \rangle}.$$

A norma $\|\cdot\|_2$ é a norma em \mathbb{R}^n proveniente do produto interior. Mostra-se que para $p \neq 2$, $\|\cdot\|_p$ não corresponde a nenhum produto interno, pois o Teorema de Pitágoras não é válido.

1.6 – Caracterização de normas vetoriais induzidas por produtos internos

Teorema 2. Seja $\|\cdot\|$ uma norma em um espaço vetorial V tal que

$$\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2), \text{ para todo } u, v \in V. \text{ Então existe um produto interior}$$

$\langle \cdot, \cdot \rangle$ em V tal que $\|v\| = \langle v, v \rangle^{1/2}$

Demonstração:

É suficiente mostrar que a função $f(u, v) = \frac{1}{2}(\|u + v\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2)$ define um produto interior.

$$\begin{aligned} \text{i) } f(u, u) &= \frac{1}{2}(\|u + u\|^2 - \|u\|^2 - \|u\|^2) = \frac{1}{2}(\|2u\|^2 - \|u\|^2 - \|u\|^2) \\ &= \frac{1}{2}[(4\|u\|^2) - \|u\|^2 - \|u\|^2] = \frac{1}{2}(4\|u\|^2 - 2\|u\|^2) = \frac{1}{2}(2\|u\|^2) = \|u\|^2. \end{aligned}$$

Logo, $f(u, u) = \|u\|^2$, e como $\| \cdot \|$ é uma norma, concluímos que $f(u, u) \geq 0$ e $f(u) = 0$ se, e somente se, $u = 0$ (vetor nulo).

ii) $f(ku, v) = k f(u, v)$, onde k é um escalar.

Temos que

$$\begin{aligned} f(ku, v) &= \frac{1}{2}(\|ku + v\|^2 - \|ku\|^2 - \|v\|^2) = \frac{1}{2}(\|ku\|^2 + 2\|ku\|\|v\| + \|v\|^2 - \|ku\|^2 - \|v\|^2) = \\ &= \frac{1}{2}(2\|ku\|\|v\|) = \|ku\| \cdot \|v\| = k\|u\| \cdot \|v\| \end{aligned} \quad (\text{a})$$

Por outro lado:

$$\begin{aligned} kf(u, v) &= k \frac{1}{2}(\|u + v\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2) = k \frac{1}{2}(\|u\|^2 + 2\|u\| \cdot \|v\| + \|v\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2) \\ &= k \frac{1}{2}(2\|u\| \cdot \|v\|) = k\|u\| \cdot \|v\|. \end{aligned} \quad (\text{b})$$

de (a) e (b) constatamos que $f(ku, v) = kf(u, v)$.

iii) Verifiquemos a bilinearidade da função $f(u, v) = \frac{1}{2}(\|u + v\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2)$, ou seja

$f(u + v, w) = f(u, w) + f(v, w)$ para todo u, v e w em V .

Por hipótese temos: $\|u\|^2 + \|v\|^2 = \frac{1}{2}(\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2)$

Logo,

$$\|u + w\|^2 + \|u + v\|^2 = \frac{1}{2}(\|2u + w + v\|^2 + \|w - v\|^2) \quad (1)$$

$$\|u + v + w\|^2 + \|u\|^2 = \frac{1}{2}(\|2u + v + w\|^2 + \|v + w\|^2) \quad (2)$$

$$\|v\|^2 + \|w\|^2 = \frac{1}{2}(\|v + w\|^2 + \|v - w\|^2) \quad (3)$$

somando $\|v + w\|^2$ na igualdade (1), obtemos:

$$\begin{aligned}\|u + w\|^2 + \|u + v\|^2 + \|v + w\|^2 &= \frac{1}{2} (\|2u + w + v\|^2 + \|w - v\|^2) + \|v + w\|^2 \\ &= \frac{1}{2} (\|2u + w + v\|^2 + \|v + w\|^2) + \frac{1}{2} (\|v + w\|^2 + \|v - w\|^2)\end{aligned}$$

utilizando as igualdades (2) e (3), podemos escrever:

$$\|u + w\|^2 + \|u + v\|^2 + \|v + w\|^2 = \|u + v + w\|^2 + \|u\|^2 + \|v\|^2 + \|w\|^2$$

ou seja,

$$\|u + v + w\|^2 - \|u + v\|^2 - \|w\|^2 = \|u + w\|^2 + \|v + w\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2 - 2\|w\|^2 \quad (4)$$

$$f(u, w) = \frac{1}{2} (\|u + w\|^2 - \|u\|^2 - \|w\|^2)$$

$$\text{como } f(v, w) = \frac{1}{2} (\|v + w\|^2 - \|v\|^2 - \|w\|^2)$$

$$f(u + v, w) = \frac{1}{2} (\|u + v + w\|^2 - \|u + v\|^2 - \|w\|^2)$$

concluimos de (4) que: $f(u + v, w) = f(u, w) + f(v, w)$.

Aplicações do Teorema 2:

A) Verifiquemos se a norma Euclidiana $\|\cdot\|_E$ é induzida por um produto interior. Para facilitar a notação consideremos a norma $\|x\|_E$ em \mathbb{R}^2 . Pelo Teorema 2 é suficiente verificar a igualdade $\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$.

Seja $u = (x_1, x_2)$ e $v = (y_1, y_2)$.

$$\begin{aligned}\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 &= \|(x_1 + y_1), (x_2 + y_2)\|^2 + \|(x_1 - y_1), (x_2 - y_2)\|^2 \\ &= (x_1 + y_1)^2 + (x_2 + y_2)^2 + (x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 \\ &= x_1^2 + y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 + x_1^2 + y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 + 2(x_1 y_1 + x_2 y_2 - x_1 y_1 - x_2 y_2) \\ &= 2(x_1^2 + x_2^2 + y_1^2 + y_2^2)\end{aligned}$$

e $2(\|u\|^2 + \|v\|^2) = 2((x_1^2 + x_2^2) + (y_1^2 + y_2^2))$, assim $\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$ para

qualquer u, v em \mathbb{R}^2 , do Teorema 2, concluimos que a norma $\|x\|_E$ é induzida por um produto interior.

B) Analisemos se a norma $\|x\|_\infty = \max\{|x_1|, |x_2|, \dots, |x_n|\}$ é induzida por um produto interior, isto é, vejamos se a igualdade $\|u+v\|^2 + \|u-v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$ se verifica para qualquer escolha de u e v .

Observemos que se $u = (2, 1, 0, \dots, 0)$ e $v = (1, 2, 0, \dots, 0)$, então:

$$\|u\| = 2 = \|v\|, \|u+v\| = 3 \text{ e } \|u-v\| = 1.$$

$$\text{Logo, } 3^2 + 1^2 \neq 2(2^2 + 2^2) \\ 10 \neq 16$$

Concluimos do Teorema 2 que não existe produto interior em \mathbb{R}^n que induz a norma infinito.

C) Vejamos mais um exemplo, a norma matricial $\|A\| = \text{tr}(A^t A)$, onde A^t denota a transposta de A e tr denota o traço de A , isto é, a soma dos elementos da diagonal principal. Novamente consideramos o caso de matriz 2×2 .

$$\text{Seja } A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \text{ logo}$$

$$\text{tr}(A^t A) = \text{tr} \left(\begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} \\ a_{12} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \right) = \text{tr} \left(\begin{bmatrix} a_{11}^2 + a_{21}^2 & \\ & a_{12}^2 + a_{22}^2 \end{bmatrix} \right) = a_{11}^2 + a_{21}^2 + a_{12}^2 + a_{22}^2, \text{ por}$$

$$\text{outro lado } \|A\| = a_{11}^2 + a_{21}^2 + a_{12}^2 + a_{22}^2 \text{ se } B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \text{ com}$$

$$\|B\| = b_{11}^2 + b_{12}^2 + b_{21}^2 + b_{22}^2,$$

$$\text{temos que: } A+B = \begin{pmatrix} a_{11}+b_{11} & a_{12}+b_{12} \\ a_{21}+b_{21} & a_{22}+b_{22} \end{pmatrix} \text{ e } A-B = \begin{pmatrix} a_{11}-b_{11} & a_{12}-b_{12} \\ a_{21}-b_{21} & a_{22}-b_{22} \end{pmatrix}$$

$$\|A+B\| = (a_{11}+b_{11})^2 + (a_{12}+b_{12})^2 + (a_{21}+b_{21})^2 + (a_{22}+b_{22})^2$$

$$\|A-B\| = (a_{11}-b_{11})^2 + (a_{12}-b_{12})^2 + (a_{21}-b_{21})^2 + (a_{22}-b_{22})^2$$

Por último verifiquemos a igualdade $\|u+v\|^2 + \|u-v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$, assim teremos a igualdade acima, mostrando que a norma $\|A\|$ é induzida por um produto interior.

Observação: Na demonstração do Teorema 2 encontra-se uma fórmula para achar o produto interior que induz a norma (quando se tenha a igualdade). Por exemplo a norma $\|x\|_1 = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n|$ é induzida pelo produto interior:

$$\begin{aligned}
 \langle u, v \rangle &= \frac{1}{2} (\|u+v\|^2 - \|u\|^2 - \|v\|^2) = \|u\|^2 + \|v\|^2. \text{ Tomemos } u = (x_1, x_2) \text{ e } v = (y_1, y_2) \\
 &= \frac{1}{2} [(x_1 + y_1)^2 + (x_2 + y_2)^2 + (x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2] \\
 &= \frac{1}{2} [x_1^2 + y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 + x_1^2 + y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 + 2(x_1 y_1 + x_2 y_2 - x_1 y_1 - x_2 y_2)] \\
 &= \frac{1}{2} [2(x_1^2 + x_2^2 + y_1^2 + y_2^2)] \\
 &= x_1^2 + x_2^2 + y_1^2 + y_2^2 = (x_1^2 + x_2^2) + (y_1^2 + y_2^2) = \langle u, u \rangle + \langle v, v \rangle = \|u\|^2 + \|v\|^2 = \langle u, v \rangle.
 \end{aligned}$$

Capítulo 2

NORMAS MATRICIAIS

2.1 – Norma de Frobenius

Definição: Para o espaço vetorial $\mathbb{R}^{m \times n}$, a norma definida pelo produto interno é chamada de norma de Frobenius e é denotada por $\|\cdot\|_F$. Logo, se $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, temos

$$\|A\|_F = (\langle A, A \rangle)^{1/2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m a_{i,j}^2 \right)^{1/2}$$

Exemplo:

Sejam as matrizes $A = \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 1 & 2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ e $B = \begin{pmatrix} -3 & 4 \\ 3 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$ então a norma de Frobenius dessas

duas matrizes são dadas por:

$$\|A\|_F = (9+9+1+4+1+1)^{1/2} = 5$$

$$\|B\|_F = (9+16+9+0+1+1)^{1/2} = 6$$

A norma de Frobenius tem propriedades importantes que listamos a seguir.

I. Se \mathbf{a}_j representa a j -ésima coluna de A , então

$$\|A\|_F = (\langle A, A \rangle)^{1/2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m a_{i,j}^2 \right)^{1/2} = \left(\sum_{j=1}^n \|\mathbf{a}_j\|_2^2 \right)^{1/2}$$

II. Se $\mathbf{a}(i,:)$ representa a i -ésima linha de A , então

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{i,j}^2 \right)^{1/2} = \left(\sum_{i=1}^m \|\mathbf{a}(i,:)^\top\|_2^2 \right)^{1/2}$$

III. Se $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, então

$$\|A\mathbf{x}\|_2 = \left[\sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n a_{i,j} x_j \right)^2 \right]^{1/2} = \left[\sum_{i=1}^m (a(i,:) \mathbf{x})^2 \right]^{1/2} \leq \left[\sum_{i=1}^m \|\mathbf{x}\|_2^2 \|\mathbf{a}(i,:)^\top\|_2^2 \right]^{1/2} \quad (\text{Cauchy - Schwarz})$$

IV. Se $B = (b_1, \dots, b_r)$ é uma matriz $n \times r$, então, pelas propriedades I e III,

$$\begin{aligned} \|AB\|_F &= \|(Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_r)\|_F \\ &= \left(\sum_{i=1}^r \|Ab_i\|_2^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ &\leq \|A\|_F \left(\sum_{i=1}^r \|b_i\|_2^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ &= \|A\|_F \|B\|_F \end{aligned}$$

2.2 – Uma leve generalização da norma de Frobenius

Definamos $\|A\|_{FG} = I \|A\|_F$ onde $I \geq 1$

a) Verifiquemos inicialmente que $\|A\|_{FG}$ é uma norma .

i) $\|A\|_{FG} = I \|A\|_F \geq 0$, pois $I > 0$ e $\|A\|_F \geq 0$.

ii) $\|kA\|_{FG} = I \|kA\|_F = I k \|A\|_F = k I \|A\|_F = k \|A\|_{FG}$.

iii) $\|A + B\|_{FG} = I \|A + B\|_F \leq I (\|A\|_F + \|B\|_F)$
 $= I \|A\|_F + I \|B\|_F$
 $= \|A\|_{FG} + \|B\|_{FG}$.

b) Vejamos que a norma $\|A\|_{FG}$ herda a propriedade $\|A \cdot B\|_F \leq \|A\|_F \cdot \|B\|_F$.

$$\begin{aligned} \text{De fato, } \|A \cdot B\|_{FG} &= I \|A \cdot B\|_F \leq I \|A\|_F \cdot \|B\|_F \\ &\leq I^2 \|A\|_F \cdot \|B\|_F \text{ (pois } I \geq 1) \\ &= I \|A\|_F \cdot I \|B\|_F \\ &= \|A\|_{FG} \cdot \|B\|_{FG} \end{aligned}$$

Assim, $\|A \cdot B\|_{FG} \leq \|A\|_{FG} \cdot \|B\|_{FG}$.

Capítulo 3

NORMAS MATRICIAIS SUBORDINADAS

Consideremos que cada matriz $m \times n$ é um operador linear de R^n em R^m , para qualquer conjunto de normas vetoriais, podemos definir uma norma do operador comparando $\|A\mathbf{x}\|$ e $\|\mathbf{x}\|$ para cada \mathbf{x} não nulo, definindo

$$(1) \|A\| = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}$$

É possível mostrar que existe um \mathbf{x}_0 particular em R^n que maximiza $\frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}$. Supondo

que $\frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}$ sempre pode ser maximizada, vamos mostrar que (1) define, de fato, uma

norma em $R^{m \times n}$. Para isso, precisamos verificar que cada uma das três condições abaixo se verifica:

$$i) \text{ Para cada } \mathbf{x} \neq 0, \frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \geq 0 \text{ e } \|A\| = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \geq 0.$$

De fato, se $\|A = 0\|$, então $A\mathbf{x} = 0$ para todo $\mathbf{x} \in R^n$.

Isso implica que $a_j = Ae_j = 0$ para $j=1, \dots, n$ e, portanto, A tem que ser matriz nula.

$$ii) \|\alpha A\| = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|\alpha A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} = |\alpha| \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} = |\alpha| \|A\|;$$

$$iii) \text{ Se } \mathbf{x} \neq 0, \text{ então } \|A + B\| = \max_{\mathbf{x}} \frac{\|(A + B)\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|}.$$

$$\begin{aligned} \text{De fato, } \|A + B\| &\leq \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\| + \|B\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \\ &\leq \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} + \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|B\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \\ &\leq \|A\| + \|B\| \end{aligned}$$

Logo, (1) define uma norma em $\mathbb{R}^{m \times n}$. Para cada família de normas vetoriais $\|\cdot\|_V$, poderíamos, então, definir uma família de normas matriciais por (1). As normas matriciais definidas por (1) são ditas **subordinadas** às normas vetoriais $\|\cdot\|_V$.

Teorema 3. Se a família de normas matriciais $\|\cdot\|_M$ é subordinada à família de normas vetoriais $\|\cdot\|_V$, então $\|\cdot\|_M$ satisfaz a propriedade $\|AB\|_M \leq \|A\|_M \|B\|_M$.

Demonstração:

Se \mathbf{x} é um vetor qualquer não-nulo em \mathbb{R}^n , então $\frac{\|A\mathbf{x}\|_V}{\|\mathbf{x}\|_V} \leq \max_{\mathbf{y} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{y}\|_V}{\|\mathbf{y}\|_V} = \|A\|_M$.

Logo,

$$(2) \quad \|A\mathbf{x}\|_V \leq \|A\|_M \|\mathbf{x}\|_V$$

Se B é uma matriz $n \times r$, segue-se de (2)

$$\|AB\mathbf{x}\|_V \leq \|A\|_M \|B\mathbf{x}\|_V \leq \|A\|_M \|B\|_M \|\mathbf{x}\|_V.$$

Logo, para todo $\mathbf{x} \neq 0$,

$$\frac{\|AB\mathbf{x}\|_V}{\|\mathbf{x}\|_V} \leq \|A\|_M \|B\|_M \text{ e portanto,}$$

$$\|AB\|_M = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|AB\mathbf{x}\|_V}{\|\mathbf{x}\|_V} \leq \|A\|_M \|B\|_M.$$

Observações:

$\|A\|_2 = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2}$ é difícil de ser calculada, porém as normas $\|A\|_1 = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1}$ e

$\|A\|_\infty = \max_{\mathbf{x} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{x}\|_\infty}{\|\mathbf{x}\|_\infty}$ são fáceis de se calcular.

Teorema 4. Se A é uma matriz $m \times n$, então

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \left(\sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right) \text{ e } \|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq m} \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right).$$

Demonstração:

Vamos provar que $\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \left(\sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right)$. Seja $a = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^m |a_{ij}| = \sum_{i=1}^m |a_{ik}|$

Note que k é o índice da coluna onde ocorre o máximo. Seja x um vetor arbitrário em R^n . Então

$$Ax = \left(\sum_{j=1}^n a_{1j} x_j, \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j, \dots, \sum_{j=1}^n a_{mj} x_j \right)^T$$

e temos que

$$\begin{aligned} \|Ax\|_1 &= \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right| \\ &\leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij} x_j| \\ &= \sum_{j=1}^n \left(|x_j| \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right) \\ &\leq a \sum_{j=1}^n |x_j| \\ &= a \|x\|_1 \end{aligned}$$

Logo, qualquer que seja o vetor não-nulo x em R^n ,

$$\frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \leq a$$

e portanto,

$$\|A\|_1 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \leq a \quad (1)$$

Por outro lado,

$$\|Ae_k\|_1 = \|a_k\|_1 = a$$

Como $\|e_k\|_1 = 1$, temos que

$$\|A\|_1 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \geq \frac{\|Ae_k\|_1}{\|e_k\|_1} = a \quad (2)$$

As equações (1) e (2) juntas implicam que $\|A\|_1 = a$.

Exemplo:

$$\text{Seja } A = \begin{bmatrix} -3 & 2 & 4 & -3 \\ 5 & -2 & -3 & 5 \\ 2 & 1 & -6 & 4 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

A maior entre as somas dos valores absolutos nas colunas, ocorre na 3ª coluna, então $\|A\|_1 = |4| + |-3| + |-6| + |1| = 14$

A maior entre as somas dos valores absolutos nas linhas, ocorre na 2ª linha, então $\|A\|_\infty = |5| + |-2| + |-3| + |5| = 15$.

RESULTADO DA ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS DADOS E CONCLUSÕES

O método estudado, para gerar normas matriciais por meio de normas vetoriais, é de grande relevância teórica, uma vez que uma norma vetorial qualquer gera uma norma matricial, satisfazendo a desigualdade. Assim tem-se a falsa impressão de que teríamos um grande método para gerar muitas normas matriciais, porém este método fornece somente uma expressão analítica para a norma matricial e implica na maximização de funções, o que nem sempre é fácil.

Do estudo realizado destacamos a norma de Frobenius por ela satisfazer a desigualdade $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$, porém, não é claro que esta norma possa ser obtida pelo método geral. Surgiu assim o seguinte questionamento: a norma de Frobenius pode ser obtida pelo método geral? Esse questionamento guiou o nosso caminho.

Um outro questionamento formulado e que também merece ser destacado foi: uma norma matricial obtida por meio de um produto interior satisfaz necessariamente a desigualdade $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$? O fundamento para tal questionamento está no fato de que a norma matricial de Frobenius é obtida por um produto interior e também satisfaz a desigualdade $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$.

Neste trabalho observou-se que se uma norma matricial $\|\cdot\|_F$ satisfaz a desigualdade desejada, então $\|A\|_{FG} = I \|A\|_F$ também satisfaz a desigualdade se $I \geq 1$.

Por último fazemos notar que a demonstração do teorema 2 (caraterização de normas induzidas por produtos interiores) apresentada neste trabalho, foi obtida sem auxílio bibliográfico, o que gerou muita satisfação.

Acreditamos que o mérito deste trabalho de graduação está na formulação de questionamentos iniciais importantes que certamente poderão servir de novos pontos de partida para estudos posteriores mais aprofundados.

BIBLIOGRAFIA

- Cruz, Juan Alberto Rojas.** *Convergência de cadeias de Markov Não-Homogêneas: Ergodicidade Fraca e Forte*, Tese de Doutorado, departamento de Matemática, Universidade de Brasília, Brasil. (1998)
- Cruz, Juan Alberto Rojas; Dorea, Chang Chung Yu.** *Simple Conditions for the Convergence of Simulated Annealing Type Algorithms*. Journal of Applied Probability, v. 35, n. 4, p. 885-892, (1998).
- Cruz, Juan Alberto Rojas; Dorea, Chang Chung; R, Baigorri A.** *Asymptotic Behavior of Markovian Algorithms with General State Space*. Stochastic Modelling And Applications, v.2, n. 2, p. 1-12, (1999).
- Cruz, Juan Alberto Rojas; Dorea, Chang Chung; A.G.C. Pereira.** *Metropolis-Hastings Algorithm: the Non-Homogeneous Case*. Stochastic Modelling And Applications, v. 5, n. 2, p. 10-20, (2002)
- Cruz, Juan Alberto Rojas; Dorea, Chang Chung.** *Approximation Results for Non-Homogeneous Markov Chains and Some Applications*. SANKHYĀ, The Indian Journal of Statistics, Índia, v. 66.serie A, p. 1-10, (2004).
- Doob, J. L.,** *Stochastic Processes*, Wiley, New York, (1953).
- Dorea, Chang Chung Yu.** *Stationary distribution of Markov chains in R with applications to global random optimization*, Bernoulli, v. 3, n. 4, p. 415-427, (1997)
- Dorea, Chang Chung Yu.** *On the efficiency of a continuous version of the simulated annealing algorithm*, Stat. And Probability Letters, v. 31 (1997)
- Gidas, B.,** *Nonstationary Markov chains and convergence of the annealing algorithm*, Journal of Statistical Physics, v. 39, p. 73-131 (1985).
- Hajek, B.,** *Cooling schedules for optimal Annealing*, Mathematics of Operations research, v. 13, n. 2, p. 311-329, (1988).
- Hajnal, J.,** *The ergodic properties of non-homogeneous finite markov chains*, Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, v. 52, p. 67-77, (1956)
- Hajnal, J.,** *Weak ergodicity in non-mm*, Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, v. 54, p. 233-246, (1958).
- Isaacson, D; Madsen, D.** *Markov chains*, Wiley, New York, (1976).

Isaacson, D; Madsen, D. *Strongly ergodic behavior for non-stationary Markov processes*, *The Annals of Probability*, v. 1, p. 329-335, (1973).

Leon, Steven J. *Álgebra Linear com Aplicações*, LTC, Rio de Janeiro, (1999).

Lipschutz, Seymour; Lipson, Marc. *Álgebra Linear*. 3 ed. São Paulo: Bokman, 2004.

Pereira, A.G.C. *Análise da Ergodicidade das Cadeias de Markov não-homogêneas Via condições do Tipo Doeblin*. Tese de doutorado, Departamento de Matemática, Universidade de Brasília, Brasil, (2001).

ANEXO SOBRE CADEIA DE MARKOV

Uma cadeia de Markov é um processo estocástico caracterizado pela perda de memória, a previsão feita do processo conhecendo toda a sua história é tão boa quanto a previsão feita conhecendo-se apenas o processo no presente. De uma maneira precisa, uma cadeia de Markov é uma seqüência de variáveis, $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n, \dots$, tal que a distribuição (comportamento) de X_n é determinada pela distribuição de X_{n-1} .

As variáveis X_1, X_2, X_3, \dots , tomam valores num conjunto S , chamado espaço de estados. Quando S é finito ou enumerável associa-se à cadeia uma seqüência de matrizes quadradas $P_{(1)}, P_{(2)}, P_{(3)}, \dots$, chamadas matrizes de transições da cadeia (matrizes estocásticas). Caso estas matrizes sejam todas iguais, ou seja, as transições constantes, falamos de cadeia homogênea, caso contrário a cadeia é chamada de não-homogênea. A teoria das cadeias homogêneas com espaço de estados finitos ou enumeráveis tem sido largamente estudada, tendo-se uma teoria bem desenvolvida cujas aplicações surgem nas mais variadas áreas tais como na engenharia e economia.

No estudo assintótico de cadeias de Markov, dois tipos de convergência são analisadas: a ergodicidade fraca e a ergodicidade forte. Intuitivamente a cadeia é ergótica fraca se ela tem perda de memória em relação à distribuição de probabilidade inicial e é ergótica forte se ela converge a uma matriz estocástica ou função de transição de probabilidade constante. Naturalmente a ergodicidade forte implica na ergodicidade fraca.

O interesse por Cadeias de Markov não-homogêneas tem sido revigorado nas últimas décadas devido principalmente às suas aplicações na otimização aleatória, especificamente em algoritmos com estrutura Markoviana, como o algoritmo Metropolis Hasting (para geração de amostras de uma dada densidade de difícil tratamento analítico) e o algoritmo simulated annealing (para determinar mínimos globais de uma dada função). Entretanto, resultados teóricos gerais em cadeias de Markov não-homogêneas ainda são escassos e uma teoria mais desenvolvida facilitará futuras aplicações.