

基本数值计算方法

第10周习题

更新时间： 2020.05.07

作业要求

1. 请在下周五(2020.05.15)之前在Canvas平台上交作业。 小组作业只需交一份。
2. 脚本文件的要求：
 - a) 首行加入注释：用途，作者，日期，输入变化和输出变量的简要说明
 - b) 程序主体的首行加入： `clear all; close all; clc`
 - c) 在程序中加入对变量及算符的注释
 - d) 等号两端加入空格。
3. 电子版文件名(若包含多个源文件，请放置在一个目录下后打包成一个文件)格式：第n周作业_姓名_学号.xxx, 或第n周小组作业_小组k.xxx.

小组作业

1. **条件数**(condition number)是一个矩阵的稳定性或者敏感度的度量，如果一个矩阵的条件数 在1附近，那么它就是良态(well-conditioned)的，如果远大于1，那么它就是 病态(ill-conditioned)的。矩阵条件数的定义如下：

$$\kappa(A) = \|A\| \|A^{-1}\|$$

其中 $\|A\|$ 是矩阵 A 的范数。使用Matlab内置函数 `norm` 和 `inv` 求解**希尔伯特矩阵**(Hilbert Matrix)的各类条件数，并判断其稳定性。

2. 采用牛顿法和高斯消元法求解以下非线性方程组，并和Matlab内置函数 `fsolve` 的结果比较：

$$\begin{aligned} f_1(x, y) &= y - \frac{1}{2} (e^{x/2} + e^{-x/2}) = 0 \\ f_2(x, y) &= 9x^2 + 25y^2 - 225 = 0 \end{aligned}$$

提示：试探初值可取(2.5, 2.0)

3. 求解 $Ax = b$, 其中

$$A = \begin{pmatrix} -4 & 1 & & & & \\ 1 & -4 & 1 & & & \\ & 1 & -4 & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & 1 & -4 & 1 \\ & & & & 1 & -4 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} -27 \\ -15 \\ -15 \\ \vdots \\ -15 \\ -15 \end{pmatrix}$$

使得 A 为不同维度的稀疏矩阵。采用托马斯方法(追赶法)求解, 请与Matlab $x=A \backslash b$ 比较计算结果和计算时间, 评析你的结论。

提示: Matlab内置函数 `sparse`, `spdiags`, `nnz`, `spy` 产生和观察稀疏矩阵等。

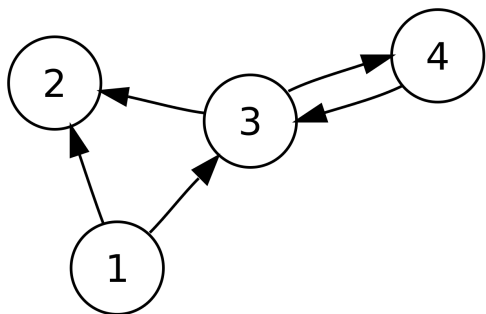
4. 读取某个大小为 512×512 的图像(比如图像为jpg形式, Matlab相关命令: `imread`, `imshow`, `rgb2gray`, `graythresh`, `im2bw`等), 由此创建你的方矩阵 A , 令 x 的精确解为元素都为1的向量, 由此产生向量 b . 使用雅可比迭代法求解线性方程组 $Ax = b$. 你的结果是什么? 雅可比迭代法收敛吗? 如果采用Matlab内置的 $x=A \backslash b$ 会有什么结果?

5. PageRank算法

我们可以从某个根网页出发通过一系列超链接到达其他的网页。假设这些所有网页的集合为 W , n 是 W 集合中网页总数。

现在建立部分互联网的 $n \times n$ 的**关联矩阵** G (connectivity matrix). 若从网页 j 到网页 i 存在一个链接, 则 $g_{ij} = 1$; 否则 $g_{ij} = 0$. G 矩阵第 j 列就显示了网页 j 的所有外向链接, 其所有非零元素的数目就是 W 集合中存在的超链接总数。

(1) 以下图为例, 考虑互联网四结点子集, 问网页关联矩阵 G 是什么?



(2) 用向量 c 表示网页的**出度**, 即 c_j 表示从网页 j 出发的超链接的数量,

$$c_j = \sum_{i=1}^n G_{ij}$$

求出上图实例中的 c .

(3) PageRank算法: 假设每次仅以很小的可能, 从互联网里选中某个随机网, 这种随机行走称为马尔科夫链, 或称马尔科夫过程(Markov chain/process); 也就是从任意的一个试探状态起, 我们用一个 n 行的列向量 $x^{(1)}$ 来表示这样的状态, 其中第 j 行元素 $x_j^{(1)}$ 表示网页 j 被点击的概率, 那么在一次随机行走后, 向量 $x^{(1)}$ 将被更新一次:

$$x^{(2)} = Ax^{(1)}$$

其中 A 称为马尔科夫链的**转移概率矩阵**(transition probability matrix), 它的元素都严格地在0-1之间, 第 j 列表示从网页 j 跳到其他网页的概率, 其列元素之和等于1。我们假定 p 为超链接随机行走的概率, $p = 0.85$ 是其典型取值, 那么, $1 - p$ 就是选定任意网页而不再继续外链的概率, $\delta = (1 - p)/n$ 是选定了某一具体网页。这样, A 元素的取值如下

$$A_{ij} = \begin{cases} p \frac{G_{ij}}{c_j} + \delta, & c_j \neq 0 \\ \frac{1}{n}, & c_j = 0 \end{cases}$$

请根据上述说明计算(1)实例中的转移概率矩阵 A 。

(4) 经过多次随机行走后, $x^{(k)}$ 将收敛到一个某个值, 这就是网页的PageRank值, 即

$$x = Ax$$

x 的元素全为正数且小于1, 并且

$$\sum_{j=1}^n x_j = 1$$

求解 $x = Ax$ 的一个算法是: 首先求解

$$(I - pGD)x = e$$

其中 I 是单位矩阵, D 是出度倒数形成的对角矩阵

$$d_{jj} = \begin{cases} \frac{1}{c_j}, & c_j \neq 0 \\ 0, & c_j = 0 \end{cases}$$

I, G, D 都作为稀疏矩阵处理。 e 是与 x 一样维度的向量, 其元素均为1. 然后再对所得的 x 采用比例因子进行定标处理, 使其满足等式 $\sum_{j=1}^n x_j = 1$ 。

请利用(1)给出的实例, 参考样本程序, 使用**LU分解法**求解 x , 从而得到网站点击率的排名。