### Tarea 10 - Método numéricos Giovanni Gamaliel López Padilla

# Índice

1. Introducción 1 2. Métodos  $\mathbf{2}$ 2 2 3 3. Resultados 4 4 5 4. Conclusiones 5

## 1. Introducción

Sea A una matriz de n $\times$ n con componentes reales. El número  $\lambda$  se denomina valor característico (eigenvalor) de A si existe un vector diferente de cero (v) tal que

$$Av = \lambda v \tag{1}$$

El vector v se denomina vector característico (eigenvector) de A correspondiente al eigenvalor  $\lambda$ . Se dice que  $\lambda$  es un eigenvalor de A si y sólo si

$$p(\lambda) = \det(A - \lambda I) = 0 \tag{2}$$

donde I es la matrix identidad y p se denomina como el polinomio característico de A. El grado del polinomio p es de grado n, entonces se obtiene que existen n eigenvalores para la matriz A.

Para un número grande de n, el resolver la ecuación característica es difícil de resolver. Es por ello que se plantearon métodos iterativos para aproximar a las raices de la ecuación característica, es decir, los eigenvalores. Llamamos a el eigenvalor domininate ( $\lambda_1$ ) al eigenvalor con mayor valor absoluto de A (ecuación 3).

$$|\lambda_1| > |\lambda_i| \qquad i = 2, 3, \dots, n \tag{3}$$

#### 2. Métodos

#### 2.1. Método de las potencias inversas

El método de las potencias inversas se basa en el hecho que los eigenvalores  $\mu$  de la matriz inversa de A  $(A^{-1})$  pueden ser calculados con la ecuación 4.

$$\mu_i = \frac{1}{\lambda_i} \tag{4}$$

Por lo tanto, la ecuación 1 puede ser escrita de la siguiente manera:

$$A^{-1}v_i = \mu_i v_i \tag{5}$$

En este método para obtener el eigenvector  $v_i$ , se tiene que resolver la ecuación matricial señalada en la ecuación 6.

$$Av_i = v_{i_i} \tag{6}$$

donde el vector inicial  $v_0$  tiene que estar normalizado y al obtener el vector  $v_i$  este debera pasar por el proceso de normalización. El méotod de las potencias inversas se asemeja mucho al método de las potencias, este obtiene el valor absoluto mayor de la matriz  $A^{-1}$ . Por la relación descrita en la ecuación 4, entonces al obtener el  $\mu_i$ , estaremos obteniendo a su vez  $\lambda_n$ , el cual es el eigenvalor con menor valor absoluto de A. Por lo tanto, para calcular este valor se realiza la ecuación 7.

$$\lambda_i = \frac{\langle v_{i-1}, v_{i-1} \rangle}{\langle v_i, v_{i-1} \rangle} \tag{7}$$

La convegencia del algoritmo que se implemento fue usando la ecuación 8.

$$\theta = |\lambda_i - \lambda_{i-1}| \tag{8}$$

El método de las potencias inversas es descrito en el pseudo código 1.

### Algorithm 1: Método de las potencias inversas

Input: A

Output:  $v_i y \lambda_i$ 

- $v_0 \leftarrow initialize\_vector(v_0)$
- 2 while  $\theta > 10^{-6} \text{ do}$
- $v_{i} \leftarrow solve(Av_{i} = v_{i-1})$   $\lambda_{i} \leftarrow \frac{\langle v_{i-1}, v_{i-1} \rangle}{\langle v_{i}, v_{i-1} \rangle}$   $v_{i} \leftarrow normalize(v_{i})$

#### 2.2. Método de la potencia inversa con deflación

Al igual que el método de defleción, este método eliminará las contribuciones de los vectores que ya no son necesarios calcular. En este caso se iniciará calculando el eigenvalor con menor valor absoluto  $(\lambda_n)$ , en seguida el método tratara de obtener el siguiente eigenvalor mayor  $(\lambda_{n-1})$ .

Por lo tanto, el método de defleción inversa puede ser condensado en el algoritmo 2.

Algorithm 2: Método de la potencia inversa con deflación

```
Input: A, m
      Output: v y \lambda
  1 for i=1,m do
              v_0 \leftarrow initialize\_vector(v_0)
              for j=1, i-1 do
  3
                v_0 \leftarrow v_0 - \langle v_i, v_i \rangle v_i
  4
              while \theta > 10^{-6} do
                  v_{i} \leftarrow solve(Av_{i} = v_{i-1})
\lambda_{i} \leftarrow \frac{\langle v_{i-1}, v_{i-1} \rangle}{\langle v_{i}, v_{i-1} \rangle}
v_{i} \leftarrow normalize(v_{i})
for j=1, i-1 do
  6
  7
  8
  9
                   v_i \leftarrow v_i - \langle v_i, v_i \rangle v_i
10
```

#### 2.3. Método de Jacobi

El método de Jacobi recibe una matriz simetrica A, la cual reducirá a una matriz diagonal por medio de transformaciones dadas por matrices ortogonales. Consideremos la matriz de rotación  $J(i, j, \theta)$  (ecuación 9).

$$J(i,j,\theta) = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & \cos(\theta) & \cdots & \sin(\theta) & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & -\sin(\theta) & \cdots & \cos(\theta) & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$
(9)

donde i, j denotan la posición de los elementos diferentes en la matriz identidad. Los valores de la matriz J, deben satisfacer la siguiente relación:

$$\begin{pmatrix} c & s \\ -s & c \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} a_{ii} & a_{ij} \\ a_{ij} & a_{jj} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c & s \\ -s & c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a'_{ii} & 0 \\ 0 & a'_{jj} \end{pmatrix}^T$$

donde  $c = cos(\theta)$  y  $s = sin(\theta)$ . Entonces, se puede deducir que:

$$cos(2\theta)a_{ij} + \frac{1}{2}sin(\theta)(a_{ii} - a_{jj}) = 0$$

entonces:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2a_{ij}}{a_{ii} - a_{jj}}\right)$$

en el caso en que  $a_{ii}=a_{jj}$ , entonces  $\theta=\frac{\pi}{4}$ .

La manera en que se elijen las posiciones i, j es encontrando la posición del elemento con valor absoluto mayor de la matriz A fuera de la diagonal.

La convergencia de este método es dado con la siguiente ecuación:

$$max\{a_{ij}\} < tol \qquad i \neq j$$

Los eigenvalores se encontrarán en la diagonal de la matriz A al final del método. Los eigenvectores asociados a cada eigenvalor pueden ser calculados con la siguiente operación

$$v = J_1 J_2 J_3 \dots J_n$$

Por lo tanto, el algoritmo de Jacobi puede ser escrito de la siguiente manera:

### Algorithm 3: Método de Jacobi

```
Input: A
Output: v y \lambda

1 v \leftarrow I_{n \times n}

2 while |max\{a_{ij}\}| > tol do

3 |i, j \leftarrow pos(|max\{a_{ij}\}|)

4 \theta = \frac{1}{2}arctan\left(\frac{2a_{ij}}{a_{ii}-a_{jj}}\right)

5 A \leftarrow J^T A J

6 v \leftarrow v J
```

En este trabajo, el proceso de la linea 5 se optimizo para realizar unicamente la multiplicación en los elementos afectados por la rotación.

## 3. Resultados

Para la demostración de algunos resultados se usaron las siguientes matrices:

$$A = \begin{pmatrix} 3 & -0.1 & -0.2 \\ -0.1 & 7 & -0.3 \\ -0.2 & -0.3 & 10 \end{pmatrix} \qquad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
 (10)

## 3.1. Método de la potencia inversa con deflación

Para el método de la potencia inversa con deflación se obtuvieron los siguientes eigenvalores para las matrices A y B.

$$\lambda_A = \begin{pmatrix} 2.991343 \\ 6.973860 \end{pmatrix} \qquad \lambda_B = \begin{pmatrix} -1.164248 \\ 1.772866 \end{pmatrix}$$

con sus respectivos eigenvectores:

$$v_A = \begin{pmatrix} 0.999190 & -0.029942 \\ 0.027185 & 0.994855 \\ 0.029679 & 0.096782 \end{pmatrix} \qquad v_B = \begin{pmatrix} 0.661072 & -0.497285 \\ 0.226165 & 0.846066 \\ -0.715425 & -0.192040 \end{pmatrix}$$

### 3.2. Método de Jacobi

Para el método de Jacobi se obtuvieron los siguientes eigenvalores para las matrices A y B.

$$\lambda_A = \begin{pmatrix} 2.991343 \\ 6.973860 \\ 10.034796 \end{pmatrix} \qquad \lambda_B = \begin{pmatrix} 3.391382 \\ 1.772866 \\ -1.164248 \end{pmatrix}$$

Los eigenvectores correspondientes a cada eigenvalor son los siguientes:

$$v_A = \begin{pmatrix} 0.999191 & -0.029900 & -0.026899 \\ 0.027147 & 0.994869 & -0.097461 \\ 0.029675 & 0.096651 & 0.994876 \end{pmatrix} \qquad v_B = \begin{pmatrix} 0.561818 & -0.497279 & -0.661115 \\ 0.482801 & 0.846041 & -0.226091 \\ 0.671761 & -0.192165 & 0.715409 \end{pmatrix}$$

## 4. Conclusiones

El método de la potencia inversa con deflación tiende a realizar tener un tiempo mayor de calculo. En nuestro caso para la matriz de dimension 1000x1000 esta se tardo medio día en tener el resultado. La ventaja de este método es la definición de cuantos eigenvalores queremos calcular de la matriz dada.

El método de Jacobi tiende a realizar un buen trabajo con matrices simetricas, ya que para esto esta diseñado, este método puede llegar a tener un tiempo de ejecucción más largo. Esto es si seguimos la definición del método, pero si se realiza una optimización intermedia al realizar la multiplicación de matrices, este método es más eficiente.