

## 3.2.3. Resumen.

**Algoritmo: Método de la potencia**

Entradas: vector inicial  $\mathbf{q}$ , matriz  $A$ , cota de iteraciones  $k$ .

Salida: eigenpar dominante  $(\sigma_k, \mathbf{w}_k)$ , cuando  $A$  tiene uno.

Pseudo code:

```

 $\mathbf{w}_0 = \mathbf{q} / \|\mathbf{q}\|_2$ 
For  $i = 1, \dots, k$ 
  ·  $\mathbf{u}_i = A * \mathbf{w}_{i-1}$ 
  ·  $\sigma_i = \langle \mathbf{w}_{i-1}, \mathbf{u}_i \rangle$ 
  ·  $\mathbf{w}_i = \mathbf{u}_i / \|\mathbf{u}_i\|_2$ 
end

```

*Comentario* (importante).

- El método también funciona para matrices “defectivas” y cuando los eigenvectores no son ortogonales.
- Es común introducir un criterio de parada con error relativo, *i.e.*,

$$\|A\mathbf{w}_{i-1} - \sigma_i\mathbf{w}_{i-1}\| \leq \text{TOL} \cdot \|A\mathbf{w}_{i-1}\|.$$

Este criterio también funciona cuando la secuencia  $\{\mathbf{w}_i\}$  oscila entre elementos de  $\text{span}\{\mathbf{v}_1\}$ .

*Nota* 6. Antes de resolver problemas reales, es común verificar la implementación con (al menos) un ejemplo conocido. ¿Cómo verificar la implementación?

De la demostración (y Ejercicio 2) vemos lo siguiente. Cuando  $\lambda_1$  es real y positivo y además  $\lambda_1 > |\lambda_2| > |\lambda_3|$ , la secuencia converge linealmente (con radio  $r = |\lambda_2/\lambda_1|$ ) hacia  $\mathbf{w} = \mathbf{v}_1/\|\mathbf{v}_1\|_2$ . Por lo tanto, verificar el radio de convergencia es una buena medida, pues vemos con cual velocidad la secuencia  $\{\mathbf{w}_i\}$  se acerca a  $\mathbf{w}$ . Viendo Ejercicio 2 definimos el **radio experimental de convergencia** (*en. experimental rate of convergence* *erc*) por

$$(3) \quad \text{erc}_i := \frac{\|\mathbf{w}_i - \mathbf{w}\|}{\|\mathbf{w}_{i-1} - \mathbf{w}\|} \rightarrow r = \left| \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right|.$$

### 3.3. Relativos del método de la potencia.

#### 3.3.1. El método de potencia inversa.

**Definición 7.** Cuando la matriz  $A$  es invertible definimos:

“**método de la potencia inversa**” = “método de la potencia aplicado a  $A^{-1}$ ”

**Lema 7.** Sea  $A$  invertible. Entonces

$$A\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \iff \lambda^{-1}\mathbf{v} = A^{-1}\mathbf{v},$$

$$A \text{ es semisimple} \iff A^{-1} \text{ es semisimple}.$$

**Corolario 8.** Si  $A^{-1}$  es semisimple y tiene un eigenvalor dominante, digamos,  $\mu_1$ , es decir,

$$|\mu_1| > |\mu_2| \geq \dots \geq |\mu_n|,$$

entonces, el método de la potencia tiende al eigenpar  $(\mu_1, \mathbf{w}_1) = (\lambda_n^{-1}, \mathbf{v}_1)$ , donde  $\lambda_n$  es el eigenvalor de  $A$  de menor magnitud.

¿Cómo implementar un paso?

#### Un paso: del método de la potencia inversa

- $\mathbf{u}_i = A^{-1}\mathbf{w}_{i-1} \iff A\mathbf{u}_i = \mathbf{w}_{i-1}$
- $\sigma_i = \langle \mathbf{w}_{i-1}, \mathbf{u}_i \rangle$
- $\mathbf{w}_i = \mathbf{u}_i / \|\mathbf{u}_i\|_2$

*Ejercicio 3.*

- ¿Hacia cuál valor converge la secuencia  $\sigma_i$ ?
- ¿Bajo cuáles hipótesis hacia  $A$  y el vector inicial  $\mathbf{q}$  se puede demostrar que el radio de convergencia del método es (similar a Ejercicio 2)?

$$r = \left| \frac{\mu_2}{\mu_1} \right| = \left| \frac{\lambda_{n-1}^{-1}}{\lambda_n^{-1}} \right| = \left| \frac{\lambda_n}{\lambda_{n-1}} \right|.$$

*Comentario.* La convergencia es rápida si  $|\lambda_n| \ll |\lambda_{n-1}|$ .

## Ejercicio 4 (Laboratorio 1).

1. **Atención:** El limite en ecuación (3) (ver Nota 6) es teórico (con precisión infinita). En la computadora los  $erc_i$  primero bajan hasta casi  $r$ , pero a partir de un  $i$  suficiente grande se puede observar que numéricamente  $erc_i \rightarrow 1$ . ¿Por qué?

2. Escribe una función que implementa el método de la potencia llamada

$$\text{mPowerIt}(A, \mathbf{q}, k)$$

La función debe regresar una aproximación del eigenpar dominante  $(\lambda_1, \mathbf{v}_1)$ .

3. Extiende tu código del apartado anterior por el criterio relativo de parada y simplifica tu código de manera que solo requieres una multiplicación del tipo “matriz \* vector”.

4. Dados

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{q} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix},$$

verificamos nuestro código.

(Ayuda: el método `eig` de MatLab/Octave nos da eigenpares “exactos”.)

- Tu función tiene un limite de iteraciones. Tomando  $k = 1$ , podemos calcular cada aproximación de la secuencia  $\{\mathbf{w}_i\}$ . Utilizando esa idea, escribe un *script* que calcula los primeros 10  $erc_i$  para  $i = 1, 2, \dots$  (ver Nota 6).
- ¿Después de cuántas iteraciones termina tu método con tolerancia  $TOL = 0.1^{10}$ ?
- Compara el eigenpar final con el resultado del método `eig` de Matlab/Octave.
- ¿Bajo cuál hipótesis podemos quitar el limite de iteraciones, es decir, cuándo funciona el criterio relativo?

5. Escribe una función que implementa el método de la potencia inversa llamada

$$\text{mPowerItInv}(A, \mathbf{q}, k, \text{tol})$$

La función debe regresar una aproximación del eigenpar  $(\lambda_n, \mathbf{v}_n)$  de la matriz  $A$ .

(Ayuda: usa tu código del apartado 3 (con el criterio de parada), cambia la **única** ocurrencia de  $A$  por  $A^{-1}$  y elimina la inversa del código. Luego, piensa hacia cual valor tiende la secuencia  $\{\sigma_i\}$ ). Después, repite el apartado 4 para esta versión.