Ejemplo 4.8 (Tarea 21, Curso 2006). Sea

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -c \\ 0 & 1 & -d \\ -a & -b & 1 \end{bmatrix}, \quad a, b, c, d \in \mathbb{R}.$$

- a) ¿Para qué valores de z = ac + bd el método de Jacobi converge para la solución del sistema Ax = r?
- b) ¿Para qué valores de a, b, c, d la matriz A es irreducible?
- c) Indicar la fórmula de iteración del método SOR para $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{r}$ en forma explícita (o sea, sin matrices inversas) en la forma $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{B}(\omega)\mathbf{x}_k + \mathbf{v}(\omega)$.
- d) Sean a=0.5, b=0.4, c=0.7, d=-0.4 y $\mathbf{r}=(-5.9,7)^{\mathrm{T}}$. (La solución exacta es $\tilde{\mathbf{x}}=(2,5,10)^{\mathrm{T}}$.) Partiendo de $\mathbf{x}_0=(1,1,1)^{\mathrm{T}}$, calcular \mathbf{x}_2 con el método de Gauss-Seidel.
- e) Sean $\mathbf{H}_1 := \mathbf{B}(1)$ y \mathbf{H} la matriz de iteración del método de Jacobi. Demostrar que \mathbf{A} es ordenada consistentemente y que $(r_{\sigma}(\mathbf{H}))^2 = r_{\sigma}(\mathbf{H}_1)$. Determinar $r_{\sigma}(\mathbf{H}_1)$ para los valores numéricos de (d).
- f) Sea 0 < z < 1. Demostrar que el método SOR aplicado a A posee un parámetro óptimo ω = ω_{opt}, y calcular el valor de ω_{opt} para los valores numéricos de (d). ¿Cuál es el valor del radio espectral correspondiente?

Solución sugerida.

a) En este caso.

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & c \\ 0 & 0 & d \\ a & b & 0 \end{bmatrix} \Longrightarrow \det(\mathbf{J} - \lambda \mathbf{I}) = -\lambda(\lambda^2 + z),$$

entonces $r_{\sigma}(\mathbf{J}) < 1$ si y sólo si |z| < 1.

b) P₁ puede ser conectado con P₃ si y sólo si c ≠ 0, y P₂ con P₃ si y sólo si d ≠ 0. Lo mismo es válido para los arcos dirigidos P₃ → P₁ y p₃ → P₂, o sea A es irreducible si y sólo si a ≠ 0, b ≠ 0, c ≠ 0, d ≠ 0.

c)

$$\mathbf{B}(\omega) = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} ((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega \mathbf{U})$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\omega a & -\omega b & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 - \omega & 0 & \omega c \\ 0 & 1 - \omega & \omega d \\ 0 & 0 & 1 - \omega \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \omega a & \omega b & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 - \omega & 0 & \omega c \\ 0 & 1 - \omega & \omega d \\ 0 & 0 & 1 - \omega \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} 1 - \omega & 0 & \omega c \\ 0 & 1 - \omega & \omega d \\ \omega (1 - \omega) a & \omega (1 - \omega) b & 1 - \omega + \omega^2 z \end{bmatrix},$$
$$\mathbf{v}(\omega) = \omega \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \omega a & \omega b & 1 \end{bmatrix} \mathbf{r}.$$

d)
$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.7 \\ 0 & 0 & -0.4 \\ 0 & 0 & 0.19 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{pmatrix} -5 \\ 9 \\ 8.1 \end{pmatrix} \Longrightarrow \mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} -4.3 \\ 8.6 \\ 8.29 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 0.803 \\ 5.684 \\ 9.6751 \end{pmatrix}$$

e) Puesto que

$$\det\left(\alpha \mathbf{L} + \frac{1}{\alpha}\mathbf{U} - \lambda \mathbf{I}\right) = -\lambda(\lambda^2 + z)$$

independentemente de α , la matriz A es ordenada consistentemente. Usando (a), vemos que $r_{\sigma}(\mathbf{H}) = \sqrt{0.19}$; entonces $(r_{\sigma}(\mathbf{H}))^2 = r_{\sigma}(\mathbf{H}_1)$, es decir $r_{\sigma}(\mathbf{H}_1) = 0.19$.

f) Según (a), $r_{\sigma}(\mathbf{H}) < 1$ y todos los valores propios de \mathbf{H} son reales. Según (e), \mathbf{A} es ordenada consistentemente, entonces existe $\omega_{\rm opt}$. Aquí tenemos

$$\omega_{\text{opt}} = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - (r_{\sigma}(\mathbf{H}))^2}} = \frac{20}{19} = 1,0526, \quad r_{\sigma}(\mathbf{H}_{\omega_{\text{opt}}}) = 0,0526.$$

g)
$$\mathbf{x}^1 = \begin{pmatrix} -4,5789 \\ 9 \\ 8,795 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x}^2 = \begin{pmatrix} 1,4583 \\ 5,2968 \\ 10,0485 \end{pmatrix}.$$

Se reconoce la gran ganancia en velocidad de convergencia usando $\omega = \omega_{\rm opt}$. Pero en la práctica, se recomienda sobreestimar ω , dado que en el lado izquierdo de $\omega_{\rm opt}$ la tangente es vertical (como ilustra la Figura 4.3). Entonces, necesitamos una cota superior de $r_{\sigma}(\mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L}+$ U)). Veremos en el Capítulo 5 como nos podemos conseguir una tal cota.

Sin demostración comunicamos el siguiente teorema.

Definición 4.7. Sea $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ simétrica y definida positiva. Un sistema $\{\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{n-1}\}$ de vectores se llama \mathbf{A} -ortogonal si para $0 \le j, k \le n-1$,

$$\mathbf{p}_{j}^{\mathrm{T}} \mathbf{A} \mathbf{p}_{k} = \kappa_{k} \delta_{jk}, \quad \kappa_{j} > 0, \quad \delta_{jk} = \begin{cases} 0 & \text{si } j \neq k, \\ 1 & \text{si } j = k. \end{cases}$$

Pero, para la solución del sistema $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$, la determinación de los ejes principales de \mathbf{A} , es decir, de sus vectores propios, significaria un esfuerzo computacional altamente exagerado. Demostraremos ahora que la minimización a lo largo de direcciones \mathbf{A} -ortogonales, también llamadas \mathbf{A} -conjugadas, también entrega un método finito.

Ejemplo 4.10. Consideramos el sistema Ax = b con

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix}, \tag{4.41}$$

con la solución exacta $\mathbf{x}^* = (2,1)^T$; la matriz \mathbf{A} es simétrica y definida positiva. Un ejemplo de direcciones \mathbf{A} ortogonales son

$$\mathbf{p}_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{p}_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

La Figura 4.4 muestra las elipses concéntricas $f(\mathbf{x}) = c$, donde f es definida por (4.39) g $c = -3, -2, -1, 0, \ldots$; el mínimo es $f(\mathbf{x}^*) = -3, 5$.

Ejemplo 4.11. Continuamos considerando el sistema del Ejemplo 4.10, partiendo de

$$\mathbf{x}_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 - 2\sqrt{0.7} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ -0.67332005 \end{pmatrix}.$$

En este caso, obtenemos de (4.42) con k=0

$$\begin{split} \sigma_0 &= \frac{(1,0) \left(\begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1-2\sqrt{0,7} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} \right)}{(1,0) \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}} \\ &= \frac{(1,0) \left(\frac{2\sqrt{0,7}-1-3}{-6\sqrt{0,7}+3-1} \right)}{(1,0) \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \end{pmatrix}} = \frac{2\sqrt{0,7}-4}{2} = \sqrt{0,7}-2 = -1,16333997347, \end{split}$$

entonces

$$\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 - 2\sqrt{0,7} \end{pmatrix} - (\sqrt{0,7} - 2) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 - \sqrt{0,7} \\ 1 - 2\sqrt{0,7} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1,16333997347 \\ -0,673320053068 \end{pmatrix}.$$

Luego calculamos

$$\sigma_{1} = \sqrt{5} \frac{(1,2) \left(\begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 2 - \sqrt{0,7} \\ 1 - 2\sqrt{0,7} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \end{pmatrix} \right)}{(1,2) \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 3 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}} = -\sqrt{\frac{7}{2}},$$

$$\mathbf{x}_{2} = \begin{pmatrix} 2 - \sqrt{0,7} \\ 1 - 2\sqrt{0,7} \end{pmatrix} - \left(-\sqrt{\frac{7}{2}} \right) \cdot \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{x}^{*}.$$

La Figura 4.4 muestra \mathbf{x}_0 y \mathbf{x}_1 .