

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés	2
2. Broyden életrajza	2
3. Mátrixok alapvető jellemzése	3
3.1. Vektorok és mátrixok	3
3.2. Lineáris függetlenség	8
3.3. Nemszinguláris mátrixok	10
3.4. Vektornormák és mátrixnormák	13
4. Lineáris egyenletrendszerek megoldása, osztályozása	15
4.1. Direkt eljárások	16
4.2. Iteratív eljárások	21
4.3. Sajátértékek és sajátvektorok	22
4.4. Kovergens mátrixok	30
5. Felső relaxációs eljárás (SOR)	31
5.1. Általános konvergencia eredmények	32
5.2. Szimmetrikus mátrixok konvergenciája	34
5.3. Nemszimmetrikus mátrixok konvergenciája	35
5.4. Konklúzió	36
6. A konjugált gradiens módszerek új rendszertana	37
6.1. A témakör felvezetése	37
6.2. Szimmetrikus mátrixok	42
6.3. Nemszimmetrikus mátrixok	44
6.4. Konklúzió	48
7. Blokk konjugált gradiens módszer (BICG)	48
7.1. Hestenes és Stiefel, Luenberger és Fletcher módszerének általánosítása	51
7.2. Hegedüs és a bikonjugált gradiens módszer általánosítása	51
8. MATLAB tesztfeladatokon való összehasonlítás	51
9. Konklúzió	51
10.Függelék	51
Hivatkozások	51

1. Bevezetés

2. Broyden életrajza



Charles George Broyden (1933. február 3. - 2011. május 20.) szerény családi háttérrel, Angliában született. Édesapja gyári munkásként, édesanyja háztartásbeliként dolgozott. Szülei ennek ellenére a kezdetektől tanulásra biztatták. Charles már gyerekként rengeteget olvasott, az iskolában jól teljesített. Édesapja sajnálatos módon meghalt tuberkulózisban, mikor Charles még csak 11 éves volt. Ez még jobban megnehezítette családi helyzetüket, de édesanyja így is arra biztatta, hogy egyetemre menjen. A King's College London egyetemen szerzett fizikus diplomát 1955-ben. A következő 10 évet az iparban töltötte. Ezután 1965-1967 között az Aberystwyth Egyetemen tanított, majd a University of Essex egyetemen 1967-ben professzor, később a matematika intézet dékánja lett. 1986-ban innen visszavonult, 1990-ben a Bolognai Egyetemen fogadott el professzori kinevezést. Jelentős szerepe volt a kvázi-Newton módszerek kifejlesztésében. A kvázi-Newton módszerek előtt a nemlineáris optimalizálási problémákat gradiens alapú módszerekkel oldották meg. Nemlineáris esetben az ehhez szükséges Hessian mátrix kiszámítása legtöbbször nem praktikus. A kvázi-Newton módszerek kifejlesztésére irányuló munka az 1960-as és 1970-es években zajlott, a nemlineáris optimalizálás egy izgalmas időszakában. A kutatásban részt vett még például Bill Davidon, Roger Fletcher és Mike Powell. A kutatások eredménye valódi ipari alkalmazások problémáinak megoldására adott eszközöket.

Az iparban töltött évei alatt Broyden a Davidon-Fletcher-Powell (DFP) módszert adaptálta nemlineáris problémákra. Ez vezetett az 1965-ös klasszikus "A class of methods for solving nonlinear simultaneous equations" cikkéhez a Mathematics of Computation folyóiratban. Ez a munka széleskörűen elismert, mint a 20. század egyik legnagyobb numerikus analízis eredménye. A University of Essex egyetemen a DFP módszer optimalizálásra fókuszált. Feltűnt neki, hogy habár a módszer jól működik, néha furcsa eredményeket produkál. Kerekítési hibákra gyanakodott. A kutatása 1970-ben egy új, továbbfejlesztett módszerhez vezetett. Tőle függetlenül,

nagyjából egy időben, Fletcher, Donald Goldfarb, és David Shanno is ugyanerre az eredményre jutott. Ezért az új módszert a neveik kezdőbetűiből BFGS módszernek nevezték el. Más kutatások folytatták a kvázi-Newton módszerek optimalizálását, de a BFGS módszer még ma is a leginkább választott, ha a Hessian mátrix kiszámítása túl költséges. 1981-től Abaffy Józseffel és Emilio Spedicato-val az ABS (Abaffy-Broyden-Spedicato) módszereken dolgozott.

Később a numerikus lineáris algebrára fókuszált, ezen belül is a konjugált gradiens módszerekre és ezek rendszertanára. A szakdolgozat kutatásainak a konjugált gradiens módszerekkel kapcsolatos részét öleli fel. 2011-ben 78 évesen, egy szívroham komplikációiba belehalt.

Feleségével, Joan-nal, 1959-ben házasodtak össze. Négy gyerekük született, a legidősebb, Robbie, sajnos 4 éves korában meghalt. Broyden nagy örömét lelte családjában, gyermekeiben, Christopher-ben, Jane-ben és Nicholas-ban. Szeretett mádárlesre járni, zenével foglalkozni, kórusban énekelni, vitorlázni. A helyi közösség és az egyházi közösség aktív tagja volt. Hét unokája született. A legidősebb unokája, Tom, az Oxford egyetemen tanult matematikát, a második legidősebb unokája, Matt, a Warwick Egyetemen tanul matematikát, Ben pedig mérnöknek tanul a Swansea Egyetemen. Így nagyapjuk nyomában járnak.

Köszönet Joan Broyden-nek a életrajzban nyújtott segítségéért.

3. Mátrixok alapvető jellemzése

Ebben a fejezetben a további fejezetekhez szükséges fogalmakat vezetünk be. Definíciókat adunk meg és tételeket mondunk ki. Tisztázzuk a jelöléseket.

3.1. Vektorok és mátrixok

Definíció. A valós vektor a valós számok egy rendezett halmaza.

Definíció. Egy vektor elemeinek a száma a vektor rendje, vagy más szóval a vektor dimenziója.

A vektorokat a szakdolgozatban vastag kisbetűvel jelöljük. Például $\mathbf{x} = [x_i]$, ahol x_i a vektor i -edik elemét jelöli. Oszlopvektoron vektort, sorvektoron vektor transzponáltat értünk. Az \mathbf{x} vektor transzponáltját \mathbf{x}^T -vel jelöljük.

Példa. Ha $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$, akkor $\mathbf{x}^T = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{bmatrix}$.

Definíció. Legyenek $\mathbf{x} = [x_i]$, $\mathbf{y} = [y_i]$ és $\mathbf{z} = [z_i]$ n -ed rendű vektorok. Legyen $\mathbf{z} = \mathbf{x} + \mathbf{y}$. Ekkor $z_i = x_i + y_i$.

Definíció. Legyen $\mathbf{x} = [x_i]$ és $\mathbf{y} = [y_i]$ n -ed rendű valós vektor. A belső szorzata, vagy más néven skaláris szorzata a sorvektor \mathbf{x}^T -nek és az oszlopvektor \mathbf{y} -nak

$$\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i. \quad (3.1)$$

Definíció. Az \mathbf{x} és \mathbf{y} vektorok egymásra ortogonálisak, ha a belső szorzatuk 0.

Definíció. Legyenek \mathbf{p}_i vektorok és y_i skalárok, $i = 1, 2, \dots, n$. A

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i y_i \quad (3.2)$$

vektor a \mathbf{p}_i vektorok lineáris kombinációja.

Definíció. A valós mátrix azonos rendű valós vektorok egy rendezett halmaza.

A mátrixokat a szakdolgozatban vastag nagybetűvel jelöljük. Egy $m \times n$ -es mátrixot értelmezhetünk úgy, mint m darab sorvektor, vagy mint n darab oszlopvektor. Röviden azt mondjuk, hogy a mátrix sorai és oszlopai. Az $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ jelölésben a_{ij} az \mathbf{A} mátrix i -edik sorának j -edik eleme. A csupa nullából álló mátrixot vagy vektort $\mathbf{0}$ -val jelöljük. Egy mátrixra akkor mondjuk, hogy ritka, ha viszonylag kevés nullától különböző eleme van. Egy mátrixra akkor mondjuk, hogy kitöltött, ha viszonylag kevés nulla eleme van.

Példa. Legyen $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ $m \times n$ -es mátrix. Ekkor $i = 1, 2, \dots, m$ és $j = 1, 2, \dots, n$.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

Definíció. Ha egy mátrixnak ugyanannyi sora és oszlopa van, négyzetes mátrixnak nevezzük.

Definíció. A négyzetes mátrix rendje az oszlopainak száma.

Definíció. Az $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ mátrix transzponáltját \mathbf{A}^T -vel jelöljük, jelentése $\mathbf{A}^T = [a_{ji}]$, azaz a mátrix sorainak és oszlopainak felcserélésével kapott mátrix.

Definíció. Legyen $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ mátrix. A mátrix diagonális elemei azok az elemek, ahol $i = j$.

Definíció. Az $n \times n$ -es $\mathbf{D} = [d_{ij}]$ mátrix diagonális mátrix, ha $d_{ij} = 0$ minden $i \neq j$ indexre. A diagonális mátrixot $\text{diag}(d_i)$ -vel jelöljük, ahol d_i az i -edik diagonális elem.

Definíció. A $\text{diag}(d_i)$ mátrixot, ahol $d_i = 1$ minden i -re, egységmátrixnak nevezzük, és \mathbf{I} -vel jelöljük.

Definíció. Legyenek $\mathbf{A} = [a_{ij}]$, $\mathbf{B} = [b_{ij}]$ és $\mathbf{C} = [c_{ij}]$ $m \times n$ -es mátrixok. Legyen $\mathbf{C} = \mathbf{A} + \mathbf{B}$. Ekkor $c_{ij} = a_{ij} + b_{ij}$.

Definíció. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es mátrix. Legyen $\mathbf{x} = [x_i]$ n -ed rendű vektor, $\mathbf{y} = [y_i]$ m -ed rendű vektor. Jelölje \mathbf{a}_i^T az \mathbf{A} mátrix i -edik sorát. Az \mathbf{A} mátrix és \mathbf{x} vektor mátrix-vektor szorzata $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$ és

$$y_i = \mathbf{a}_i^T \mathbf{x}. \quad (3.3)$$

Definíció. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es mátrix és jelölje \mathbf{a}_i^T az \mathbf{A} mátrix i -edik sorát. Legyen \mathbf{B} $n \times p$ -s mátrix és jelölje \mathbf{b}_j a \mathbf{B} mátrix j -edik oszlopát. Az \mathbf{AB} mátrixszorzat eredménye a $\mathbf{C} = [c_{ij}]$ $m \times p$ -s mátrix, ahol

$$c_{ij} = \mathbf{a}_i^T \mathbf{b}_j. \quad (3.4)$$

Az \mathbf{AB} mátrixszorzat esetén az \mathbf{A} mátrix oszlopainak száma meg kell egyezzen a \mathbf{B} mátrix sorainak számával, hogy a megfelelő sorvektorok és oszlopvektorok belső szorzatai jól definiáltak legyenek. A mátrixszorzás általában nem kommutatív, $\mathbf{AB} \neq \mathbf{BA}$. Egy mátrixot az egységmátrixszal szorozva önmagát kapjuk, $\mathbf{AI} = \mathbf{IA} = \mathbf{A}$.

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix szimmetrikus, ha $\mathbf{A} = \mathbf{A}^T$. Az \mathbf{A} mátrix antiszimmetrikus, ha $\mathbf{A} = -\mathbf{A}^T$.

Mivel $(\mathbf{A}^T)^T = \mathbf{A}$ és $(\mathbf{AB})^T = \mathbf{B}^T \mathbf{A}^T$, ezért $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^T = \mathbf{A}^T (\mathbf{A}^T)^T = \mathbf{A}^T \mathbf{A}$. Azaz az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ valós mátrix mindig szimmetrikus.

Definíció. Legyen $\mathbf{x}^T = [\mathbf{x}_1^T \ \mathbf{x}_2^T]$ n -ed rendű vektor, ahol $\mathbf{x}_1^T = [x_1, x_2, \dots, x_r]$ és $\mathbf{x}_2^T = [x_{r+1}, x_{r+2}, \dots, x_n]$ és $1 \leq r < n$. Az \mathbf{x}_1 és \mathbf{x}_2 vektorok az \mathbf{x} vektor részvektorai, vagy partíciói.

Példa. Legyenek $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2]$, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2]$, \mathbf{u} n -ed rendű vektorok. Legyen $\mathbf{u} = \mathbf{x} + \mathbf{y}$. Ha $\mathbf{x}_1 = [x_1, x_2, \dots, x_r]$, $\mathbf{x}_2 = [x_{r+1}, x_{r+2}, \dots, x_n]$, $\mathbf{y}_1 = [y_1, y_2, \dots, y_r]$, $\mathbf{y}_2 = [y_{r+1}, y_{r+2}, \dots, y_n]$, $1 \leq r < n$, akkor $\mathbf{u} = [\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2 \ \mathbf{y}_1 + \mathbf{y}_2]$. Igaz az is, hogy $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \mathbf{x}_1^T \mathbf{y}_1 + \mathbf{x}_2^T \mathbf{y}_2$.

Mátrixokat is részmátrixokra particionálhatunk. Ennek nagy jelentősége, hogy nagy mátrixokat egyszerűbben kezelhetünk.

Definíció. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es mátrix. Az \mathbf{A} mátrixból annak k számú sora ($1 \leq k \leq m-1$) és l számú oszlopa ($1 \leq l \leq n-1$) törlésével előállított $(m-k) \times (n-l)$ -es részmatrrixot az \mathbf{A} mátrix minormatrrixának nevezzük.

A művelettartás a minormatrrixokra két particionált mátrix között nem feltétlen jól definiált.

Definíció. Particionált mátrixok egy halmaza egy művelet szerint jól particionált, ha a mátrixok minormatrrixai között a művelet jól definiált.

Példa. Az \mathbf{E}_1 és \mathbf{F}_1 mátrixok az összeadás szerint jól particionáltak.

$$\mathbf{E}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{bmatrix} = \frac{\begin{array}{ccc|c} a_{11} & a_{12} & a_{13} & b_{11} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & b_{21} \\ c_{11} & c_{12} & c_{13} & d_{11} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & d_{21} \end{array}}{\quad}, \quad \mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{K} \\ \mathbf{L} & \mathbf{M} \end{bmatrix} = \frac{\begin{array}{ccc|c} j_{11} & j_{12} & j_{13} & k_{11} \\ j_{21} & j_{22} & j_{23} & k_{21} \\ l_{11} & l_{12} & l_{13} & m_{11} \\ l_{21} & l_{22} & l_{23} & m_{21} \end{array}}{\quad}$$

A szorzás szerint \mathbf{E}_1 és \mathbf{F}_1 nem jól particionáltak, mert a megfelelő minormatrrixok szorzata (3.4) szerint nem képezhető.

Példa. Az \mathbf{E}_2 és \mathbf{F}_2 mátrixok a szorzás szerint jól particionáltak.

$$\mathbf{E}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{C} & \mathbf{D} \end{bmatrix} = \frac{\begin{array}{ccc|c} a_{11} & a_{12} & a_{13} & b_{11} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & b_{21} \\ c_{11} & c_{12} & c_{13} & d_{11} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} & d_{21} \end{array}}{\quad}, \quad \mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{K} \\ \mathbf{L} & \mathbf{M} \end{bmatrix} = \frac{\begin{array}{c|ccc} j_{11} & k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ j_{21} & k_{21} & k_{22} & k_{23} \\ j_{31} & k_{31} & k_{32} & k_{33} \\ \hline l_{11} & m_{11} & m_{12} & m_{13} \end{array}}{\quad}$$

Azonban az összeadás szerint \mathbf{E}_2 és \mathbf{F}_2 nem jól particionáltak, mert a megfelelő minormatrrixok összege nem képezhető.

Definíció. Legyen \mathbf{A} $n \times n$ -es mátrix. Legyen \mathbf{A}_{11} az \mathbf{A} mátrix egy minormatrrix. Ha az \mathbf{A}_{11} minormatrrix elemei az \mathbf{A} mátrix főátlójára szimmetrikusan helyezkednek el, az \mathbf{A}_{11} minormatrrixot főminormatrrixnak nevezzük.

Definíció. Legyen \mathbf{A} $n \times n$ -es mátrix. Legyen \mathbf{A} egy particionálása

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix},$$

ahol \mathbf{A}_{11} $r \times r$ -es ($r < n$) főminormatrrix. Ekkor \mathbf{A}_{11} az \mathbf{A} mátrix bal felső r -ed rendű sarokminormatrrix.

Példa. Legyen

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}.$$

Az \mathbf{A} mátrix bal felső elsőrendű sarokminormátrixa $[a_{11}]$, a bal felső másodrendű sarokminormátrixa

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix},$$

és a bal felső harmadrendű sarokminormátrixa önmaga.

Az alkalmazásokban gyakran szükség van komplex vektorokra, mátrixokra. A belső szorzatot leszámítva a fenti definíciók érvényesek komplex vektorokra és mátrixokra is, azzal a különbséggel, hogy a komplex vektorok elemei komplex számok, a komplex mátrixok elemei komplex vektorok. A belső szorzat általánosabb definíciója megköveteli, hogy egy vektor saját magával vett belső szorzata valós, nem negatív, és csak akkor nulla, ha a vektor nulla. Defináljuk a belső szorzatot komplex vektorokra is.

Definíció. A $\mathbf{z} = \mathbf{x} + i\mathbf{y}$ komplex vektor konjugáltja $\bar{\mathbf{z}} = \mathbf{x} - i\mathbf{y}$.

Definíció. Az $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ komplex mátrix konjugáltja $\bar{\mathbf{A}} = [\bar{a}_{ij}]$.

Definíció. A $\mathbf{z} = \mathbf{x} + i\mathbf{y}$ komplex vektor Hermite-féle transzponáltja

$$\mathbf{z}^H = \bar{\mathbf{z}}^T = \mathbf{x}^T - i\mathbf{y}^T. \quad (3.5)$$

Definíció. Az $\mathbf{A} = \mathbf{B} + i\mathbf{C}$ komplex mátrix Hermite-féle transzponáltja

$$\mathbf{A}^H = \bar{\mathbf{A}}^T = \mathbf{B}^T - i\mathbf{C}^T. \quad (3.6)$$

Definíció. Az \mathbf{A} komplex mátrix Hermite-mátrix, ha $\mathbf{A} = \mathbf{A}^H$.

Példa. Legyen $\mathbf{A} = \mathbf{B} + i\mathbf{C}$ és $\mathbf{z} = \mathbf{x} + i\mathbf{y}$. Ekkor $\mathbf{A}^H \mathbf{z} = (\mathbf{B}^T - i\mathbf{C}^T)(\mathbf{x} + i\mathbf{y}) = \mathbf{B}^T \mathbf{x} + \mathbf{C}^T \mathbf{y} + i(\mathbf{B}^T \mathbf{y} - \mathbf{C}^T \mathbf{x})$.

A komplex Hermite-mátrixot így a valós szimmetrikus mátrix analógiájára definiáltuk. Hasonlóan a valós szimmetrikus esethez, a komplex esetre is igaz, hogy $(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^H = \mathbf{A}^H \mathbf{A}$.

Definíció. A \mathbf{w} komplex vektor és a \mathbf{z} komplex vektor belső szorzata $\mathbf{z}^H \mathbf{w}$.

A $\mathbf{z}^H \mathbf{z} = (\mathbf{x}^T - i\mathbf{y}^T)(\mathbf{x} + i\mathbf{y}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} + \mathbf{y}^T \mathbf{y}$ szorzat nem lehet se komplex, se negatív, és csak akkor nulla, ha \mathbf{z} vektor nulla, így a definíció eleget tesz az általánosabb feltételeknek.

3.2. Lineáris függetlenség

A lineáris függetlenség alapvető fogalom. A következő fejezetekben nagyban fogunk annak a következményeire támaszkodni, hogy vektorok lineárisan függetlenek-e, vagy sem.

Definíció. Az \mathbf{a}_i , $i = 1, 2, \dots, n$ vektorok lineárisan összefüggők, ha léteznek olyan x_i skalárok, amelyek nem mindegyike zérus, és a velük képzett lineáris kombinációra fennáll, hogy

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i x_i = \mathbf{0}. \quad (3.7)$$

Ellenkező esetben az \mathbf{a}_i vektorok lineárisan függetlenek.

Példa. Az $\mathbf{a}_1^T = [1 \ 2 \ -1]$, $\mathbf{a}_2^T = [-2 \ -1 \ 1]$, $\mathbf{a}_3^T = [-1 \ 4 \ -1]$ vektorok lineárisan összefüggők, mert $3\mathbf{a}_1 + 2\mathbf{a}_2 - \mathbf{a}_3 = \mathbf{0}$.

Példa. Az $\mathbf{a}_1^T = [1 \ 0 \ 0]$, $\mathbf{a}_2^T = [1 \ 1 \ 0]$, $\mathbf{a}_3^T = [-1 \ 1 \ 1]$ vektorok lineárisan függetlenek, mert

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i x_i = \begin{bmatrix} x_1 + x_2 - x_3 \\ x_2 + x_3 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Ebből következik, hogy $x_3 = 0$. Így $x_2 + x_3 = 0$ és $x_1 + x_2 + x_3 = 0$ akkor és csak akkor, ha x_1 és x_2 is nulla.

Definíció. Az \mathbf{A} $m \times n$ -es mátrix oszlopai lineárisan összefüggők, ha létezik olyan n -ed rendű $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ vektor, hogy $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Ha nem létezik ilyen vektor, akkor a mátrix oszlopai lineárisan függetlenek.

Ha az \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan összefüggők, abból nem csak az következik, hogy az oszlopok megfelelő lineáris kombinációja nulla, hanem hogy létezik olyan $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ vektor, amely az \mathbf{A} mátrix minden sorára ortogonális. Az \mathbf{x} vektor nem egyértelmű, mert a skalárral szorzása nem változtat az ortogonalitáson, így \mathbf{x} tetszőlegesen méretezhető. Az \mathbf{A} mátrix oszlopainak lineáris függetlenségét nem befolyásolja, ha az \mathbf{A} mátrix sorait felcseréljük.

Definíció. A lineárisan független n -ed rendű vektorok halmazát, amelyből lineáris kombinációként bármely más n -ed rendű vektor kifejezhető, bázisnak nevezzük.

3.1. Tétel. Az $n + 1$ darab n -ed rendű vektor lineárisan összefüggő. [3, 29. oldal, Theorem 2.2]

Bizonyítás. Indukcióval bizonyítunk. Megmutatjuk, hogy ha bármely $(r-1) \times r$ -es mátrix oszlopai lineárisan összefüggők, akkor bármely $r \times (r+1)$ -es mátrix oszlopai is lineárisan összefüggők. Legyen \mathbf{A}_1 $r \times (r+1)$ -es mátrix és

$$\mathbf{A}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c}^T & \delta \end{bmatrix},$$

ahol \mathbf{A} $(r-1) \times r$ -es mátrix, \mathbf{b} oszlopvektor, \mathbf{c}^T sorvektor és δ skalár. Az $\mathbf{A} - \mathbf{b}\delta^{-1}\mathbf{c}^T$ egy $(r-1) \times r$ -es mátrix, és az indukciós feltétel szerint bármely $(r-1) \times r$ -es mátrix oszlopai lineárisan összefüggők. Ezért létezik egy olyan $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ vektor, hogy

$$(\mathbf{A} - \mathbf{b}\delta^{-1}\mathbf{c}^T)\mathbf{x} = \mathbf{0}.$$

Ebből következik, hogy

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c}^T & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \delta^{-1}\mathbf{c}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Mivel $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, léteznie kell egy olyan $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ vektornak, hogy $\mathbf{A}_1\mathbf{y} = \mathbf{0}$. Tehát \mathbf{A}_1 sorai is lineárisan összefüggők. \square

Következmény. *Az n -ed rendű vektorok bázisa mindig n darab vektor.*

3.2. Tétel. *Legyen r darab lineárisan független vektorunk, amik egy új vektor hozzáadásával lineárisan összefüggővé válnak. Ekkor az új vektor kifejezhető az eredeti r vektorok egyértelmű lineáris kombinációjaként. [3, 30. oldal, Lemma 2.2]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} $n \times r$ -es mátrix és \mathbf{b} n -ed rendű vektor. Legyenek az \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek. Legyen a \mathbf{b} vektor az \mathbf{A} mátrix oszlopaival lineárisan összefüggő. Mivel ez összesen $r+1$ darab lineárisan összefüggő vektor, létezik olyan r -ed rendű \mathbf{y} vektor és η skalár, hogy $\mathbf{A}\mathbf{y} + \mathbf{b}\eta = \mathbf{0}$. A skalár η nem lehet nulla, mert akkor \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan összefüggők lennének, ami ellentmond a hipotézisnek. Így az $\mathbf{y}\eta^{-1}$ vektor létezik, és ha $\mathbf{x} = \mathbf{y}\eta^{-1}$, akkor $\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{x}$. Azt kell belátni, hogy az \mathbf{x} vektor egyértelmű. Tegyük fel, hogy létezik olyan \mathbf{z} vektor, hogy $\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{z}$. Ha ezt kivonjuk az előző egyenlőségből, azt kapjuk, hogy $\mathbf{0} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{z})$. Mivel \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek, ez csak akkor lehetséges, ha $\mathbf{x} = \mathbf{z}$. \square

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix lineárisan független oszlopainak maximum darabszáma az mátrix rangja. Jelölése $r(\mathbf{A})$. Az \mathbf{A} mátrix teljes rangú, ha rangja megegyezik az oszlopainak számával.

3.3. Nemszinguláris mátrixok

Definiáljuk a nemszinguláris mátrixot. Ehhez megvizsgáljuk a mátrix oszlopainak illetve sorainak lineáris függőségét, definiáljuk a mátrix inverzét, és megvizsgáljuk a lineáris függőség és a mátrix inverze közötti kapcsolatot.

3.3. Tétel. *Nem létezik olyan \mathbf{X} mátrix, hogy $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$, ha \mathbf{A} mátrix sorai lineárisan összefüggők. [3, 30. oldal, Lemma 2.3]*

Bizonyítás. Tegyük fel az ellenkezőjét. Mivel \mathbf{A} mátrix lineárisan összefüggő, létezik olyan $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ vektor, hogy $\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{0}^T$. Így $\mathbf{y}^T \mathbf{AX} = \mathbf{0}^T$, de mivel $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$, ez csak akkor teljesül, ha $\mathbf{y} = \mathbf{0}$. Így ellentmondáshoz jutottunk. \square

Definíció. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. Ha létezik olyan \mathbf{X} mátrix, hogy

$$\mathbf{AX} = \mathbf{I}, \quad (3.8)$$

akkor \mathbf{X} az \mathbf{A} mátrix jobboldali inverze. Ha létezik olyan \mathbf{Y} mátrix, hogy

$$\mathbf{YA} = \mathbf{I}, \quad (3.9)$$

akkor \mathbf{Y} az \mathbf{A} mátrix baloldali inverze.

Definíció. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. Ha létezik olyan \mathbf{X} mátrix, hogy

$$\mathbf{AX} = \mathbf{XA} = \mathbf{I}, \quad (3.10)$$

akkor \mathbf{X} az \mathbf{A} mátrix inverze. Az \mathbf{A} mátrix inverzének jelölése \mathbf{A}^{-1} . Egy mátrix invertálható, ha létezik inverze.

3.4. Tétel. *Legyen \mathbf{A} n -ed rendű négyzetes mátrix. Ha az \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek, létezik olyan \mathbf{X} mátrix, hogy $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$. [3, 30. oldal, Theorem 2.3]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} $n \times n$ -es négyzetes mátrix, és legyenek az oszlopai lineárisan függetlenek. Legyenek \mathbf{A}_i ($i = 1, 2, \dots, n-1$) $(n-1) \times n$ -es mátrixok. Az \mathbf{A}_i mátrix mindig legyen az \mathbf{A} mátrix i -edik sorának elhagyásával kapott mátrix. Azaz \mathbf{A}_i j -edik sora az \mathbf{A} mátrix j -edik sora, ha $1 \leq j \leq i-1$, de a $(j+1)$ -edik sora, ha $i \leq j \leq n-1$. A 3.1-es tételből következik, hogy mindig létezik olyan $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{0}$, hogy $\mathbf{A}_i \mathbf{x}_i = \mathbf{0}$. Mivel létezik olyan \mathbf{x}_i , hogy $\mathbf{A}_i \mathbf{x}_i = \mathbf{0}$, de $\mathbf{Ax}_i \neq \mathbf{0}$, így az \mathbf{Ax}_i vektornak egyedül az i -edik eleme nem nulla. Minden i -re választhatjuk \mathbf{x}_i -t úgy, hogy $\mathbf{Ax}_i = \mathbf{e}_i$ legyen, ahol \mathbf{e}_i az n -ed rendű egységmátrix i -edik oszlopa. Legyen $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]$, így $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$. \square

Megmutattuk, hogy ha az \mathbf{A} négyzetes mátrixnak az oszlopai lineárisan függetlenek, akkor létezik jobboldali inverze. A 3.3-as tételből következik, hogy ekkor az \mathbf{A} mátrix sorai is lineárisan függetlenek. Tehát a négyzetes mátrixok sorainak és oszlopainak lineáris függetlensége egyenértékű.

3.5. Tétel. *Ha egy négyzetes mátrix oszlopai lineárisan függetlenek, akkor jobboldali inverze egyértelmű. [3, 31. oldal, Theorem 2.4]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix, és legyenek az oszlopai lineárisan függetlenek. Tegyük fel, hogy az \mathbf{A} mátrix jobboldali inverze nem egyértelmű, azaz léteznek olyan $\mathbf{X} \neq \mathbf{Y}$ mátrixok, hogy $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$ és $\mathbf{AY} = \mathbf{I}$. Vonjuk ki a két egyenlőséget egymásból, így kapjuk, hogy $\mathbf{A}(\mathbf{X} - \mathbf{Y}) = \mathbf{0}$. Ez azonban az \mathbf{A} mátrix oszlopainak lineáris függetlensége miatt csak akkor lehetséges, ha $\mathbf{X} = \mathbf{Y}$. \square

3.6. Tétel. *Ha egy négyzetes mátrixnak létezik egyértelmű jobboldali inverze, akkor az megegyezik a baloldali inverzével. [3, 31. oldal, Theorem 2.5]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix, és legyenek az oszlopai lineárisan függetlenek. Legyen $\mathbf{AX} = \mathbf{I}$. Az egyenlőséget jobbról \mathbf{A} mátrixszal szorozva kapjuk, hogy $\mathbf{AXA} = \mathbf{A}$, átrendezve $\mathbf{A}(\mathbf{XA} - \mathbf{I}) = \mathbf{0}$. Ebből az \mathbf{A} mátrix oszlopainak lineáris függetlensége miatt következik, hogy $\mathbf{XA} = \mathbf{I}$. \square

Definíció. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. Ha a következő ekvivalens állítások teljesülnek, akkor az \mathbf{A} mátrix nonszinguláris, egyébként szinguláris.

1. Az \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek.
2. Az \mathbf{A} mátrix sorai lineárisan függetlenek.
3. Az \mathbf{A} mátrix invertálható.

3.7. Tétel. *Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix, és legyen*

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix},$$

ahol \mathbf{A}_{11} és \mathbf{A}_{22} minormátrixok is négyzetes mátrixok. Ekkor az \mathbf{A} mátrix akkor és csak akkor nonszinguláris, ha \mathbf{A}_{11} és \mathbf{A}_{22} minormátrixok nonszingulárisak. [3, 33. oldal, Lemma 2.4]

Bizonyítás. Legyenek \mathbf{A}_{11} és \mathbf{A}_{22} minormátrixok nonszingulárisak. Ekkor

$$\mathbf{A}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11}^{-1} & \mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{A}_{12}\mathbf{A}_{22}^{-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22}^{-1} \end{bmatrix},$$

tehát az \mathbf{A} mátrix nemszinguláris.

Legyen \mathbf{A}_{11} minormátrix szinguláris. Ekkor mindig létezik olyan $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ vektor, hogy $\mathbf{A}_{11}\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Ekkor az \mathbf{A} mátrix szingularitása csak \mathbf{A}_{11} minormátrixtól függ, mert

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}.$$

Ezért, ha \mathbf{A}_{11} minormátrix szinguláris, akkor az \mathbf{A} mátrix szinguláris. Hasonlóan, ha \mathbf{A}_{22} minormátrix szinguláris, mindig létezik olyan $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ vektor, hogy $\mathbf{y}^T \mathbf{A}_{22} = \mathbf{0}^T$. \square

Most definiálunk és megvizsgálunk néhány elméleti vagy gyakorlati szempontból fontos nemszinguláris mátrixot.

Definíció. Az ortogonális mátrix olyan valós mátrix, melynek az inverze a transzponáltja.

Definíció. Az $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ négyzetes mátrix felső háromszögmátrix, ha $u_{ij} = 0$ minden $i > j$ -re.

Definíció. Az $\mathbf{L} = [l_{ij}]$ négyzetes mátrix alsó háromszögmátrix, ha $l_{ij} = 0$ minden $i < j$ -re.

Definíció. Az alsó háromszögmátrix alsó egység háromszögmátrix, ha minden diagonális eleme egy.

Definíció. A felső háromszögmátrix felső egység háromszögmátrix, ha minden diagonális eleme egy.

3.8. Tétel. Az $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ felső háromszögmátrix akkor és csak akkor nemszinguláris, ha $u_{ii} \neq 0$ minden i -re. [3, 34. oldal, Theorem 2.6]

Bizonyítás. Legyen \mathbf{U} n -ed rendű felső háromszögmátrix. Legyen \mathbf{U}_i a bal felső i -ed rendű sarokminormátrixa \mathbf{U} -nak., azaz $\mathbf{U} = \mathbf{U}_n$. Legyen

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{i-1} & \mathbf{v}_i \\ \mathbf{0} & u_{ii} \end{bmatrix}, \quad 2 \leq i \leq n$$

és $\mathbf{v}_i^T = [u_{1i}, u_{2i}, \dots, u_{(i-1)i}]$. A 3.7-es tételből következik, hogy \mathbf{U} akkor és csak akkor nemszinguláris, ha minden \mathbf{U}_i sarokminormátrix nemszinguláris. Ha $u_{ii} \neq 0$ bármely $1 \leq i \leq n$ esetén, akkor $\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_n$ sarokminormátrixok nemszingulárisak, azaz \mathbf{U} nemszinguláris. \square

3.9. Tétel. Négyzetes mátrixok szorzata akkor és csak akkor nemszinguláris, ha a szorzat minden tényezője nemszinguláris.

Bizonyítás. Legyenek \mathbf{A} , \mathbf{B} és \mathbf{C} négyzetes mátrixok. Legyen $\mathbf{C} = \mathbf{AB}$. Tegyük fel, hogy \mathbf{B} és \mathbf{C} mátrixok nemszingulárisak, de \mathbf{A} mátrix szinguláris. Mivel \mathbf{C} nemszinguláris, létezik inverze, és $\mathbf{CC}^{-1} = \mathbf{I}$. Ebből következik, hogy $(\mathbf{AB})\mathbf{C}^{-1} = \mathbf{I}$. De ez csak akkor lehetséges, ha $\mathbf{C}^{-1} = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}^{-1}$, amivel ellentmondáshoz jutottunk. \square

Definíció. Az \mathbf{A} valós mátrix pozitív definit, ha \mathbf{A} szimmetrikus, és $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} > 0$ minden $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ -ra. Jelölése $\mathbf{A} > 0$.

3.10. Tétel. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es valós mátrix lineárisan független oszlopokkal. Ekkor $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ pozitív definit. [3, 34. oldal, Lemma 2.5]

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es valós mátrix lineárisan független oszlopokkal. Az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrix szimmetrikus. Legyen $\mathbf{y} = \mathbf{Ax}$, így $\mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{y}^T \mathbf{y} > 0$, akkor és csak akkor, ha $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$. Mivel az \mathbf{A} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek, \mathbf{y} akkor és csak akkor nulla, ha \mathbf{x} is nulla. Az $\mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ akkor és csak akkor nulla, ha $\mathbf{x} = \mathbf{0}$. \square

3.4. Vektornormák és mátrixnormák

Gyakran akarunk vektorokat vagy mátrixokat a nagyságuk alapján összehasonlítani. Például ha egy iteratív eljárással közelítünk egy vektorhoz, a hibavektor (azaz a vektor és a közelítő vektor közötti különbség) nagysága jó ha gyorsan csökken. A norma a vektorokhoz és a mátrixokhoz egy skalárt rendel.

Definíció. Az $\|\mathbf{x}\|$ skalár az \mathbf{x} vektor normája, ha kielégíti a következő három feltételt.

1. $\|\mathbf{x}\| = 0$, ha $\mathbf{x} = \mathbf{0}$, egyébként $\|\mathbf{x}\| > 0$.
2. $\|\mathbf{x}\theta\| = \|\mathbf{x}\| |\theta|$, ahol θ skalár.
3. $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$.

Definíció. Az \mathbf{x} vektor l_1 , l_2 , l_∞ normáinak definíciója:

1. $\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_i |x_i|$ az l_1 norma,
2. $\|\mathbf{x}\|_2 = (\sum_i |x_i|^2)^{\frac{1}{2}}$ az l_2 (euklideszi) norma,
3. $\|\mathbf{x}\|_\infty = \max_i |x_i|$ az l_∞ (maximum) norma.

3.11. Tétel. (Cauchy-egyenlőtlenség) Legyen \mathbf{x} és \mathbf{y} n -ed rendű nem nulla vektor. Az

$$|\mathbf{x}^T \mathbf{y}| \leq \|\mathbf{x}\|_2 \|\mathbf{y}\|_2 \quad (3.11)$$

egyenlőtlenség akkor és csak akkor igaz, ha \mathbf{y} vektor skalárszorosa \mathbf{x} vektornak. [3, 42. oldal, Cauchy's Inequality]

A Cauchy-egyenlőtlenség komplex vektorokra is igaz, ha a transzponáltat Hermite-féle transzponáltra cseréjük. A tételt itt nem bizonyítjuk.

Definíció. Az $\|\mathbf{A}\|$ skalár az \mathbf{A} mátrix normája, ha kielégíti a következő négy feltételt.

1. $\|\mathbf{A}\| = 0$, ha $\mathbf{A} = \mathbf{0}$, egyébként $\|\mathbf{A}\| > 0$.
2. $\|\mathbf{A}\theta\| = \|\mathbf{A}\| |\theta|$, ahol θ skalár.
3. $\|\mathbf{A} + \mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}\| + \|\mathbf{B}\|$.
4. $\|\mathbf{AB}\| \leq \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|$.

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix $\|\mathbf{A}\|_p$ indukált normájának definíciója

$$\|\mathbf{A}\|_p = \max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_p}{\|\mathbf{x}\|_p}, \quad (3.12)$$

ahol $p = 1, 2$ vagy ∞ .

Az indukált mátrixnormákra mindig igaz, hogy $\|\mathbf{Ax}\| \leq \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{x}\|$. Ez a gyakorlatban sokszor hasznos. Az l_1 indukált mátrixnormát explicit az

$$\|\mathbf{A}\|_1 = \max_j \sum_i |a_{ij}| \quad (3.13)$$

képlettel számolhatjuk. Az l_∞ indukált mátrixnormát az

$$\|\mathbf{A}\|_\infty = \max_i \sum_j |a_{ij}| \quad (3.14)$$

képlettel számolhatjuk. Az l_2 által indukált mátrixnormát spektrális normának hívjuk. A spektrális norma elméleti fontossága mellett nagy gyakorlati hátránya, hogy nincs egyszerű explicit képlet a kiszámolására.

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix Frobenius normájának definíciója

$$\|\mathbf{A}\|_F = \left(\sum_{i,j} |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (3.15)$$

A Frobenius norma az euklideszi vektornorma mátrix megfelelője, de nem az euklideszi vektornorma által indukált mátrixnorma. Nem vektornorma által indukált mátrixnorma, ezért a gyakorlatban sokszor szükségtelenül pontatlan eredményekhez vezet.

Definíció. A nemszinguláris \mathbf{A} mátrix kondíciós számának jelölése $k(\mathbf{A})$, és definíciója

$$k(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{A}^{-1}\|, \quad (3.16)$$

ahol tetszőleges norma választható.

A kondíciós szám mérete jellemzi a mátrix szingularitásának mértékét. Ha a kondíciós szám kicsi, szokás a mátrixot jól kondicionáltnak hívni, ha a kondíciós szám nagy, szokás a mátrixot rosszul kondicionáltnak hívni.

4. Lineáris egyenletrendszerek megoldása, osztályozása

A megoldása az

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (4.1)$$

alakú egyenletrendszernek, ahol \mathbf{A} n -ed rendű nemszinguláris mátrix, \mathbf{x} ismeretlen n -ed rendű vektor, \mathbf{b} tetszőleges n -ed rendű vektor, az egyik leggyakoribb feladat. Az \mathbf{A} mátrix az egyenletrendszer együtthatómátrixa. A (4.1) egyenletrendszernek akkor és csak akkor létezik megoldása, ha a \mathbf{b} vektor lineárisan kifejezhető az \mathbf{A} mátrix oszlopvektoraiból. Vagy másként fogalmazva, a \mathbf{b} vektor és az \mathbf{A} mátrix oszlopvektorai nem lineárisan függetlenek. Ekkor az egyenletrendszer megoldása

$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}. \quad (4.2)$$

Az \mathbf{A} mátrix inverzének számolása a gyakorlatban nem célszerű, mert túl műveletigényes. A megoldási módszerek két fő osztálya az iteratív eljárások és a direkt eljárások. Egy megoldási módszer hatékonysága két fő szempont alapján bírálható el:

1. A megoldási módszer mennyire gyors, azaz mennyire műveletigényes?
2. Mennyire pontos a kiszámított megoldás? [11]

A gyakorlatban előforduló együtthatómátrixok általában vagy kitöltöttek és alacsony rendszámúak (pl. a rendszám kisebb mint 30 [11]), vagy ritkák és nagy rendszámúak. A direkt eljárások általában előnyösebbek a kis rendszámú kitöltött mátrixoknál, míg az iteratív eljárások általában előnyösebbek a nagy rendszámú ritka mátrixoknál. [11]

Az egyenletrendszer megoldásánál számolnunk kell különböző hibaforrásokkal. Hibaforrás lehet az együtthatómátrix vagy a jobboldali \mathbf{b} vektor elemeinek hibája, a számítások közben keletkező kerekítési hibák, és a megoldási módszer képlethibája. [11]

4.1. Direkt eljárások

A direkt eljárások elvileg mentesek a képlethibától, és a megoldást véges sok lépésben állítják elő. Elméletben a megoldás pontos, a gyakorlatban azonban ez mégsem teljesül, a lépések közben keletkező kerekítési hibák miatt. A direkt eljárások alapja az (4.1) egyenletrendszer sorozatos transzformációja, amíg a megoldás könnyen számolhatóvá válik.

4.1.1. Az LU-felbontás

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix LU-felbontásán az

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U} \quad (4.3)$$

felbontást értjük, ahol \mathbf{L} alsó háromszögmátrix és \mathbf{U} felső háromszögmátrix.

Az LU-felbontással az (4.1) egyenletrendszer megoldása az

$$\mathbf{L}\mathbf{y} = \mathbf{b} \quad (4.4)$$

és

$$\mathbf{U}\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (4.5)$$

háromszög alakú egyenletrendszerek megoldására egyszerűsíthető, ahol \mathbf{y} vektor a felbontás egy köztes eredménye. Először a (4.5) egyenletrendszert oldjuk meg. Legyen $\mathbf{U} = [u_{ij}]$, $\mathbf{x} = [x_i]$ és $\mathbf{y} = [y_i]$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$) ekkor

$$x_i = (y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij}x_j)/u_{ii}, \quad (4.6)$$

ahol $u_{ii} \neq 0$. Ahhoz, hogy a (4.5) egyenletrendszernek tetszőleges \mathbf{y} vektorra legyen megoldása, feltételezzük, hogy \mathbf{U} mátrix nonszinguláris. Így a 3.8-es tételből következik, hogy $u_{ii} \neq 0$. A (4.4) egyenletrendszer \mathbf{y} vektor ismeretében hasonlóan oldható meg. [3]

4.1. Tétel. Az \mathbf{A} nonszinguláris mátrixnak akkor és csak akkor létezik LU-felbontása, ha az \mathbf{A} mátrix minden bal felső sarokminormátrixa nonszinguláris. [3, 56. oldal, Theorem 4.1]

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} mátrix nonszinguláris. Megmutatjuk, hogy ha az $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U}$ felbontás létezik, akkor az \mathbf{A} mátrix bal felső sarokminormátrixai szükségképpen

nemszingulárisak. Particionáljuk \mathbf{A} mátrixot úgy, hogy

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix},$$

ahol \mathbf{A}_{11} egy tetszőleges rendű bal felső sarokminormátrixa az \mathbf{A} mátrixnak. Particionáljuk az \mathbf{L} és \mathbf{U} mátrixokat hasonlóan. A hipotézis szerint $\mathbf{A} = \mathbf{LU}$, azaz

$$\begin{bmatrix} \mathbf{L}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{L}_{21} & \mathbf{L}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{11} & \mathbf{U}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{U}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix}$$

és

$$\mathbf{L}_{11}\mathbf{U}_{11} = \mathbf{A}_{11}.$$

Az \mathbf{A} mátrix nemszingulárs, így a 3.9-es tétel miatt \mathbf{L} és \mathbf{U} mátrixok is nemszingulárisak. A 3.7-es tétel miatt \mathbf{L}_{11} és \mathbf{U}_{11} szintén nemszingulárisak, így \mathbf{A}_{11} nemszinguláris. Mivel \mathbf{A}_{11} egy tetszőleges rendű bal felső sarokminormátrixa az \mathbf{A} mátrixnak, így az \mathbf{A} mátrix szükségképpen nemszinguláris.

Legyen

$$\mathbf{A}_r = \mathbf{L}_r\mathbf{U}_r, \quad (4.7)$$

ahol $\mathbf{A}_r, \mathbf{L}_r$ és \mathbf{U}_r az \mathbf{A}, \mathbf{L} és \mathbf{U} mátrixok r -ed rendű bal felső sarokminormátrixai. Megmutatjuk, hogy ha \mathbf{A}_r nemszinguláris, akkor \mathbf{A}_{r+1} is szükségképpen nemszinguláris. Indukcióval bizonyítunk. Particionáljuk \mathbf{A}_{r+1} -t úgy, hogy

$$\mathbf{A}_{r+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_r & \mathbf{b}_r \\ \mathbf{c}_r^T & \delta_r \end{bmatrix}, \quad (4.8)$$

ahol \mathbf{b}_r és \mathbf{c}_r r -ed rendű vektorok és δ_r skalár. Particionáljuk \mathbf{L}_{r+1} -et és \mathbf{U}_{r+1} -et úgy, hogy

$$\mathbf{L}_{r+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{p}_r & \lambda_r \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

és

$$\mathbf{U}_{r+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_r & \mathbf{v}_r \\ \mathbf{0}^T & \mu_r \end{bmatrix}. \quad (4.10)$$

Ekkor található olyan $\mathbf{p}_r, \lambda_r, \mathbf{v}_r$ és μ_r , hogy

$$\mathbf{L}_{r+1}\mathbf{U}_{r+1} = \mathbf{A}_{r+1}. \quad (4.11)$$

A particionált (4.8), (4.9) és (4.10) mátrixokkal felírva a (4.11) egyenlőséget

$$\begin{bmatrix} \mathbf{L}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{p}_r & \lambda_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_r & \mathbf{v}_r \\ \mathbf{0}^T & \mu_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_r & \mathbf{b}_r \\ \mathbf{c}_r^T & \delta_r \end{bmatrix}.$$

A szorzás elvégzése után a (4.7) egyenlőséget és az

$$\mathbf{L}_r \mathbf{v}_r = \mathbf{b}_r, \quad (4.12)$$

$$\mathbf{p}_r^T \mathbf{U}_r = \mathbf{c}_r^T \quad (4.13)$$

és

$$\mathbf{p}_r^T \mathbf{v}_r + \lambda_r \mu_r = \delta_r, \quad (4.14)$$

egyenlőségeket kapjuk. Mivel a hipotézis szerint \mathbf{A}_r nemszinguláris, a (4.7) egyenlőségből következik, hogy \mathbf{L}_r és \mathbf{U}_r szintén nemszingulárisak. Ezért léteznek olyan egyértelmű \mathbf{p}_r és \mathbf{v}_r vektorok, amelyek kielégítik a (4.12) és (4.13) egyenlőségeket. Mivel léteznek olyan λ_r és μ_r skalárok, amik kielégítik a (4.14) egyenlőséget, létezik olyan \mathbf{L}_{r+1} és \mathbf{U}_{r+1} , amik kielégítik a (4.11) egyenlőséget. Tehát, ha az \mathbf{A} mátrix bal felső r -ed rendű sarokminormátrixa nemszinguláris, és az \mathbf{A} mátrixnak létezik LU-felbontása, akkor az \mathbf{A} mátrix bal felső $r + 1$ -ed rendű sarokminormátrixa is nemszinguláris. \square

Következmény. Ha \mathbf{L} alsó egység háromszögmátrix, az LU-felbontás egyértelmű. [3, 57. oldal, Corollary]

Bizonyítás. Ha \mathbf{L} alsó egység háromszögmátrix, akkor a (4.9) felbontásban $\lambda_r = 1$ minden r -re. Ebből következik, hogy (4.10) felbontásban μ_r egyértelmű minden r -re. Mivel \mathbf{p}_r és \mathbf{v}_r egyértelmű minden r -re, következik az eredmény. \square

4.1.2. A Gauss-féle elimináció

Az egyik legrégebbi és legjobb módszer a (4.1) egyenletrendszer megoldására a Gauss-féle elimináció. Az első, második, stb. egyenlőség megfelelő skalárszorosát kivonjuk a többi egyenlőségből, úgy hogy ezzel az ismeretlen változókat elimináljuk. Ezt addig folytatjuk, amíg az utolsó egyenlőségben már csak egy ismeretlen változó marad. ekkor a kapott egyenlőségek felső háromszög alakúak. A módszert egy példán mutatjuk be.

Példa. Oldjuk meg a

$$\begin{array}{rrrrr} 2x_1 & +x_2 & +3x_3 & -x_4 & = & 3 \\ -4x_1 & -3x_2 & -4x_3 & +5x_4 & = & 2 \\ 6x_1 & +4x_2 & +4x_3 & -5x_4 & = & -1 \\ -4x_1 & -3x_2 & +2x_3 & +4x_4 & = & 7 \end{array}$$

egyenletrendszert! Vonjuk ki az 1. egyenlőség (-2) -szeresét a második és negyedik egyenlőségből, és a 3-szorosát a harmadik egyenlőségből. Így ezekből az egyenlőségekből az x_1 ismeretlent elimináltuk, és a

$$\begin{array}{rrrrr} 2x_1 & +x_2 & +3x_3 & -x_4 & = & 3 \\ & -x_2 & +2x_3 & +3x_4 & = & 8 \\ & & x_2 & -5x_3 & -2x_4 & = -10 \\ & & -3x_3 & +8x_4 & +2x_4 & = 13 \end{array}$$

új egyenletrendszert kaptuk. Az új egyenletrendszerben az x_2 ismeretlen eliminálásához vonjuk ki a 2. egyenlőség (-1) -szeresét a harmadik egyenlőségből, és az 1-szeresét a negyedik egyenlőségből. Így ezekből az egyenlőségekből az x_2 ismeretlent elimináltuk, és a

$$\begin{array}{rrrrr} 2x_1 & +x_2 & +3x_3 & -x_4 & = & 3 \\ & -x_2 & +2x_3 & +3x_4 & = & 8 \\ & & -3x_3 & x_4 & = & -2 \\ & & +6x_3 & x_4 & = & 5 \end{array}$$

új egyenletrendszert kaptuk. Végül vonjuk ki a 3. egyenlőség (-2) -szeresét a negyedik egyenlőségből. Így a negyedik egyenlőségből x_2 -t elimináltuk, és a

$$\begin{array}{rrrrr} 2x_1 & +x_2 & +3x_3 & -x_4 & = & 3 \\ & -x_2 & +2x_3 & +3x_4 & = & 8 \\ & & -3x_3 & x_4 & = & -2 \\ & & & x_4 & = & 1 \end{array}$$

új egyenletrendszert kaptuk. Visszahelyettesítve az $x_4 = 1$ -et kapjuk, hogy $x_3 = 1$, $x_2 = -3$ és $x_1 = 2$. [3, 60. oldal, Example 4.3]

Legyen $\mathbf{A}^{(r-1)} = [a_{ij}^{(r-1)}]$, $1 \leq r \leq n$ a (4.1) egyenletrendszer Gauss-féle eliminációval való megoldásakor az $(r-1)$ -edik eliminációs lépés után kapott együtthatómátrix. Legyen $\mathbf{M}_r = [m_{ij}]$ és

$$\mathbf{A}^{(r)} = \mathbf{M}_r \mathbf{A}^{(r-1)}. \quad (4.15)$$

A (4.15) egyenlőségben az \mathbf{M}_r mátrixot mindig úgy választjuk, hogy a szorzás eredményeként az $\mathbf{A}^{(r)}$ együtthatómátrix r -edik oszlopában az r -edik sor alatt az együtthatókra nullákat kapjunk. Ehhez a (4.15) egyenlőségben

$$\mathbf{M}_r = \mathbf{I} - \mathbf{m}_r \mathbf{e}_r^T, \quad (4.16)$$

ahol

$$\mathbf{m}_r = [0, 0, \dots, 0, m_{r+1,r}, m_{r+2,r}, \dots, m_{nr}]^T$$

és

$$m_{ir} = \frac{a_{ir}^{(r-1)}}{a_{rr}^{(r-1)}}, \quad a_{rr}^{(r-1)} \neq 0, \quad (4.17)$$

az \mathbf{e}_r vektor pedig az r -edik oszlopa az \mathbf{I} egységmátrixnak. Ekkor az $\mathbf{A}^{(r)}$ mátrixot úgy számolhatjuk, hogy kivonjuk az $\mathbf{A}^{(r-1)}$ mátrix r -edik sorának m_{ir} -szeresét az $\mathbf{A}^{(r-1)}$ mátrix i -edik sorából minden i -re, ahol $i = r+1, r+2, \dots, n$. [3]

Definíció. A (4.15) egyenlőségben az m_{ir} elemeket multiplikátoroknak hívjuk, az $a_{rr}^{(r-1)}$ elemeket pedig r -edik pivot, vagy r -edik főelemnek hívjuk.

A módszer az alkalmazásakor az

$$\mathbf{A}^{(r)} \mathbf{x} = \mathbf{b}^{(r)} \quad (4.18)$$

egyenlőségrendszereket generálja, ahol $\mathbf{b}^{(r)} = \mathbf{M}_r \mathbf{b}^{(r-1)}$.

$$\mathbf{A}^{(n-1)} = \mathbf{M}_{n-1} \mathbf{M}_{n-2} \dots \mathbf{M}_1 \mathbf{A}, \quad (4.19)$$

ahol $\mathbf{A}^{(n-1)}$ felső háromszögmátrix, és \mathbf{M}_r a (4.16) egyenlőség miatt mindig alsó egység háromszögmátrix. Alsó egység háromszögmátrix inverze alsó egység háromszögmátrix, és alsó egység háromszögmátrixok szorzata is alsó egység háromszögmátrix, így ha

$$\mathbf{U} = \mathbf{A}^{(n-1)} \quad (4.20)$$

és

$$\mathbf{L} = (\mathbf{M}_{n-1} \mathbf{M}_{n-2} \dots \mathbf{M}_1)^{-1}, \quad (4.21)$$

a módszer eredménye az \mathbf{A} együtthatómátrix LU-felbontását adja. Mivel \mathbf{L} alsó egység háromszögmátrix, az LU-felbontás egyértelmű. Ha \mathbf{x} kielégíti a (4.18) egyenlőséget, akkor kielégíti a (4.1) egyenlőséget is. [3]

A (4.17) egyenlőségből látszik, hogy a pivot elemek nem lehetnek nullák. Ha bármelyik pivot elem nulla, akkor az \mathbf{A} mátrix bal felső sarokminormátrixa szinguláris. Ebből következik, hogy az \mathbf{A} mátrixnak nem létezik LU-felbontása (4.1-es tétel). [3]

A nulla értékű r -edik pivot elem kiküszöbölésének egy módja, ha az $\mathbf{A}^{(r-1)}$ mátrix

rix sorait felcseréljük, úgy hogy az r -edik pivot elem helyén ne nullát kapjunk. Ezt úgy érhetjük el, ha az $\mathbf{A}^{(r-1)}$ mátrix r -edik oszlopában az $a_{rr}^{(r-1)}$ elemtől lefelé megkeressük az első nem nulla elemet, legyen ez pl. $a_{ir}^{(r-1)}$, majd felcseréljük az $\mathbf{A}^{(r-1)}$ mátrix r -edik sorát az i -edik sorával. Ezt megtehetjük, mert $i > r$. [3]

4.2. Iteratív eljárások

Az iteratív megoldási módszereknél a (4.1) egyenletrendszer \mathbf{A} mátrixa lényegében változatlan marad és közelítő \mathbf{x}_i ($i = 1, 2, \dots$) megoldásokat generálunk. Azt reméljük, hogy az $\{\mathbf{x}_i\}$ sorozat a megoldáshoz konvergál. A közelítő megoldások generálásának leállítását, azaz az iterációk leállítását, kilépési feltételhez, feltételekhez kötjük.

Definíció. Az \mathbf{A} mátrixot $\mathbf{P} - \mathbf{Q}$ alakban kifejezve, az \mathbf{A} mátrix egy felbontásának nevezzük.

Legyen az $\mathbf{A} = \mathbf{P} - \mathbf{Q}$ olyan felbontás, ahol \mathbf{P} nonszinguláris, és a $\mathbf{P}\mathbf{y} = \mathbf{c}$ egyenletrendszer egyszerűen megoldható. Írjuk a (4.1) egyenletrendszert

$$\mathbf{P}\mathbf{x} = \mathbf{b} + \mathbf{Q}\mathbf{x} \quad (4.22)$$

alakban. Az \mathbf{x} vektort úgy próbáljuk meghatározni, hogy egy tetszőleges \mathbf{x}_0 becslésből kiindulva egy $\{\mathbf{x}_i\}$ sorozatot generálunk, a

$$\mathbf{P}\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{b} + \mathbf{Q}\mathbf{x}_i \quad (4.23)$$

egyenletrendszer sorozatos megoldásával. [3]

4.2. Tétel. A (4.23) egyenlőségből képzett $\{\mathbf{x}_i\}$ sorozat a (4.1) egyenletrendszer megoldásához konvergál, ha $\|\mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}\| < 1$, tetszőleges normával. [3, 68. oldal, Theorem 4.3]

Bizonyítás. Legyen a hibavektor $\mathbf{e}_i = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}$, ahol $\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$, a (4.1) egyenletrendszer megoldása. A (4.22) összefüggést kivonva a (4.23) összefüggésből és balról \mathbf{P}^{-1} -el szorozva kapjuk, hogy $\mathbf{e}_{i+1} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}\mathbf{e}_i$.

Legyen $\|\mathbf{P}^{-1}\mathbf{Q}\| = \alpha$, ekkor $\|\mathbf{e}_{i+1}\| \leq \alpha \|\mathbf{e}_i\|$, és ebből következik, hogy $\|\mathbf{e}_i\| \leq \alpha^i \|\mathbf{e}_0\|$. Tehát ha $\alpha < 1$, elég nagy i -re $\|\mathbf{e}_i\|$ tetszőlegesen kicsi. Azaz $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{x}_i = \mathbf{x}$. \square

A fentiekben feltételeztük, hogy az \mathbf{A} mátrix felbontása, a \mathbf{P} és a \mathbf{Q} mátrixok i -től függetlenek.

Definíció. Az iterációs eljárást stacionáriusnak nevezzük, ha az együtthatómátrix felbontása nem függ i -től.

Legyen \mathbf{A} nonszinguláris mátrix és legyen $\mathbf{A} = \mathbf{D} - \mathbf{L} - \mathbf{U}$, ahol \mathbf{D} diagonális mátrix, \mathbf{L} alsó háromszögmátrix és \mathbf{U} felső háromszögmátrix. Néhány példa stacionárius iterációs eljárásokra:

- Jacobi-iteráció: $\mathbf{P} = \mathbf{D}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{L} + \mathbf{U}$,
- Gauss-Seidel eljárás: $\mathbf{P} = \mathbf{D} - \mathbf{L}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{U}$,
- felső relaxációs eljárás: $\mathbf{P} = \omega^{-1}\mathbf{D} - \mathbf{L}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{U} + (\omega^{-1} - 1)\mathbf{D}$.

Az ω skalárral a konvergenciát gyorsítjuk. Ez általában azt jelenti, hogy $1 \leq \omega < 2$. Ha $\omega = 1$, a módszer pontosan a Gauss-Seidel eljárás. [3]

A következő fejezetekben két iterációs eljárással fogunk részletesen foglalkozni, Broyden kutatásainak eredményeire támaszkodva. A felső relaxációs eljárással és a blokk konjugált gradiens módszerrel. [2] [4] [5]

4.3. Sajátértékek és sajátvektorok

Ha az \mathbf{A} mátrix négyzetes és nonszinguláris, akkor az $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ egyenletrendszernek egyértelmű a megoldása. Ilyen egyenletrendszerek sokszor előfordulnak, amikor valamilyen rendszer statikus viselkedését vizsgáljuk, ahol a rendszer válasza a valamilyen kísérletre a \mathbf{b} vektor. Azonban, ha az ilyen rendszerek dinamikus viselkedését akarjuk vizsgálni, akkor meg kell határoznunk azokat a λ skalárokat, amelyekre az $(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I})$ mátrix szinguláris. Ezek a λ skalárok a vizsgált rendszer belső tulajdonságaival függenek össze. [3]

Definíció. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. A λ skalár, ami mellett $\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I}$ szinguláris, az \mathbf{A} mátrix sajátértéke.

Definíció. Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. Az $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ vektor, ami mellett

$$(\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{x} = \mathbf{0}, \quad (4.24)$$

az \mathbf{A} mátrix jobboldali sajátvektora. Legyen \mathbf{B} négyzetes mátrix. Az $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ vektor, ami mellett

$$\mathbf{y}^T(\mathbf{B} - \lambda\mathbf{I}) = \mathbf{0}^T, \quad (4.25)$$

a \mathbf{B} mátrix baloldali sajátvektora.

A (4.24) egyenlőségből

$$\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x}. \quad (4.26)$$

Definíció. Legyen \mathbf{A} n -ed rendű négyzetes mátrix és $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ tetszőleges n -ed rendű vektor. Ekkor az

$$\mathbf{x}, \mathbf{Ax}, \mathbf{A}^2\mathbf{x}, \dots$$

sorozatot Krylov sorozatnak nevezzük.

4.3. Tétel. *Minden négyzetes mátrixnak van legalább egy sajátértéke. [3, 76. oldal, Theorem 5.1]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} n -ed rendű négyzetes mátrix és $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ tetszőleges n -ed rendű vektor. Az $\mathbf{x}, \mathbf{Ax}, \mathbf{A}^2\mathbf{x}, \dots, \mathbf{A}^k\mathbf{x}$ Krylov sorozat vektorai $k > n$ esetén lineárisan összefüggők a 3.1-es tétel miatt, de nem zárhatjuk ki, hogy a sorozat ennél kevesebb vektora is lineárisan összefüggő. Tegyük fel, hogy a sorozat első $r \leq n$ vektora lineárisan független, de az első $r + 1$ darab vektora lineárisan összefüggő. Ekkor léteznek olyan α_i , $i = 0, 1, \dots, r$, nem mind nulla, $r + 1$ darab skalárok, hogy

$$\mathbf{x}\alpha_0 + \mathbf{Ax}\alpha_1 + \dots + \mathbf{A}^r\mathbf{x}\alpha_r = \mathbf{0}. \quad (4.27)$$

Az $\alpha_r \neq 0$, ugyanis ebből a sorozat első $r + 1$ darab vektorának lineáris függetlensége következne, ami ellentmond a hipotézisnek. Ezért a (4.27) egyenlőség átírható a

$$\left(\frac{\alpha_0}{\alpha_r} \mathbf{I} + \frac{\alpha_1}{\alpha_r} \mathbf{A} + \frac{\alpha_2}{\alpha_r} \mathbf{A}^2 + \dots + \mathbf{A}^r \right) \mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (4.28)$$

alakra. Egyszerűbben

$$p(\mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{0},$$

ahol

$$p(\mathbf{A}) = \frac{\alpha_0}{\alpha_r} \mathbf{I} + \frac{\alpha_1}{\alpha_r} \mathbf{A} + \dots + \mathbf{A}^r. \quad (4.29)$$

Legyen

$$p(\xi) = \frac{\alpha_0}{\alpha_r} + \frac{\alpha_1}{\alpha_r} \xi + \dots + \xi^r \quad (4.30)$$

polinom, ahol ξ skalár. Az algebra alaptételéből tudjuk, hogy

$$p(\xi) = (\xi - \lambda_1)(\xi - \lambda_2) \dots (\xi - \lambda_r), \quad (4.31)$$

ahol $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ a (nem feltétlen különböző) gyökei a $p(\xi) = 0$ egyenletnek.

$$p(\mathbf{A}) = (\mathbf{A} - \lambda_1 \mathbf{I})(\mathbf{A} - \lambda_2 \mathbf{I}) \dots (\mathbf{A} - \lambda_r \mathbf{I}). \quad (4.32)$$

Ezt onnan láthatjuk, ha a (4.31) és (4.32) egyenlőségek jobboldalait kifejtjük, és összehasonlítjuk a ξ^i és \mathbf{A}^i együtthatókat, $0 \leq i \leq r$.

Most megmutatjuk, hogy $(\mathbf{A} - \lambda_1 \mathbf{I})$ szinguláris. Tegyük fel az ellenkezőjét. Ekkor a (4.28) egyenlőséget balról $(\mathbf{A} - \lambda_1 \mathbf{I})^{-1}$ -el megszorozva kapjuk, a (4.29) és (4.32) egyenlőséget felhasználva, hogy

$$(\mathbf{A} - \lambda_2 \mathbf{I})(\mathbf{A} - \lambda_3 \mathbf{I}) \dots (\mathbf{A} - \lambda_r \mathbf{I})\mathbf{x} = \mathbf{0}, \quad (4.33)$$

ahol most \mathbf{x} $(r - 1)$ -ed rendű. A (4.33) egyenlőség úgy is írható, hogy

$$(\beta_0 \mathbf{I} + \beta_1 \mathbf{A} + \dots + \mathbf{A}^{r-1}) \mathbf{x} = \mathbf{0},$$

vagy

$$\mathbf{x}\beta_0 + \mathbf{A}\mathbf{x}\beta_1 + \dots + \mathbf{A}^{r-1}\mathbf{x} = \mathbf{0},$$

ahol $0 \leq i \leq r - 2$, és β_i -k a megfelelő együtthatók. Ebből az következik, hogy az $\mathbf{x}, \mathbf{A}\mathbf{x}, \dots$ sorozat első r vektora lineárisan összefüggő, ami ellentmond a hipotézisnek. Ez az ellentmondás garantálja az $(\mathbf{A} - \lambda_1 \mathbf{I})$ mátrix szingularitását, és az \mathbf{A} mátrix legalább egy sajátértékének létezését. \square

4.4. Tétel. *Legyen \mathbf{A} komplex négyzetes mátrix. Ha λ sajátértéke és \mathbf{x} sajátvektora az \mathbf{A} mátrixnak, akkor $\bar{\lambda}$ is sajátértéke és $\bar{\mathbf{x}}$ is sajátvektora \mathbf{A} mátrixnak. [3, 77. oldal, Theorem 5.2]*

Bizonyítás. Mivel $\mathbf{A}\mathbf{z} = \mathbf{z}\lambda$, a komplex konjugáltakat véve $\overline{(\mathbf{A}\mathbf{z})} = \overline{(\mathbf{z}\lambda)}$. $\overline{(\mathbf{A}\mathbf{z})} = \overline{\mathbf{A}\mathbf{z}}$ és $\overline{(\mathbf{z}\lambda)} = \bar{\mathbf{z}}\bar{\lambda}$. \square

Következmény. *Ha \mathbf{A} valós mátrix, és ha van komplex sajátértéke és sajátvektora, ezek mindig komplex konjugált párokban jelentkeznek.*

Bizonyítás. Ha \mathbf{A} valós mátrix, akkor $\mathbf{A} = \bar{\mathbf{A}}$. Az eredmény a tételből közvetlenül következik. \square

4.5. Tétel. *Legyen az \mathbf{A} mátrix pozitív definit. Ekkor az \mathbf{A} mátrix minden sajátértéke pozitív.*

Bizonyítás. Tegyük fel, hogy λ sajátértéke az \mathbf{A} mátrixnak, és \mathbf{A} pozitív definit. Ha $\lambda = 0$, akkor létezik az \mathbf{A} mátrixnak olyan \mathbf{x} sajátvektora, hogy $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$. De ekkor $\mathbf{x}^T \mathbf{A}\mathbf{x} = 0$, ami ellentmondás. Ha $\lambda < 0$, akkor létezik az \mathbf{A} mátrixnak olyan \mathbf{x} sajátvektora, hogy $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}$. De ekkor $\mathbf{x}^T \mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda |\mathbf{x}|^2$, ami negatív, így ellentmondás. \square

Bevezetjük a valós ortogonális mátrix komplex megfelelőjét, az unitér mátrixot.

Definíció. Az \mathbf{A} komplex mátrix unitér mátrix, ha $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{I}$.

A Hermite-féle mátrixot ezért a valós szimmetrikus mátrix komplex megfelelőjének tekintjük.

Definíció. Legyen \mathbf{A} és \mathbf{P} n -ed rendű mátrix, és legyen \mathbf{P} nonsinguláris. A $\mathbf{P}\mathbf{A}\mathbf{P}^{-1}$ transzformációt hasonlósági transzformációnak, az \mathbf{A} és $\mathbf{P}\mathbf{A}\mathbf{P}^{-1}$ mátrixokat hasonlónak nevezzük. Ezenfelül, ha \mathbf{P} mátrix ortogonális (unitér), a $\mathbf{P}\mathbf{A}\mathbf{P}^{-1}$ hasonlósági transzformációt ortogonális (unitér) transzformációnak nevezzük.

4.6. Tétel. *A hasonlósági transzformáció nem változtatja meg a mátrix sajátértékeit. [3, 79. oldal, Theorem 5.3]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{A} és \mathbf{P} n -ed rendű mátrix, és legyen \mathbf{P} nemszinguláris. Legyen $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{x}\lambda$. Ekkor $\mathbf{PAP}^{-1}\mathbf{Px} = \mathbf{Px}\lambda$. Ezért, ha λ az \mathbf{A} mátrixhoz tartozó sajátérték, és \mathbf{x} a hozzá tartozó sajátvektor, akkor λ a \mathbf{PAP}^{-1} mátrixnak is sajátértéke, és \mathbf{Px} a hozzá tartozó sajátvektora. \square

4.7. Tétel. *Minden k -ad rendű \mathbf{A} mátrixhoz létezik olyan \mathbf{X} unitér mátrix, hogy $\mathbf{X}^H\mathbf{A}\mathbf{X}$ első oszlopa a k -ad rendű egységmátrix első oszlopának többszöröse. [3, 79. oldal, Lemma 5.2]*

Bizonyítás. Legyen $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, ahol \mathbf{x} normalizált, azaz $\mathbf{x}^H\mathbf{x} = 1$. Legyen \mathbf{X} olyan unitér mátrix, aminek az első oszlopa \mathbf{x} . Ekkor $\mathbf{x} = \mathbf{X}\mathbf{e}_1$, így $\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{e}_1 = \mathbf{X}\mathbf{e}_1\lambda$. Balról szorozva \mathbf{X}^H mátrixszal kapjuk, hogy

$$\mathbf{X}^H\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{e}_1 = \mathbf{e}_1\lambda. \quad (4.34)$$

\square

Megmutatjuk, hogy minden n -ed rendű négyzetes mátrixot hasonlósági transzformációval felső háromszögmátrixszá alakíthatunk. A felső háromszögmátrix sajátértékei pedig a főátló elemei.

4.8. Tétel. *Minden n -ed rendű \mathbf{A} mátrixhoz létezik egy olyan \mathbf{Q} unitér mátrix, hogy*

$$\mathbf{Q}^H\mathbf{A}\mathbf{Q} = \mathbf{U}, \quad (4.35)$$

ahol \mathbf{U} felső háromszögmátrix. [3, 80. oldal, Theorem 5.4 (Schur's theorem)]

Bizonyítás. Indukcióval bizonyítunk. Tegyük fel, hogy létezik olyan \mathbf{Q}_r unitér mátrix, hogy

$$\mathbf{Q}_r^H\mathbf{A}\mathbf{Q}_r = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_r & \mathbf{B}_r \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_r \end{bmatrix}, \quad (4.36)$$

ahol \mathbf{U}_r r -ed rendű felső háromszögmátrix. Megmutatjuk, hogy ekkor az egyenlőség $(r+1)$ -re is igaz. Mivel \mathbf{C}_r négyzetes, a 4.7-es tétel miatt létezik olyan \mathbf{X}_r unitér mátrix, hogy

$$\mathbf{X}_r^H\mathbf{C}_r\mathbf{X}_r\mathbf{e}_1 = \mathbf{e}_1\lambda, \quad (4.37)$$

ahol λ a \mathbf{C}_r részmátrix sajátértéke. Legyen

$$\mathbf{P}_r = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{X}_r \end{bmatrix}. \quad (4.38)$$

Mivel \mathbf{P}_r unitér mátrix, a (4.36) és (4.38) egyenlőségekből következik, hogy

$$\mathbf{P}_r \mathbf{Q}_r^H \mathbf{A} \mathbf{Q}_r \mathbf{P}_r = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_r & \mathbf{B}_r \mathbf{X}_r \\ \mathbf{0} & \mathbf{X}_r \mathbf{C}_r \mathbf{X}_r \end{bmatrix}. \quad (4.39)$$

Így a (4.37) egyenlőség miatt a (4.39) egyenlőség jobb oldala írható úgy, hogy

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U}_{r+1} & \mathbf{B}_{r+1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C}_{r+1} \end{bmatrix}.$$

Legyen $\mathbf{Q}_{r+1} = \mathbf{Q}_r \mathbf{P}_r$, ekkor \mathbf{Q}_{r+1} unitér, mert két unitér mátrix szorzata unitér. Így a (4.36) egyenlőség $(r+1)$ -re is igaz. Mivel a (4.36) egyenlőség $r=1$ esetén igaz a 4.7-es tétel miatt, így minden r -re, $1 \leq r \leq n-1$, igaz. Ha $r=n-1$ a (4.36) egyenlőség jobb oldala felső háromszög mátrix, ezt \mathbf{U} -val jelölve és \mathbf{Q}_{n-1} -et \mathbf{Q} -val jelölve, kapjuk a tétel állítását. \square

A tétel következményeit bizonyítás nélkül közöljük, a bizonyítások megtalálhatók [3] 80-82. oldalán.

Következmény. *Az n -ed rendű \mathbf{A} négyzetes mátrixnak n darab sajátértéke van.*

A tétel következő következménye előtt bevezetjük a normálmátrix fogalmát.

Definíció. Az \mathbf{A} mátrix normálmátrix, ha $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^H$.

Következmény. *Az n -ed rendű \mathbf{A} négyzetes mátrix diagonális mátrixszá transzformálható egy unitér transzformációval akkor és csak akkor, ha az \mathbf{A} mátrix normálmátrix.*

Következmény. *Ha az \mathbf{A} Hermite-féle mátrix, akkor az \mathbf{U} mátrix a (4.35) egyenlőségben valós diagonális mátrix, és ezért az \mathbf{A} mátrix sajátértékei valósak.*

Következmény. *Ha az \mathbf{A} mátrix valós, és minden sajátértéke valós, akkor az \mathbf{A} mátrix valós felső háromszögmátrixszá alakítható egy ortogonális transzformációval.*

Következmény. *Ha az \mathbf{A} mátrix valós és szimmetrikus, akkor az \mathbf{A} mátrix valós diagonális mátrixszá alakítható egy ortogonális transzformációval.*

Megmutattuk, hogy az n -ed rendű \mathbf{A} négyzetes mátrixnak n darab sajátértéke van, de ezek a sajátértékek nem feltétlen különbözőek. Most megvizsgáljuk hány darab különböző, azaz lineárisan független sajátvektora van egy mátrixnak. Kiemelt fontosságú, hogy egy n -ed rendű négyzetes mátrixnak van-e n darab lineárisan független sajátvektora. Ha igen, akkor ezek a lineárisan független sajátvektorok bázist alkotnak.

Definíció. Ha egy mátrix sajátvektorai nem alkotnak bázist, akkor a mátrixot defektív mátrixnak nevezzük.

Definíció. A mátrixot amelynek oszlopai egy nemdefektív mátrix sajátvektorai, modálmátrixnak nevezzük.

A modálmátrix nem egyértelmű. Egyrészt nincs meghatározva a mátrix oszlopa-
inak sorrendje, másrészt a sajátvektorok tetszőlegesen méretezhetők.

4.9. Tétel. Legyen \mathbf{A} n -ed rendű mátrix és legyen m darab különböző sajátértéke, $m \leq n$. Az \mathbf{A} mátrixnak legalább m darab lineárisan független sajátvektora van. [3, 86. oldal, Theorem 5.6]

Bizonyítás. A tételt először az $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ felső háromszögmátrixra bizonyítjuk. Jelölje λ_i az \mathbf{U} mátrix sajátértékeit, λ_k pedig a többszörös sajátértékeit. Legyen

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_{11} & \mathbf{U}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{U}_{22} \end{bmatrix}, \quad (4.40)$$

ahol \mathbf{U}_{11} és \mathbf{U}_{22} négyzetes mátrixok. Particionáljuk úgy az \mathbf{U} mátrixot, hogy \mathbf{U}_{11} mátrixnak ne legyen diagonális eleme λ_k , az \mathbf{U}_{22} mátrixnak pedig legyen az első diagonális eleme λ_k . Tekintsük az $(\mathbf{U} - \lambda_k \mathbf{I}) = \mathbf{0}$ egyenlőséget, amit írhatunk az

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U}_{11} - \lambda_k \mathbf{I} & \mathbf{U}_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{U}_{22} - \lambda_k \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (4.41)$$

vagy a

$$(\mathbf{U}_{11} - \lambda_k \mathbf{I})\mathbf{x}_1 = -\mathbf{U}_{12}\mathbf{x}_2 \quad (4.42)$$

és

$$(\mathbf{U}_{22} - \lambda_k \mathbf{I})\mathbf{x}_2 = \mathbf{0} \quad (4.43)$$

alakban. A particionálás miatt az $(\mathbf{U}_{22} - \lambda_k \mathbf{I})$ mátrix első oszlopa nulla, ezért $\mathbf{x}_2 = \mathbf{e}_1$, ahol \mathbf{e}_1 a megfelelő rendű egységmátrix első oszlopa. A particionálás miatt az $(\mathbf{U}_{11} - \lambda_k \mathbf{I})\mathbf{x}_1$ nemszinguláris. Ekkor az (4.42) egyenlőségből

$$\mathbf{x}_1 = -(\mathbf{U}_{11} - \lambda_k \mathbf{I})^{-1} \mathbf{U}_{12} \mathbf{e}_2. \quad (4.44)$$

A (4.41) egyenlőségből látszik, hogy ha \mathbf{U}_{11} $(r-1)$ -ed rendű, akkor az \mathbf{x} sajátvektor az r -edik oszlopa valamilyen n -ed rendű felső egység háromszögmátrixnak. Így az \mathbf{U} mátrix m darab különböző sajátértékéhez tartozik különböző sajátvektor, amelyek egy felső egység háromszögmátrix különböző oszlopai. Mivel a felső egység háromszögmátrix nemszinguláris, a sajátvektorok lineárisan függetlenek.

Hogy a tételt az általános \mathbf{A} mátrixra belássuk, legyen

$$\mathbf{Q}^H \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{U}, \quad (4.45)$$

ahol \mathbf{Q} unitér mátrix. Legyen \mathbf{V} $n \times m$ -es mátrix a $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ különböző sajátértékekhez tartozó lineárisan független sajátvektorok mátrixa. Legyen $\mathbf{\Lambda}_1 = \text{diag}(\lambda_i)$ az m -ed rendű diagonális mátrix a $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ különböző sajátértékekkel. Ekkor

$$\mathbf{U} \mathbf{V} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}_1. \quad (4.46)$$

A (4.45) és a (4.46) egyenlőségekből következik, hogy

$$\mathbf{A} \mathbf{Q} \mathbf{V} = \mathbf{Q} \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}_1.$$

Azaz a $\mathbf{Q} \mathbf{V}$ mátrix oszlopai az \mathbf{A} mátrixnak a $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ különböző sajátértékeihez tartozó lineárisan független sajátvektorok mátrixa. Mivel \mathbf{V} mátrix oszlopai lineárisan függetlenek és \mathbf{Q} unitér mátrix, így a $\mathbf{Q} \mathbf{V}$ mátrix nonszinguláris, tehát a sajátvektorok lineárisan függetlenek. \square

A tétel következményeit bizonyítás nélkül közöljük, a bizonyítások megtalálhatók [3] 88. oldalán.

Következmény. *Ha egy n -ed rendű mátrixnak n darab különböző sajátértéke van, akkor nem defektív mátrix.*

Következmény. *Ha egy mátrix sajátértéke egyszeres, a hozzá tartozó sajátvektor egyértelmű, a méretezést leszámítva.*

Következmény. *Ha egy mátrix sajátértéke r -szeres, akkor legfeljebb r darab lineárisan független sajátvektor tartozik hozzá.*

A Iteratív eljárások fejezetben láttuk, hogy az iteratív eljárások konvergenciája összefügg a mátrixok normájával. Megvizsgálunk néhány, a sajátérték, a spektrális sugár és a mátrix norma közötti összefüggést.

Definíció. Legyen \mathbf{A} n -ed rendű mátrix, λ_i sajátvektorokkal, $1 \leq i \leq n$. Az \mathbf{A} mátrix spektrális sugara $\rho(\mathbf{A}) = \max_i |\lambda_i|$.

4.10. Tétel. *Legyen \mathbf{A} négyzetes mátrix. Ekkor $\rho(\mathbf{A}) \leq \|\mathbf{A}\|$ tetszőleges normával. [3, 89. oldal, Theorem 5.7]*

Bizonyítás. Legyen \mathbf{x} az \mathbf{A} mátrix egy sajátvektora és legyen λ a hozzá tartozó sajátérték, azaz $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$. Így a normák tulajdonságai alapján

$$\|\lambda\mathbf{x}\| = \|\lambda\| \|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{A}\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{x}\|.$$

Mivel $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, így $|\lambda| \leq \|\mathbf{A}\|$. □

4.11. Tétel. Legyen \mathbf{A} $m \times n$ -es valós mátrix. Ekkor

$$\|\mathbf{A}\|_2 = [\rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})]^{1/2}.$$

[3, 89. oldal, Theorem 5.8]

Bizonyítás. Az indukált mátrixnorma definíciójából,

$$\|\mathbf{A}\|_2^2 = \left(\max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \right)^2 = \max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \left(\frac{\|\mathbf{Ax}\|_2}{\|\mathbf{x}\|_2} \right)^2 = \max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \left(\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{Ax}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}} \right). \quad (4.47)$$

Mivel az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrix valós és szimmetrikus, a sajátvektorai valósak és az \mathbf{X} modál-mátrixa ortogonális, a 4.8-as tétel következményei miatt. Legyen $\mathbf{\Lambda}$ a $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrix sajátvektorainak diagonális mátrixa, azaz $\mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{X}\mathbf{\Lambda}$. Legyen $\mathbf{x} = \mathbf{X}\mathbf{z}$. Mivel $\mathbf{X}^T \mathbf{X} = \mathbf{I}$, következik, hogy $\mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{z}^T \mathbf{\Lambda} \mathbf{z}$, és $\mathbf{x}^T \mathbf{x} = \mathbf{z}^T \mathbf{z}$. Így a (4.47) egyenlőség alakja

$$\|\mathbf{A}\|_2^2 = \max_{\mathbf{z} \neq \mathbf{0}} \left(\frac{\mathbf{z}^T \mathbf{\Lambda} \mathbf{z}}{\mathbf{z}^T \mathbf{z}} \right) = \max_{\mathbf{z} \neq \mathbf{0}} \left[\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i z_i^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^n z_i^2 \right) \right]. \quad (4.48)$$

Legyen

$$\theta_i = \frac{z_i^2}{\sum_{j=1}^n z_j^2},$$

ezt a (4.48) egyenlőségbe helyettesítve kapjuk, hogy

$$\|\mathbf{A}\|_2^2 = \max_i \sum_i \theta_i \lambda_i,$$

ahol $\theta \geq 0$ és $\sum_{i=1}^n \theta_i = 1$. A $\sum_i \theta_i \lambda_i$ kifejezést maximalizáljuk. A legnagyobb pozitív λ_i -hoz tartozó θ_i -t válasszuk egynek, az összes többi θ_i pedig nullának. Mivel az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrixhoz tartozó összes sajátérték pozitív, a legnagyobb pozitív sajátértéke az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrixnak a spektrális sugara. Azaz $\|\mathbf{A}\|_2^2 = \rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$. □

Következmény. Ha $\mathbf{A} = \mathbf{A}^T$, $\|\mathbf{A}\|_2 = \rho(\mathbf{A})$.

Bizonyítás. Ha $\mathbf{A} = \mathbf{A}^T$, akkor $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{A}^2$. Ha λ sajátértéke az \mathbf{A} mátrixnak, akkor λ^2 sajátértéke az \mathbf{A}^2 mátrixnak. □

Következmény. $\|\mathbf{A}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}\|_1 \|\mathbf{A}\|_\infty$.

Bizonyítás. Legyen \mathbf{x} az $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ mátrix $\rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ sajátértékéhez tartozó sajátvektora. Ekkor

$$\mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{x} \rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A}),$$

és a tételt alkalmazva

$$\|\mathbf{x}\rho(\mathbf{A}^T \mathbf{A})\|_\infty = \|\mathbf{x}\|_\infty \|\mathbf{A}\|_2^2 = \|\mathbf{A}^T \mathbf{A}\mathbf{x}\|_\infty \leq \|\mathbf{A}^T\|_\infty \|\mathbf{A}\|_\infty \|\mathbf{x}\|_\infty,$$

ahol $\|\mathbf{x}\|_\infty \neq 0$ és $\|\mathbf{A}^T\|_\infty = \|\mathbf{A}\|_1$. \square

Definíció. Legyen $\mathbf{A} = [a_{ij}]$ n -ed rendű mátrix. Ekkor az \mathbf{A} mátrix nyoma $tr(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n a_{ii}$.

4.12. Tétel. *A mátrixhoz tartozó sajátértékek összege egyenlő a mátrix nyomával. [3, 91. oldal, Theorem 5.9]*

Bizonyítás. Bármilyen \mathbf{B} és \mathbf{C} mátrixokra, amelyeknek a \mathbf{BC} és \mathbf{CB} szorzatuk definiálva van, $tr(\mathbf{BC}) = tr(\mathbf{CB})$. A 4.8-as tételből tudjuk, hogy $\mathbf{Q}^H \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{U}$. Ezért

$$tr(\mathbf{U}) = tr((\mathbf{Q}^H \mathbf{A} \mathbf{Q})) = tr(\mathbf{Q}(\mathbf{Q}^H \mathbf{A})) = tr(\mathbf{A}),$$

az \mathbf{U} mátrix nyoma pedig megegyezik az \mathbf{U} mátrix sajátvektorainak összegével. \square

4.4. Kovergens mátrixok

A különböző iteratív eljárások konvergenciája gyakran egy \mathbf{A}^r mátrix viselkedésétől függ, miközben r tart a végtelenhez. Bizonyos iteratív eljárások akkor és csak akkor konvergensek, ha \mathbf{A}^r a nullmátrixhoz konvergál, ahogy növekszik r . [3]

Definíció. Az n -ed rendű \mathbf{A} mátrix konvergens, ha $\lim_{r \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^r\| = 0$.

4.13. Tétel. *Legyen \mathbf{U} felső háromszögmátrix és $\rho(\mathbf{U}) < 1$. Ekkor létezik \mathbf{B} diagonális mátrix, amelyre $\|\mathbf{BUB}^{-1}\|_\infty < 1$ és $\|\mathbf{BUB}^{-1}\|_1 < 1$. [3, 92. oldal, Theorem 5.10]*

Bizonyítás. Legyen $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ n -ed rendű felső háromszögmátrix. Legyen $\mathbf{B} = \text{diag}(1, \beta, \beta^2, \dots, \beta^{n-1})$, ahol válasszunk $\beta > 1$ skalárt úgy, hogy

$$\beta^{j-i} > \frac{(n-1)|u_{ij}|}{1 - \rho(\mathbf{U})}, \quad j > i \quad (4.49)$$

teljesüljön. Legyen $\mathbf{V} = [v_{ij}] = \mathbf{BUB}^{-1}$. Ekkor $j > i$ -re $v_{ij} = u_{ij}/\beta^{j-i}$ és a (4.49) egyenlőtlenség miatt

$$|v_{ij}| < \frac{1 - \rho(\mathbf{U})}{n-1}, \quad j > i. \quad (4.50)$$

De $|v_{ii}| = |u_{ii}| < \rho(\mathbf{U})$ és $v_{ij} = 0$ minden $i > j$ -re. Ezért

$$\|\mathbf{V}\|_\infty \leq \rho(\mathbf{U}) + \max_i \sum_{j=i+1}^n |v_{ij}|,$$

és így a (4.50) egyenlőtlenség miatt

$$\|\mathbf{V}\|_\infty \leq \rho(\mathbf{U}) + (n-1) \left[\frac{1 - \rho(\mathbf{U})}{n-1} \right] = 1.$$

Hasonlóan, $\|\mathbf{V}\|_1 < 1$. □

Következmény. A tétel feltételei mellett $\|\mathbf{BUB}^{-1}\|_2 < 1$.

Bizonyítás. A 4.11-es tételből következik. □

A tétel fontossága, hogy ha az \mathbf{A} mátrix spektrális sugara kisebb mint 1, akkor mindig létezik olyan norma, amiben az \mathbf{A} mátrix normája kisebb mint 1.

4.14. Tétel. Az n -ed rendű \mathbf{A} mátrix konvergenciájának szükséges és elégséges feltétele, hogy $\rho(\mathbf{A}) < 1$. [3, 93. oldal, Theorem 5.11]

Bizonyítás. A tételt először egy $\mathbf{U} = [u_{ij}]$ felső háromszögmátrixra bizonyítjuk, majd a 4.8-as tétellel kiterjesztjük a bizonyítást tetszőleges négyzetes mátrixra. Az i -edik diagonális eleme \mathbf{U}^r mátrixnak u_{ii}^r , ezért \mathbf{U} nem lehet konvergens, ha $u_{ii} \geq 1$ bármilyen i -re. Ekkor ugyanis az \mathbf{U} mátrix hatványozásakor az aktuális u_{ii}^r hatványok folyamatosan nőnek. Ha $u_{ii} \leq 1$, az \mathbf{U} mátrix hatványozásakor az aktuális u_{ii}^r hatványok folyamatosan csökkennek. Mivel $\rho(\mathbf{U}) = \max_i |u_{ii}|$, ezért $\rho(\mathbf{U}) < 1$ szükséges feltétele a konvergenciának. Bizonyítjuk a feltétel elégségességét. A 4.13-es és a 4.11-es tétel következménye, hogy ha $\rho(\mathbf{U}) < 1$, akkor létezik olyan \mathbf{B} diagonális mátrix, hogy $\mathbf{V} = \mathbf{BUB}^{-1}$ és $\|\mathbf{V}\|_2 < 1$. Ezért $\mathbf{U} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{V} \mathbf{B}$ és $\mathbf{U}^r = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{V}^r \mathbf{B}$, mivel $\|\mathbf{B}\|_2 \|\mathbf{B}^{-1}\|_2 = \beta^{n-1}$. Ezekből következik, hogy $\|\mathbf{U}^r\|_2 \leq \beta^{n-1} \|\mathbf{V}\|_2^r$. Mivel $\|\mathbf{V}\|_2 < 1$ és $\lim_{r \rightarrow \infty} \|\mathbf{U}^r\| = 0$, az \mathbf{U} mátrix konvergens.

Általános esetben, a 4.8-as tételből $\mathbf{Q}^H \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{U}$, ezért $\mathbf{A} = \mathbf{Q} \mathbf{U} \mathbf{Q}^H$ és $\mathbf{A}^r = \mathbf{Q} \mathbf{U}^r \mathbf{Q}^H$. Mivel $\|\mathbf{Q}\|_2 \|\mathbf{Q}^H\|_2 = 1$, $\|\mathbf{A}^r\|_2 = \|\mathbf{U}^r\|_2$. Ebből az egyenlőségből következik, hogy a tétel általános esetben is igaz. □

5. Felső relaxációs eljárás (SOR)

Stacionárius iterációs módszereknél minden olyan módosítás ami csökkenti a spektrális sugarat, meggyorsítja a konvergenciáját a lineáris egyenletrendszer megoldásának. A SOR módszer az egyik tagja annak a nagy módszer családnak, amelyet az iterációs eljárások konvergenciájának gyorsítására dolgoztak ki [11].

A SOR módszer konvergencia kritériumát szimmetrikus együtthatómátrixok esetén Alexander Ostrowski dolgozta ki 1954-ben [10]. Broyden elégséges konvergencia feltételeket adott 1964-ben, szimmetrikus és nonszimmetrikus együtthatómátrixok esetére is [2]. Ebben a fejezetben röviden bemutatjuk a SOR módszert, és összefoglaljuk Broyden a SOR módszer konvergenciájával kapcsolatos eredményeit [2].

5.1. Általános konvergencia eredmények

Legyen

$$Mx = c$$

lineáris egyenletrendszer, ahol M nonszinguláris, valós mátrix, c valós vektor, x ismeretlen vektor. Legyen

$$A = DM, \quad b = Dc, \quad (5.1)$$

ahol D diagonális mátrix. Így

$$Ax = b. \quad (5.2)$$

A D mátrixot válasszuk úgy, hogy az A mátrix főátlójában lévő összes elem egysegelem legyen. Ekkor az A mátrixot kifejezhetjük három mátrix összegeként,

$$A = I + L + U, \quad (5.3)$$

ahol I az egységmátrix, L alsó háromszögmátrix, U pedig felső háromszögmátrix.

Legyen x_{i+1} és x_i egymást követő közelítő megoldása az (5.2) egyenletrendszernek. Ekkor a SOR módszer szerint

$$x_{i+1} = x_i - \omega [(I + U)x_i + Lx_{i+1} - b], \quad (5.4)$$

ahol ω skalár. Az (5.3) egyenlőséget felhasználva, az (5.4) egyenlőségből az U mátrix eliminálásával kapjuk, hogy

$$(I + \omega L)(x_{i+1} - x_i) = -\omega(Ax_i - b). \quad (5.5)$$

Definíció. Az x_i közelítő megoldáshoz tartozó maradéktag $\epsilon_i = Ax_i - b$.

Ebből következik, hogy

$$\epsilon_{i+1} = Ax_{i+1} - b,$$

és

$$A^{-1}(\epsilon_{i+1} - \epsilon_i) = x_{i+1} - x_i.$$

Így az (5.5) egyenlőségből

$$(I + \omega L)A^{-1}(\epsilon_{i+1} - \epsilon_i) = -\omega\epsilon_i. \quad (5.6)$$

Az (5.6) egyenlőségből

$$\epsilon_{i+1} = [I - \omega A(I + \omega L)^{-1}] \epsilon_i. \quad (5.7)$$

Írjuk ezt az egyenlőséget az

$$\boldsymbol{\epsilon}_{i+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})\boldsymbol{\epsilon}_i$$

egyszerűbb formában. [2]

5.1. Tétel. *Azoknál az iteratív eljárásoknál, ahol a közelítő megoldások maradéktagja kifejezhető az*

$$\boldsymbol{\epsilon}_{i+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})\boldsymbol{\epsilon}_i$$

alakban, a konvergencia elégséges feltétele, hogy létezzen olyan \mathbf{S} és \mathbf{G} mátrix, hogy

$$\mathbf{S} > 0$$

és

$$\mathbf{G} = \mathbf{B}^T \mathbf{S} + \mathbf{S} \mathbf{B} - \mathbf{B}^T \mathbf{S} \mathbf{B} > 0.$$

[2, 137. oldal, Theorem 1]

Bizonyítás. Legyen $f_i = \boldsymbol{\epsilon}_i^T \mathbf{S} \boldsymbol{\epsilon}_i$. Mivel a hipotézis szerint $\mathbf{S} > 0$, $f_i > 0$, minden $\boldsymbol{\epsilon}_i \neq 0$ esetén. A konvergencia szükséges és elégséges feltétele, ha $f_i \rightarrow 0$, miközben $i \rightarrow \infty$.

$$\begin{aligned} f_{i+1} &= \boldsymbol{\epsilon}_{i+1}^T \mathbf{S} \boldsymbol{\epsilon}_{i+1} \\ &= \boldsymbol{\epsilon}_i^T (\mathbf{I} - \mathbf{B}^T) \mathbf{S} (\mathbf{I} - \mathbf{B}) \boldsymbol{\epsilon}_i \\ &= \boldsymbol{\epsilon}_i^T (\mathbf{S} - \mathbf{G}) \boldsymbol{\epsilon}_i. \end{aligned}$$

Legyen $\phi_i = \boldsymbol{\epsilon}_i^T \mathbf{G} \boldsymbol{\epsilon}_i$, ekkor $f_{i+1} = f_i - \phi_i$. Egy elégséges feltétele annak, hogy $f_i \rightarrow 0$, miközben $i \rightarrow \infty$, ha létezik olyan k konstans, hogy

$$\phi_i \geq k f_i, \quad (5.8)$$

mert ekkor $f_{i+1} \leq (1 - k)f_i$ és az f_i sorozat konvergál.

Az \mathbf{S} mátrix minden sajátértéke valós és pozitív, mert $\mathbf{S} > 0$ (4.5-ös tétel). Ha λ_{\max} az \mathbf{S} mátrix legnagyobb sajátértéke, akkor

$$f_i \leq \lambda_{\max} \boldsymbol{\epsilon}_i^T \boldsymbol{\epsilon}_i. \quad (5.9)$$

Mivel $\mathbf{S} = \mathbf{S}^T$, a \mathbf{G} mátrix szimmetrikus és a sajátértékei valósak. Legyen a \mathbf{G} mátrix legkisebb sajátértéke μ_{\min} . Ekkor $\phi_i \geq \mu_{\min} \boldsymbol{\epsilon}_i^T \boldsymbol{\epsilon}_i$. Az (5.9) egyenlőségből

$$\phi_i \geq \frac{\mu_{\min}}{\lambda_{\max}} f_i.$$

Ha $\mathbf{G} > 0$, akkor $\mu_{\min} > 0$, és teljesül az (5.8) feltétel. □

Következmény. Ha $\mathbf{S} > 0$ és $\mathbf{G} \leq 0$, azaz \mathbf{G} negatív szemidefinit, akkor az iteratív eljárás sohasem konvergál.

Most az 5.1-es tételt alkalmazzuk a SOR módszerre. Az 5.7 egyenlőség miatt, $\mathbf{B} = \omega \mathbf{A}(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})^{-1}$, ezért a SOR módszer konvergenciájának egy elégséges feltétele, hogy létezik olyan $\mathbf{S} > 0$ mátrix, hogy

$$\omega(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}^T)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{S} + \omega \mathbf{S} \mathbf{A}(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})^{-1} - \omega^2(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}^T)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{S} \mathbf{A}(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})^{-1} > 0. \quad (5.10)$$

Ezt a feltételt egyszerűsíthetjük a következő tétel felhasználásával.

5.2. Tétel. A $\mathbf{P} > 0$ szükséges és elégséges feltétele, hogy $\mathbf{Q}^T \mathbf{P} \mathbf{Q} > 0$, ahol \mathbf{Q} tetszőleges nonszinguláris mátrix. [2, 138. oldal, Lemma]

Bizonyítás. Legyen $\mathbf{Q}\mathbf{x} = \mathbf{z}$. Ekkor $\mathbf{x}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{P} \mathbf{Q} \mathbf{x} = \mathbf{z}^T \mathbf{P} \mathbf{z}$. Mivel \mathbf{Q} mátrix nonszinguláris, minden nem nulla \mathbf{x} vektorra létezik nem nulla \mathbf{z} vektor, és fordítva. \square

Mivel $(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L})$ nonszinguláris, ezért az (5.10) elégséges feltétel a rövidebb

$$\omega [\mathbf{A}^T \mathbf{S}(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}) + (\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}^T) \mathbf{S} \mathbf{A} - \omega \mathbf{A}^T \mathbf{S}] > 0 \quad (5.11)$$

formában írható. [2]

5.2. Szimmetrikus mátrixok konvergenciája

Tegyük fel, hogy az \mathbf{M} mátrix szimmetrikus. Legyen $\mathbf{S} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{M}^{-1} \mathbf{D}^{-1}$. Ekkor az (5.10) feltétel alakja,

$$\omega [\mathbf{D}^{-1}(\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}) + (\mathbf{I} + \omega \mathbf{L}^T) \mathbf{D}^{-1} - \omega \mathbf{M}] > 0. \quad (5.12)$$

Az (5.1) és (5.3) egyenlőségekből, és \mathbf{M} feltételezett szimmetrikussága miatt,

$$\mathbf{M} = \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{I} + \mathbf{L} + \mathbf{U}) = (\mathbf{I} + \mathbf{L}^T + \mathbf{U}^T) \mathbf{D}^{-1}. \quad (5.13)$$

Az \mathbf{M} mátrix az (5.13) egyenlőség szerinti két reprezentációjának felső háromszög partícióit egyenlővé téve kapjuk, hogy

$$\mathbf{D}^{-1} \mathbf{U} = \mathbf{L}^T \mathbf{D}^{-1}. \quad (5.14)$$

Így az (5.11) feltétel az

$$\omega(2 - \omega) \mathbf{D}^{-1} > 0 \quad (5.15)$$

alakra egyszerűsödik. Ha $\mathbf{M} > 0$ akkor az 5.2-es tételből következik, hogy $\mathbf{S} > 0$, és mivel $\mathbf{M} > 0$, ezért $\mathbf{D} > 0$, és az (5.15) feltétel teljesül. Ezért a SOR módszer

konvergálni fog, ha $\mathbf{M} > 0$ és $0 < \omega < 2$. Azonban ha $\omega < 0$, vagy $\omega > 2$, a \mathbf{G} mátrix negatív definitté válik, és a 5.1-es tétel következménye miatt a SOR módszer nem fog konvergálni. [2]

5.3. Nemszimmetrikus mátrixok konvergenciája

Legyen $\mathbf{S} = (\mathbf{A}^T)^{-1}\mathbf{A}^{-1}$ az (5.11) feltételben. Az \mathbf{A} mátrix nemszinguláris, ezért az $(\mathbf{A}^T)^{-1}\mathbf{A}^{-1}$ mátrix pozitív definit. Ekkor a konvergencia feltétele,

$$\omega\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L}) + \omega(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L}^T) + (\mathbf{A}^T)^{-1} - \omega^2\mathbf{I} > 0.$$

Az \mathbf{A} mátrix nemszinguláris, ezért az 5.2-es tételt felhasználva, a feltétel a

$$\omega(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L})\mathbf{A}^T + \omega\mathbf{A}(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L}^T) - \omega^2\mathbf{A}\mathbf{A}^T > 0$$

alakra egyszerűsödik. Az \mathbf{A} mátrixot felbontva (5.3) szerint és egyszerűsítve,

$$\omega(\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) - \omega^2[(\mathbf{I} + \mathbf{U})(\mathbf{I} + \mathbf{U}^T) - \mathbf{L}\mathbf{L}^T] > 0. \quad (5.16)$$

Legyen $\mathbf{S} = \mathbf{I}$ az (5.11) feltételben. Ekkor a konvergencia elégséges feltétele

$$\omega\mathbf{A}^T(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L}) + \omega(\mathbf{I} + \omega\mathbf{L}^T)\mathbf{A} - \omega^2\mathbf{A}^T\mathbf{A} > 0,$$

az \mathbf{A} mátrixot felbontva (5.3) szerint és egyszerűsítve,

$$\omega(\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) - \omega^2[(\mathbf{I} + \mathbf{U}^T)(\mathbf{I} + \mathbf{U}) - \mathbf{L}^T\mathbf{L}] > 0. \quad (5.17)$$

Megmutatjuk, hogy ha $\mathbf{A} + \mathbf{A}^T > 0$, akkor létezik olyan pozitív ω , ami kielégíti az (5.16) és az (5.17) feltételeket. [2]

5.3. Tétel. *Ha $\mathbf{P} > 0$ és $\mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T$, akkor létezik olyan pozitív ω , hogy $\mathbf{P} + \omega\mathbf{Q} > 0$. [2, 139. oldal, Theorem 2]*

Bizonyítás. Legyen $f_1 = \mathbf{x}^T\mathbf{P}\mathbf{x}$. Mivel $\mathbf{P} > 0$, minden sajátértéke valós és pozitív (4.5-ös tétel). Jelölje λ_{\min} a \mathbf{P} mátrix legkisebb sajátértékét. Ekkor

$$f_1 \geq \lambda_{\min}\mathbf{x}^T\mathbf{x}.$$

A \mathbf{Q} mátrix szimmetrikus, ezért minden sajátértéke valós. Jelölje a \mathbf{Q} mátrix legkisebb sajátértékét μ_{\min} . Ha

$$f_2 = \mathbf{x}^T\mathbf{Q}\mathbf{x},$$

akkor

$$f_2 \geq \mu_{\min}\mathbf{x}^T\mathbf{x}.$$

Ha

$$f = \mathbf{x}^T(\mathbf{P} + \omega\mathbf{Q})\mathbf{x},$$

akkor

$$f \geq (\lambda_{\min} + \omega\mu_{\min})\mathbf{x}^T\mathbf{x}.$$

Az első eset, ha

$$\mu_{\min} \geq 0.$$

Ekkor $f > 0$ minden $\omega \geq 0$ esetén. A második eset, ha

$$\mu_{\min} = -|\mu_{\min}| < 0.$$

Ekkor

$$f > (\lambda_{\min} - \omega|\mu_{\min}|)\mathbf{x}^T\mathbf{x},$$

ezért $f > 0$ minden $\omega < \frac{\lambda_{\min}}{|\mu_{\min}|}$ és $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ esetén. \square

Elégséges konvergencia feltételt vezethetünk le az (5.17) feltételből is [2], legyen

$$\mathbf{P} = (\mathbf{I} + \mathbf{L}^T)(\mathbf{I} + \mathbf{L}) - \mathbf{U}^T\mathbf{U},$$

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{I} + \mathbf{U}^T)(\mathbf{I} + \mathbf{U}) - \mathbf{L}^T\mathbf{L}.$$

Ekkor $\mathbf{P} + \mathbf{Q} = \mathbf{A} + \mathbf{A}^T$. Az (5.17) feltétel alakja

$$\omega^2\mathbf{P} - \omega(\omega - 1)\mathbf{Q} > 0. \quad (5.18)$$

Ezért a SOR módszer konvergálni fog, ha $\omega = 1$ és $\mathbf{P} > 0$. [2]

5.4. Konklúzió

Az 5.3-as tétel szerint az (5.16) és (5.17) feltételek teljesülnek, ha $\mathbf{A} + \mathbf{A}^T$ pozitív definit, és megfelelően kicsi ω -át választunk. Minden \mathbf{A} mátrix kifejezhető szimmetrikus és antiszimmetrikus mátrixok összegeként. Ezért ha az \mathbf{A} mátrixot így bontjuk fel, és a szimmetrikus mátrix pozitív definit, mindig lehetséges lesz olyan ω -t találni, hogy a SOR módszer konvergáljon. [2]

Az (5.18) feltétel más jellegű. Azt mutatja meg, hogy a SOR módszer konvergálni fog $\omega = 1$ esetén, ha

$$(\mathbf{I} + \mathbf{L}^T)(\mathbf{I} + \mathbf{L}) - \mathbf{U}^T\mathbf{U} > 0. \quad (5.19)$$

Ebből következik, hogy léteznek olyan mátrixok, amelyeknél az alsó háromszög dominánság fontos szempont a SOR módszer konvergenciájánál. A szélsőséges esetben, amikor \mathbf{U} nulla lesz, az (5.19) feltétel fennáll, és ha ω értéke 1, az egyenletek egy lépésben megoldódnak. [2]

Azt, hogy a $\mathbf{P} > 0$ és az $\mathbf{A} + \mathbf{A}^T > 0$ feltételek nem ekvivalensek, legjobban két példával lehet szemléltetni. Legyen

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}.$$

Ebben az esetben az \mathbf{A} mátrix erősen antiszimmetrikus, és a szimmetrikus komponense pozitív definit, habár sem \mathbf{P} , sem \mathbf{Q} nem az. A SOR módszer megfelelően kicsi ω esetén konvergál. Pl. $\omega = \frac{1}{4}$. [2]

Legyen

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{3} \\ 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

Az \mathbf{A} mátrix alsó háromszög dominált. A \mathbf{P} mátrix pozitív definit, de $\mathbf{A} + \mathbf{A}^T$ és \mathbf{Q} nem az. A konvergencia $\omega = 1$ esetén garantált. [2]

Érdemes kiemelni, hogy az (5.16), (5.17), (5.18) feltételek elégségesek, de nem szükségesek. A (5.16), (5.17) feltételeket nem kielégítő, nagyobb ω , nem feltétlenül jelenti, hogy a SOR módszer divergálni fog. Viszont a feltételekből látszik, hogy létezik kettő igen különböző típusa a nemszimmetrikus mátrixoknak, melyekre a SOR módszer mindig konvergál, ha megfelelő ω értéket választunk. [2]

6. A konjugált gradiens módszerek új rendszertana

6.1. A témakör felvezetése

Az egyik legjobban használható módszer az

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \tag{6.1}$$

egyenletrendszer megoldására, ahol \mathbf{A} valós nemszinguláris ritka mátrix, \mathbf{b} pedig valós vektor, a konjugált gradiens módszer és az ebből származtatott különböző módszerek [5]. Hestenes és Siefel eredeti 1952-es módszere [8] csak akkor alkalmazható, ha az \mathbf{A} együtthatómátrix szimmetrikus és pozitív definit. Az eredeti módszer óta már rengetek származtatott módszer született, amelyek nem csak szimmetrikus indefinit együtthatómátrixok esetén, de nemszimmetrikus együtthatómátrixok esetén is alkalmazható [5]. A módszerek áttekintése nehézkes, például amiatt, hogy az algoritmusokat a különböző szerzők különböző módokon származtatják. Broyden 1996-os cikkében [5] rendszerezi a konjugált gradiens módszereket. Cikke támaszkodik más szerzők azonos célú korábbi munkáira, például S.F. Ashby, T.A. Manteuffel és P.E. Saylor 1990-es cikkére [1]. Ők minden algoritmust három mátrixszal jellemeznek. Az \mathbf{A} együtthatómátrixszal, egy Hermit-féle pozitív definit \mathbf{B} mátrixszal

(a belső szorzat mátrixszal), és egy további \mathbf{C} mátrixszal (a prekondicionáló mátrixszal). Az ő cikkük pedig erősen támaszkodik Faber és Manteuffel cikkére [7], akik a valós \mathbf{M} mátrixot B-normális(s)-nek nevezik, ha a \mathbf{B} mátrix Hermit-féle, pozitív definit, és

$$\mathbf{M}^T \mathbf{B} = \mathbf{B} p(\mathbf{M}), \quad (6.2)$$

ahol s a legkisebb fokszáma a $p(\mathbf{M})$ mátrixpolinomnak, amelyre a (6.2) egyenlőség teljesül [7]. Megmutatták, hogy egy 3-tagú rekurrens prekondicionált konjugált gradiens módszernél, ha a \mathbf{CA} mátrixszorzat B-normális(1), akkor a módszer véges lépésben leáll [7]. Broyden rendszertanában egy Hessian \mathbf{G} mátrixból és egy további \mathbf{K} mátrixból származtatja a módszereket [5]. Broyden \mathbf{G} mátrixa általában azonos az Ashby féle \mathbf{B} mátrixszal, azzal a különbséggel, hogy a pozitív definités a \mathbf{G} mátrixnál nem megkövetelt. [5]. További összefüggés a két rendszertan között, hogy

$$\mathbf{CA} = \mathbf{KG} \quad (6.3)$$

ahol \mathbf{C} és \mathbf{A} az Ashby féle \mathbf{C} és \mathbf{A} mátrix [5]. Ebből következik, hogy a \mathbf{KG} mátrixszorzatnak B-normális(1)-nek kell lennie. Legyen \mathbf{KG} az \mathbf{M} mátrix, és \mathbf{G} a \mathbf{B} mátrix a (6.2) egyenlőségben. Ekkor a B-normalitás követelménye

$$\mathbf{GK}^T \mathbf{G} = \mathbf{G} p(\mathbf{KG}), \quad (6.4)$$

ahol $p(\mathbf{KG})$ lineáris mátrixpolinom [5]. Ennek elégséges feltétele, ha a \mathbf{K} mátrix szimmetrikus, ekkor $p(\mathbf{KG})$ helyett vehetjük a \mathbf{KG} mátrixszorzatot [5]. Habár a \mathbf{K} mátrix szimmetrikussága erősebb feltétel, mint a B-normalitás, de ahhoz még elég általános, hogy a standard módszereket is tartalmazza a rendszertan [5]. Ennek a mátrixfelbontásnak még egy következménye, hogy a hagyományos 2-tagú konjugált gradiens módszerekénél, a két tipikus numerikus instabilitása ezeknek a módszereknek (lásd később), a \mathbf{G} és a \mathbf{K} mátrixokból könnyen megállapítható [5]. A \mathbf{K} és \mathbf{G} mátrixokon kívül még szükségünk van bizonyos vektorokra, a generátor vektorokra, amelyek minden iterációval változnak. Ezeket kétféleképpen választhatjuk, az egyik választás vezet a 2-tagú (Hestenes-Stiefel) rekurrens módszerekhez, míg a másik választás a 3-tagú rekurrens (Lánczos) módszerekhez [5].

Legyen a $\phi(\mathbf{x})$ kvadratikus függvény

$$\phi(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{G} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \mathbf{h}, \quad (6.5)$$

ahol \mathbf{G} n -ed rendű szimmetrikus mátrix, de nem feltétlen pozitív definit, \mathbf{h} pedig n -ed rendű vektor. Legyen \mathbf{x}_1 a kezdeti értéke az \mathbf{x} vektornak, és legyen \mathbf{S}_i $n \times i$ -s, vagy $n \times 2i$ -s mátrix. Ekkor, ha \mathbf{x}_{i+1} jelöli azt az \mathbf{x} vektor értéket, amelyre a $\phi(\mathbf{x})$

függvény stacionárius az

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_1 + \mathbf{S}_i \mathbf{z} \quad (6.6)$$

hipersík felett, ahol \mathbf{z} i -ed vagy $2i$ -ed rendű vektor, akkor

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_1 - \mathbf{S}_i (\mathbf{S}_i^T \mathbf{G} \mathbf{S}_i)^{-1} \mathbf{S}_i^T \mathbf{g}_1, \quad (6.7)$$

ahol \mathbf{g}_1 a gradiensvektora a ϕ függvénynek az \mathbf{x}_1 helyen. Továbbá, ha

$$\mathbf{S}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_1 & \mathbf{P}_2 & \dots & \mathbf{P}_i \end{bmatrix}, \quad (6.8)$$

ahol \mathbf{P}_j , $1 \leq j \leq i$, részmátrixok, egy vagy két oszloppal, úgy, hogy a $\mathbf{C}_j = \mathbf{P}_j^T \mathbf{G} \mathbf{P}_j$ mátrix nemszinguláris, és

$$\mathbf{P}_j^T \mathbf{G} \mathbf{P}_k = \mathbf{0}, \quad (6.9)$$

ahol $j \neq k$, $1 \leq j, k \leq i$. Az \mathbf{x}_{i+1} vektor kifejezhető úgy is, hogy

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - \mathbf{P}_i (\mathbf{P}_i^T \mathbf{G} \mathbf{P}_i)^{-1} \mathbf{P}_i^T \mathbf{g}_i, \quad (6.10)$$

ahol

$$\mathbf{g}_i = \mathbf{G} \mathbf{x}_i - \mathbf{h}. \quad (6.11)$$

A (6.7) egyenlőséget a \mathbf{G} mátrixszal szorozva, és a \mathbf{h} vektort mindkét oldalból kivonva,

$$\mathbf{g}_{i+1} = \mathbf{Q}_i \mathbf{g}_1, \quad (6.12)$$

ahol

$$\mathbf{Q}_i = \mathbf{I} - \mathbf{G} \mathbf{S}_i (\mathbf{S}_i^T \mathbf{G} \mathbf{S}_i)^{-1} \mathbf{S}_i^T \quad (6.13)$$

[5].

Ahhoz, hogy ki tudjuk számolni \mathbf{x}_{i+2} vektort, szükség van a \mathbf{P}_{i+1} mátrixra. Könnyen látható, hogy ha

$$\mathbf{P}_{i+1} = \mathbf{Q}_i^T \mathbf{W}_{i+1}, \quad (6.14)$$

akkor a (6.9) egyenlőség fennáll $(i+1)$ -re, tetszőleges \mathbf{W}_{i+1} mátrixszal. A \mathbf{Q}_i mátrix túl nagy és sűrű, de mivel a \mathbf{W}_{i+1} mátrix tetszőlegesen választható, ezzel egyszerűsíthetjük a (6.14) összefüggést. Két lehetséges választása a \mathbf{W}_{i+1} mátrixnak különösen előnyös. [5]

Az első lehetőség, amikor a \mathbf{G} mátrixnak nincs semmilyen különösebb blokk struktúrája, és amikor a \mathbf{P}_j mátrixok \mathbf{p}_j vektorok, a kapcsolódó \mathbf{W}_j generátor mátrixok pedig \mathbf{w}_j vektorok. Megmutatjuk, hogy ha

$$\mathbf{w}_j = \mathbf{K} \mathbf{g}_j, \quad (6.15)$$

ahol \mathbf{K} tetszőleges szimmetrikus mátrix, akkor a (6.14) egyenlőség a

$$\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1} - \mathbf{p}_i\alpha_i \quad (6.16)$$

alakra egyszerűsödik, ahol α_i konstans. [5]

Először bebizonyítjuk a következő tételt.

6.1. Tétel. *Legyen \mathbf{x}_{i+1} stacionárius pontja a $\phi(x)$ függvénynek a (6.6) egyenlőségben definiált hipersík felett. Legyen \mathbf{g}_{i+1} az \mathbf{x}_{i+1} ponthoz tartozó gradiense a $\phi(\mathbf{x})$ függvénynek, és legyenek a \mathbf{w}_j vektorok az \mathbf{S}_i mátrix generátorai. Ekkor $\mathbf{w}_j^T \mathbf{g}_{i+1} = 0$, $i \leq j \leq i$. [5, 9. oldal, Lemma 1]*

Bizonyítás. A (6.12) egyenlőségből $\mathbf{w}_j^T \mathbf{g}_{i+1} = \mathbf{w}_j^T \mathbf{Q}_i \mathbf{g}_1$, a (6.13) és a (6.9) egyenlőségből $\mathbf{Q}_{j-1} \mathbf{Q}_i = \mathbf{Q}_i$, $0 \leq j-1 \leq i$, ezért $\mathbf{w}_j^T \mathbf{g}_{i+1} = \mathbf{w}_j^T \mathbf{Q}_{j-1} \mathbf{Q}_i \mathbf{g}_1$. Ezért a (6.14) egyenlőségből $\mathbf{w}_j^T \mathbf{g}_{i+1} = \mathbf{p}_j^T \mathbf{Q}_i \mathbf{g}_1$. A tétel következik a (6.8) egyenlőségből, mivel a (6.13) egyenlőség miatt $\mathbf{S}_i^T \mathbf{Q}_i = 0$. \square

Következmény. *Ha $\mathbf{w}_j = \mathbf{K}\mathbf{g}_j$, $1 \leq j \leq i$, akkor $\mathbf{g}_j^T \mathbf{K}\mathbf{g}_k = 0$, $j \neq k$, $j \geq 1$, $k \leq i+1$.*

Megmutatjuk, hogy ha a \mathbf{K} mátrix definit, akkor a generátor vektorok fenti választásával

$$\mathbf{p}_j^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1} = 0, \quad (6.17)$$

ahol $1 \leq j \leq i-1$. A (6.10) egyenlőségben i -t j -re cserélve, az egyenlőséget megszorozva a $\mathbf{K}\mathbf{G}$ mátrixszal, és a $\mathbf{K}\mathbf{h}$ vektort kivonva mindkét oldalból, a (6.11) egyenlőségből kapjuk, hogy

$$\mathbf{K}\mathbf{g}_{j+1} = \mathbf{K}\mathbf{g}_j - \mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_j\gamma_j, \quad (6.18)$$

ahol $\gamma_j = \mathbf{p}_j^T \mathbf{g}_j / \mathbf{p}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_j$. A \mathbf{P}_j mátrix most egy vektor, ezért \mathbf{p}_j -vel jelöltük. Megszorozva ezt az egyenlőséget a \mathbf{g}_{i+1}^T vektorral, a 6.1-es tétel következményéből kapjuk, hogy $\gamma_j \mathbf{p}_j^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1} = 0$, $1 \leq j \leq i-1$. A (6.18) egyenlőséget megszorozva a \mathbf{g}_{j+1}^T vektorral, a 6.1-es tétel következménye, hogy ha $\mathbf{g}_{j+1} \neq \mathbf{0}$ és \mathbf{K} definit, akkor $\gamma \neq 0$, így kapjuk a (6.17) egyenlőséget [5].

A (6.13) és a (6.14) egyenlőségből

$$\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1} - \mathbf{S}_i(\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{S}_i)^{-1} \mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1}, \quad (6.19)$$

de a (6.17) egyenlőség miatt ennek az egyenlőségnek csak a $\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{g}_{i+1}$ tagja nem nulla, ebből következik a (6.16) egyenlőség és az $\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{S}_i$ mátrix diagonalitása [5].

Az α_i konstansot úgy választjuk a (6.16) egyenlőségben, hogy $\mathbf{p}_i^T \mathbf{G}\mathbf{p}_{i+1} = 0$ legyen. Ez mindig lehetséges, ha $\mathbf{p}_i^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i \neq 0$. Ez a feltétel mindig teljesül a nem nulla

\mathbf{p}_i vektorokra, ha a \mathbf{G} mátrix definit. Az olyan algoritmusokat, ahol a \mathbf{G} mátrix definit, b-stabilisnak nevezzük. Ha a \mathbf{K} mátrix definit, egy másféle numerikus instabilitást kerülhetünk el, amikor is az egymást követő lépések túl kicsik lesznek [5]. Azokat az algoritmusokat, ahol a \mathbf{K} mátrix definit, ω -stabilisnak nevezzük. Így a konjugált gradiens algoritmusok kétféle numerikus instabilitása a \mathbf{G} és a \mathbf{K} mátrixoktól függenek [5].

A második lehetőség a \mathbf{w}_j vektor választására, ha

$$\mathbf{w}_j = \mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_{j-1}, \quad (6.20)$$

ahol a \mathbf{p}_1 vektort tetszőlegesen választhatjuk és $\mathbf{p}_0 = \mathbf{0}$. Ezzel a választással a (6.14) egyenlőség alakja

$$\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_i\alpha_i - \mathbf{p}_{i-1}\beta_{i-1}, \quad (6.21)$$

ahol az α_i és a β_{i+1} konstansokat úgy választjuk, hogy

$$\mathbf{p}_{i-1}^T \mathbf{G}\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{p}_i^T \mathbf{G}\mathbf{p}_{i+1} = 0. \quad (6.22)$$

6.2. Tétel. *Legyenek a \mathbf{p}_j vektorok a (6.14) és (6.13) egyenlőségben definiált \mathbf{w}_j generátorvektorokból számolva, $1 \leq j \leq i$. Ekkor*

$$\mathbf{w}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i = 0, \quad (6.23)$$

ahol $1 \leq j \leq i-1$. [5, 10. oldal, Lemma 2]

Bizonyítás. A (6.8) egyenlőség és a \mathbf{p}_j vektorok konjugáltsága miatt, $\mathbf{S}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i = 0$, $1 \leq j \leq i-1$. A (6.13)-as egyenlőségből, mivel $\mathbf{Q}_0 = \mathbf{I}$, $\mathbf{G}\mathbf{p}_i = \mathbf{Q}_{j-1} \mathbf{G}\mathbf{p}_i$, $1 \leq j \leq i-1$. Ezért $\mathbf{w}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i = \mathbf{w}_j^T \mathbf{Q}_{j-1} \mathbf{G}\mathbf{p}_i$, és a (6.14) egyenlőségből és a konjugáltságból, $\mathbf{w}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_j^T \mathbf{G}\mathbf{p}_i = 0$, $1 \leq j \leq i-1$. \square

Következmény. *Ha a \mathbf{w}_j generátorvektorokat a (6.20) egyenlőség szerint választjuk, akkor*

$$\mathbf{p}_j^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_i = 0,$$

ahol $0 \leq j \leq i-2$.

A generátor vektorok fenti választásával, a (6.14) egyenlőség alakja

$$\mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_i - \mathbf{S}_i(\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{S}_i)^{-1} \mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_i. \quad (6.24)$$

A (6.24) egyenlőségből, csak az utolsó két tagja nem nulla a $\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{K}\mathbf{G}\mathbf{p}_i$ szorzatnak, ezért a (6.21) egyenlőség az $\mathbf{S}_i^T \mathbf{G}\mathbf{S}_i$ mátrix diagonalitásából egyből következik [5].

Néhány megjegyzés:

1. A kezdeti \mathbf{p}_1 vektor tetszőleges. Ha a \mathbf{p}_1 vektornak a \mathbf{g}_1 vektort választjuk, akkor az Orthodir algoritmust kapjuk [1] [5].
2. Ha $\mathbf{p}_1 = \mathbf{K}\mathbf{g}_1$, akkor a (6.20) egyenlőségből kapott $\{\mathbf{x}_i\}$ vektorsorozat megegyezik a (6.16) egyenlőségből kapott $\{\mathbf{x}_i\}$ vektorsorozattal, és a stabilitás feltételei hasonlóak [5].
3. Mivel a kezdeti \mathbf{p}_1 vektor választása tetszőleges, választhatjuk a \mathbf{P}_1 mátrixnak, tetszőleges számú oszloppal, és így kapjuk a blokk módszereket [5].
4. A 2-tagú módszereknél a konjugált \mathbf{p}_j vektorok számítása elválaszthatatlanul összefügg a $\phi(\mathbf{x})$ függvény stacionárius pontjának számításával, viszont a 3-tagú módszereknél a \mathbf{p}_j konjugált vektorok generálása teljesen független a $\phi(\mathbf{x})$ függvény stacionárius pontjának számításától (módszer 6, 16, 17, 19) [5].

6.2. Szimmetrikus mátrixok

A fő módszerek az (6.1) egyenletrendszer megoldására, ha az \mathbf{A} együtthatómátrix szimmetrikus, a következők [5].

Módszer	\mathbf{G}	\mathbf{h}	\mathbf{K}	Név	Referencia
1	\mathbf{A}	\mathbf{b}	\mathbf{I}	cg	[6, 3.5.1-es fejezet], [8]
2	\mathbf{A}^2	$\mathbf{A}\mathbf{b}$	\mathbf{A}^{-1}	cr	[6, 3.6.1-es fejezet], [8]
3	\mathbf{A}	\mathbf{b}	\mathbf{M}^{-1}	pcg	[1]

Ezek a \mathbf{p}_i vektorra 2-tagú rekurrens módszert adnak. Az első kettő, az eredeti konjugált gradiens módszer és a conjugate residual módszer b-stabilis és ω -stabilis, ha az \mathbf{A} együtthatómátrix pozitív definit. Ha az \mathbf{A} együtthatómátrix indefinit, akkor a 1-es módszer csak \mathbf{b} -stabilis, a 2-es módszer pedig csak ω -stabilis. Ezért a módszerek használata indefinit \mathbf{A} együtthatómátrix esetén nem ajánlott. A 3-as módszer, a prekondicionált konjugált gradiens módszer b-stabilis és ω -stabilis, ha az \mathbf{A} és \mathbf{M} mátrix mindketten definitek. Az \mathbf{M} prekondicionáló mátrixot úgy választjuk, hogy a $\mathbf{K}\mathbf{G}$ mátrix kondíciós számát csökkentse, ezzel javítva a módszer konvergenciáját. A fejezet több másik algoritmusát is prekondicionálhatjuk a \mathbf{K} mátrix módosításával, de erre külön nem térünk ki [5].

A \mathbf{p}_i vektorra 3-tagú rekurrens módszert adnak a következők, ha az \mathbf{A} együtthatómátrix szimmetrikus [5].

Módszer	\mathbf{G}	\mathbf{h}	\mathbf{K}	Név	Referencia
4	\mathbf{A}	\mathbf{b}	\mathbf{I}	Nazareth	[9]
5	\mathbf{A}^2	$\mathbf{A}\mathbf{b}$	\mathbf{A}^{-1}		[5]
6	\mathbf{I}	$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$	\mathbf{A}	SYMMLQ	[6, 3.8.1-es fejezet]

A 4-es és 5-ös módszer az 1-es és 2-es módszer 3-tagú változata. A 6-os módszernek nincs 2-tagú megfelelője. Mivel $\mathbf{G} = \mathbf{I}$, bármilyen ortogonális \mathbf{p}_j vektorok megfelelőek lesznek. A probléma az \mathbf{x}_{i+1} vektorok kiszámítása, mert a (6.7) egyenlőségben szerepel $\mathbf{g}_i = \mathbf{x}_1 - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$, és \mathbf{A}^{-1} nem ismert. Egy lehetséges megoldás, hogy válasszuk a \mathbf{p}_1 vektort úgy, hogy $\mathbf{p}_1 = \mathbf{A}\mathbf{r}_1$, ahol

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{A}\mathbf{x}_i - \mathbf{b}, \quad (6.25)$$

mradéktag, és használjunk egy indirekt számítást, hogy megkapjuk a (6.10) egyenlőségben szereplő $\mathbf{p}_i^T \mathbf{g}_i$ -t, de ez numerikusan nemkívánatos [5]. Ha a \mathbf{p}_j vektorokat a (6.21) egyenlőség felhasználásával számoljuk, akkor a (6.8) egyenlőségből, és a \mathbf{G} és \mathbf{K} mátrixok megfelelő értékeit felhasználva,

$$\mathbf{A}\mathbf{S}_i = \mathbf{S}_{i+1}\mathbf{T}_{i+1}, \quad (6.26)$$

ahol \mathbf{T}_{i+1} az $(i+1) \times i$ méretű bal felső sarokminormátrixa valamilyen tridiagonális mátrixnak [5]. Legyen \mathbf{Q}_{i+1} olyan ortogonális mátrix, hogy

$$\mathbf{Q}_{i+1}\mathbf{T}_{i+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_i \\ \mathbf{0}^T \end{bmatrix}, \quad (6.27)$$

ahol \mathbf{U}_i felső háromszögmátrix, és $\mathbf{0}^T$ sorvektor. Legyen az \mathbf{Y}_i mátrix

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_i & \mathbf{y}_{i+1} \end{bmatrix} = \mathbf{S}_{i+1}\mathbf{Q}_{i+1}^T. \quad (6.28)$$

Ekkor a (6.26), (6.27), (6.28) egyenlőségekből

$$\mathbf{A}\mathbf{S}_i = \mathbf{Y}_i\mathbf{U}_i, \quad (6.29)$$

ahol, mivel az \mathbf{S}_{i+1} mátrix oszlopai ortogonálisak, az \mathbf{Y}_i mátrix oszlopai szintén ortogonálisak. Ha most minimalizálni akarjuk a $\phi(\mathbf{x})$ függvényt az

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_1 + \mathbf{Y}_i\mathbf{z} \quad (6.30)$$

hipersík felett, a \mathbf{G} , \mathbf{S}_i mátrix és a \mathbf{g}_i vektor megfelelő értékeit a (6.7) egyenlőségbe helyettesítve, a (6.11), (6.25) és (6.29) egyenlőségből kapjuk, hogy

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - \mathbf{Y}_i(\mathbf{Y}_i^T\mathbf{Y}_i)^{-1}\mathbf{U}_i^{-T}\mathbf{S}_i^T\mathbf{r}_1. \quad (6.31)$$

Ez lényegében az SYMMLQ módszere Paige-nek és Saunders-nek [5]. Ők azonban az \mathbf{x}_i vektorokat csak segédvektoroknak használták, és az \mathbf{x}_i vektorokból számoltak egy közelítő vektorsorozatot az (6.1) egyenletrendszer megoldására, számos más fon-

tos numerikus finomítás mellett. Az algoritmusukat először Fletcher használta mint minimum-hiba algoritmus [5], illetve mivel szükség van a \mathbf{p}_{i+1} vektorra az \mathbf{x}_{i+1} vektor kiszámításához, tekinthetünk a módszerre mint egy implicit előretekintő módszerre [5].

6.3. Nemszimmetrikus mátrixok

Ha az \mathbf{A} együtthatómátrix nemszimmetrikus, az 1-6 módszereket nem tudjuk alkalmazni. Az 1-es módszert adja azonban a 7-es módszert és még két másik variációt. [5].

Módszer	\mathbf{G}	\mathbf{h}	\mathbf{K}	Név	Referencia
7	$\mathbf{A}^T \mathbf{A}$	$\mathbf{A}^T \mathbf{b}$	\mathbf{I}	cgne	[6, 3.7.3-as fejezet], [8]
8	\mathbf{I}	$\mathbf{A}^{-1} \mathbf{b}$	$\mathbf{A}^T \mathbf{A}$	Craig's method	[6, 3.7.3-as fejezet]
9	$\mathbf{Z} \mathbf{A}$	$\mathbf{Z} \mathbf{b}$	\mathbf{Z}^{-1}	orthodir	[6, 2.5-ös fejezet]

A 7-es módszer, annak ellenére, hogy b-stabilis és ω -stabilis, általában nem kielégítő, mert a \mathbf{GK} mátrix kondíciószáma a négyzete az 1-6 módszerek kondíciószámának, és emiatt gyakran lassú a konvergencia. A 8-as módszerre hasonlóak igazak, de ennél a módszernél a 6-os módszerhez hasonlóan az \mathbf{A}^{-1} mátrixra is szükség van még, az \mathbf{x}_i vektorok kiszámításához. Ezen túlléphetünk, ha megszorozzuk balról a (6.16) egyenlőséget az \mathbf{A}^{-T} mátrixszal, így nem a $\{\mathbf{p}_i\}$ vektorsorozatot, hanem egy $\{\mathbf{q}_i\}$ vektorsorozatot generálva, ahol $\mathbf{q}_i = \mathbf{A}^{-T} \mathbf{p}_i$, amikből az $\{\mathbf{x}_i\}$ sorozat számolható [5]. A 9-es módszer egy speciális esete az általánosabb Young és Jea módszernek [5], ahol szükséges, hogy \mathbf{Z} és $\mathbf{Z} \mathbf{A}$ mátrixok szimmetrikusak legyenek, ami egy erős megkötés. A stabilitás garantált, ha \mathbf{Z} és $\mathbf{Z} \mathbf{A}$ is definit [5].

Mivel a fenti módszerek egyike se teljesen kielégítő nemszimmetrikus mátrixok esetén, nézzük meg a speciális esetet, amikor a \mathbf{G} mátrix alakja

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}_{22} \end{bmatrix}, \quad (6.32)$$

vagy

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{G}_{12} \\ \mathbf{G}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix}. \quad (6.33)$$

Innen nem nehéz megmutatni [5], hogy ha a $2n \times 2$ -es \mathbf{W}_j mátrix alakja

$$\mathbf{W}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{j1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{w}_{j2} \end{bmatrix}, \quad j = 1, 2, \dots, i, \quad (6.34)$$

akkor

$$\mathbf{Q}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{i1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{i2} \end{bmatrix} \quad (6.35)$$

alakú, és

$$\mathbf{P}_{i+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{i+1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{v}_{i+1} \end{bmatrix} \quad (6.36)$$

alakú. Így a (6.14) egyenlőségből

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{Q}_{i1}^T \mathbf{w}_{i+1,1} \quad (6.37)$$

[5]. Hasonlóan kaphatjuk a \mathbf{v}_{i+1} vektort.

Úgy, mint a (6.14) egyenlőség esetében, a \mathbf{W}_{i+1} mátrixot megfelelően kell választani, hogy működő algoritmust kapjunk, és itt is két eset lehetséges [5]. Az első, amikor

$$\mathbf{W}_j = \mathbf{K} \mathbf{F}_j \quad (6.38)$$

alakú, ahol

$$\mathbf{F}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{j1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{g}_{j2} \end{bmatrix}. \quad (6.39)$$

A \mathbf{g}_{j1} és \mathbf{g}_{j2} vektorok egyértelmű partíciói a gradiens \mathbf{g}_j vektornak a (6.11), (6.32) és (6.33) egyenlőségek miatt. A \mathbf{K} mátrix alakja

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{K}_{22} \end{bmatrix}, \quad (6.40)$$

vagy

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{K}_{12} \\ \mathbf{K}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (6.41)$$

ahol \mathbf{K}_{11} , \mathbf{K}_{12} , \mathbf{K}_{21} , \mathbf{K}_{22} konstansok és $\mathbf{K} = \mathbf{K}^T$. Ebben az esetben meg lehet mutatni [5], hogy a (6.37) egyenlőségből

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{w}_{i+1,1} - \mathbf{u}_i \alpha_{i1}, \quad (6.42)$$

ahol α_{i1} -et úgy választjuk, hogy kielégítse vagy az $\mathbf{u}_i^T \mathbf{G}_{11} \mathbf{u}_{i+1} = 0$ egyenlőséget, ha a \mathbf{G} mátrix (6.32) szerint adott, vagy a $\mathbf{v}_i^T \mathbf{G}_{21} \mathbf{u}_{i+1} = 0$ egyenlőséget, ha a \mathbf{G} mátrix (6.33) szerint adott [5]. Hasonlóan kaphatjuk a \mathbf{v}_{i+1} vektort. A \mathbf{G} és a \mathbf{K} mátrix lehetséges választásai jelenleg a következők [5].

Módszer	\mathbf{G}	\mathbf{h}	\mathbf{K}	Név	Referencia
10	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{A}^T \\ \mathbf{A} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$	bcg	[6, 3.5.2-es fejezet]
11	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{A}^T \\ \mathbf{A} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix}$	Heg	[6, 3.5.4-es fejezet]
12	$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} \mathbf{A}^T \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \\ \mathbf{A} \mathbf{c} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{A}^{-1} \\ \mathbf{A}^{-T} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$	bcr	[5]

Ezeknél a módszereknél, mint az 1-es és 2-es módszereknél, ha a \mathbf{G} és a \mathbf{K} mátrix nem definit, a stabilitás nem garantált. A 10-es módszer a Lanczos-féle bikonjugált gradiens módszer, ami se nem b-stabilis, se nem ω -stabilis. A 11-es Hegedüs-féle módszer ω -stabilis, de nem b-stabilis. A 12-es módszer a 2-es módszer általánosítása, és b-stabilis, ha az \mathbf{A} együtthatómátrix négyzetes és nonszinguláris [5].

Az algoritmusok következő csoportját úgy kapjuk, hogy a (6.38) egyenlőséget a

$$\mathbf{W}_j = \mathbf{K} \mathbf{G} \mathbf{P}_{j-1} \quad (6.43)$$

egyenlőségre cseréljük [5]. Ekkor meg lehet mutatni [5], hogy

$$\mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{w}_{i+1,1} - \mathbf{u}_i \alpha_{i1} - \mathbf{u}_{i-1} \beta_{i-1,1}, \quad (6.44)$$

ahol α_{i1} -et és $\beta_{i-1,1}$ -et úgy választjuk, hogy kielégítse az

$$\mathbf{u}_{i-1}^T \mathbf{G}_{11} \mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{u}_i^T \mathbf{G}_{11} \mathbf{u}_{i+1} = 0$$

egyenlőséget, ha a \mathbf{G} mátrix (6.32) szerint adott, vagy a

$$\mathbf{v}_{i-1}^T \mathbf{G}_{21} \mathbf{u}_{i+1} = \mathbf{v}_i^T \mathbf{G}_{21} \mathbf{u}_{i+1} = 0$$

egyenlőséget, ha a \mathbf{G} mátrix (6.33) szerint adott. Úgy, mint a 4-6-os módszereknél, \mathbf{u}_0 nullvektor és \mathbf{u}_1 tetszőleges vektor. A (6.44) egyenlőséghez hasonló egyenlőségéből kaphatjuk a \mathbf{v}_{i+1} vektort. A következők a lehetőségek [5].

Módszer	G	h	K	Név	Referencia
13	$\begin{bmatrix} 0 & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} c \\ b \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & I \\ I & 0 \end{bmatrix}$	MRZ	[6, 3.5.3-as fejezet]
14	$\begin{bmatrix} 0 & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} c \\ b \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$	Heg3	[6, 3.5.3-as fejezet]
15	$\begin{bmatrix} A^T A & 0 \\ 0 & A A^T \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} A^T b \\ A c \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & A^{-1} \\ A^{-T} & 0 \end{bmatrix}$	bcr3	[6, 3.6.4-es fejezet]
16	$\begin{bmatrix} 0 & I \\ I & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} A^{-T} c \\ A^{-1} b \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & A \\ A^T & 0 \end{bmatrix}$	QMR	[6, 1.2-es fejezet]
17	$\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} A^{-1} b \\ A^{-T} c \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$		[5]

A 13-as módszer a 3-tagú változata a bikonjugált gradiens módszernek. A 14-es és 15-ös módszer a 3-tagú változata a Hegedüs és bikonjugált residual módszernek. A 15-ös módszer érdekes tulajdonsága, hogy az A mátrix nem kell, hogy négyzetes legyen, és ha $m \times n$ -es n rangú mátrix (tehát $A^T A$ nonszinguláris), akkor a K_{12} mátrixot $(A^T A)^{-1} A^T$ mátrixnak választva, az algoritmus változatlan és használható. A 14-es módszernek ugyanez a tulajdonsága. A 16-os módszer alkotja az alapját a QMR módszernek. Csak úgy, mint a SYMMLQ (módszer 6) esetén, a probléma a kvadratikus függvény stacionárius pontjának számolása, mert szükség van A^{-1} -re. A 17-es módszereknél ugyanolyan nehézségekbe ütközünk, mint a 6-os és 16-os módszernél, és ezeket hasonlóan is lehet megoldani [5].

A módszerek utolsó csoportja tulajdonképpen az általánosított Lanczos-féle algoritmus [5]. Legyen a (6.21) egyenlőségben a G és K mátrix a (6.32) és a (6.41) egyenlőség szerint adott. Legyen $p_i^T = \begin{bmatrix} u_i^T & v_i^T \end{bmatrix}$. Ha a tetszőlegesen választható $p_1 = 0$ és $v_1 = 0$, akkor a (6.21) egyenléséből kivonva, és a konjugáltságot megkövetelve kapjuk, hogy

$$u_{i+1} = K_{12} G_{22} v_i - u_{i-1} \beta_{i-1} \quad (6.45)$$

és $v_{i+1} = 0$, minden páros i -re, és

$$v_{i+1} = K_{21} G_{11} u_i - v_{i-1} \delta_{i-1} \quad (6.46)$$

és $u_{i+1} = 0$, minden páratlan i -re [5]. Hasonló egyenlőségekhez juthatunk a $p_1 = 0$ és az $u_1 = 0$ választással [5]. Ez a Golub-Kahan algoritmus általánosítása, és két esetben használható lineáris egyenletrendszerek megoldására [5].

Módszer	G	h	K	Név	Referencia
18	$\begin{bmatrix} A^T A & 0 \\ 0 & A A^T \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} A^T b \\ A c \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & A^{-1} \\ A^{-T} & 0 \end{bmatrix}$	bcr3	[6, 3.6.4]
19	$\begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} A^{-1} b \\ A^{-T} c \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$	LSQR	[6, 3.8.2]

A 18-as módszer még egy változata a bikonjugált residual módszernek, amíg a 19-es módszer a Paige és Saunders féle LSQR algoritmus. Itt is ortogonális transzformációk szükségesek ahhoz, hogy a megoldás következő becslését ki tudjuk számolni, mivel a gradiens számoláshoz szükséges az együtthatómátrix inverze [5].

6.4. Konklúzió

Megmutattuk, hogy nem kevesebb mint tizenkilenc konjugált gradiens algoritmust származtathatunk azzal, hogy G és K két szimmetrikus mátrixot választunk, és a generátorokat két különböző mód egyikével definiáljuk. Az egyik választás két-tagú (Hestenes-Stiefel) rekurrens módszerekhez vezetett, a másik 3-tagú (Lanczos) módszerekhez vezetett. A 2-tagú módszerek stabilitása garantált, ha G és K mátrixok definiték. Broyden a rendszertanába [5] csak 2 vagy 3-tagú rekurrens módszert vett be. Így fontos módszerek, mint pl. a GCR, GMRES, ORTHOMIN kimaradtak, és pl. az ORTHODIR módszer csak a teljesen szimmetrikus formájában szerepelt.

7. Blokk konjugált gradiens módszer (BICG)

Az egyik leghatékonyabb módja az

$$Ax = b$$

egyenletrendszer megoldásának, amikor az A együtthatómátrix nagy és ritka, a konjugált gradiens módszer és ennek különböző származtatott változatai. Az eredeti módszer csak szimmetrikus pozitív definit együtthatómátrixok esetén alkalmazható, de azóta számos változat született, amik nem csak szimmetrikus nemdefinit mátrixok, de nemszimmetrikus mátrixok esetén is alkalmazhatók.

A konjugált gradiens módszer az

$$Ax = b \tag{7.1}$$

egyenletrendszer megoldására, ahol A n -ed rendű valós szimmetrikus pozitív definit mátrix, már 1952 óta ismert [8]. A módszer a legegyszerűbb formájában az x

vektor egy pozitív definit függvényét minimalizálja, a \mathbf{p}_j vektorok mentén. A \mathbf{p}_j vektorok sorozatát úgy választjuk, hogy a minimalizálás sorozata a függvény globális minimumához tartson. A függvényt úgy választjuk, hogy a minimalizálás eredménye egybeessen a (7.1) egyenletrendszer megoldásával. A módszer a legegyszerűbb formájában jól definiált, mert minden osztó az $\mathbf{p}_j^T \mathbf{M} \mathbf{p}_j$ alakú, ahol $\mathbf{p}_j \neq \mathbf{0}$ és \mathbf{M} egy pozitív definit mátrix, általában maga az \mathbf{A} mátrix. Habár előfordulhatnak numerikus instabilitások, a módszer széles körben alkalmazott, amikor az együttható mátrix nagy és ritka.

A konjugált gradiens módszer publikálása óta több kísérlet volt a módszer általánosítására. Ha az \mathbf{A} mátrix szimmetrikus, de nem pozitív definit, a módszer nem alkalmazható, mert a $\mathbf{p}_j^T \mathbf{M} \mathbf{p}_j$ osztók nagyon közel kerülhetnek nullához. Persze mindig alkalmazhatjuk a módszert, ha a (7.1) egyenletrendszert $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ alakúra alakítjuk. Ez azonban megduplázza a számítási igényt minden egyes iterációnál, és a mátrix kondíciós számát a négyzetére emeli, miközben nem javítja a numerikus stabilitást.

Legyen \mathbf{G} n -ed rendű valós szimmetrikus mátrix. Legyen a \mathbf{G} mátrix nem feltétlen pozitív definit, sőt legyen nem feltétlen nonsinguláris. Legyen $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ konstans vektor. A $\phi(\mathbf{x})$ kvadratikus függvény legyen

$$\phi(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{G} \mathbf{x} - \mathbf{b}^T \mathbf{x}. \quad (7.2)$$

Ha \mathbf{g}_i -vel jelöljük az \mathbf{x}_i pontban kiszámított gradienst, akkor

$$\mathbf{g}_i = \mathbf{G} \mathbf{x}_i - \mathbf{b}. \quad (7.3)$$

Legyen \mathbf{S}_i egy $n \times m(i)$ -s, $m(i)$ rangú mátrix, úgy, hogy

$$\mathbf{S}_i = [\mathbf{P}_1, \mathbf{P}_2, \dots, \mathbf{P}_i], \quad (7.4)$$

ahol \mathbf{P}_j , $1 \leq j \leq i$, $n \times r_j$ -s r_j rangú mátrixok, ahol $\sum_{j=1}^i r_j = m(i)$, $m(i) \leq n$. Legyen \mathbf{x}_{i+1} a ϕ függvény szintezője, amikor \mathbf{x} kielégíti a

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_1 + \mathbf{S}_i \mathbf{z} \quad (7.5)$$

feltételt, ahol \mathbf{x}_1 egy tetszőleges értéke \mathbf{x} -nek és a \mathbf{z} vektor $\mathbb{R}^{m(i)}$ -beli változókból. Ekkor \mathbf{x}_{i+1} -et úgy kapjuk, hogy ϕ első parciális deriváltjait nullára állítjuk a \mathbf{z} vektor függvényében, megoldjuk az így kapott lineáris egyenletrendszert \mathbf{z} -re, és behelyettesítjük a kapott értékeket a (7.5) egyenletbe. Azt kapjuk, hogy

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_1 - \mathbf{S}_i \mathbf{D}_i^{-1} \mathbf{S}_i^T \mathbf{g}_i, \quad (7.6)$$

ahol

$$\mathbf{D}_i = \mathbf{S}_i^T \mathbf{G} \mathbf{S}_i.$$

Feltételezzük, hogy a \mathbf{D}_i mátrix nonszinguláris. A feltételezésből következik, hogy $\mathbf{G} \mathbf{S}_i$ -nek az oszlopszáma a rangja, még akkor is, ha \mathbf{G} mátrix szinguláris. A \mathbf{D}_i mátrix mindig nonszinguláris, ha a \mathbf{G} mátrix pozitív definit, abból a feltételezésből, hogy az \mathbf{S}_i mátrix rangja $m(i)$. A problémát a \mathbf{D}_i mátrix szingularitása okozhatja, ha \mathbf{G} nem pozitív definit. A (7.6) egyenlőségéből a ϕ függvény \mathbf{x}_{i+1} -hez tartozó, \mathbf{g}_{i+1} gradiensét, direkt behelyettesítéssel a (7.3) egyenlőségbe kapjuk, hogy

$$\mathbf{g}_{i+1} = \mathbf{Q}_i \mathbf{g}_1,$$

ahol

$$\mathbf{Q}_i = \mathbf{I} - \mathbf{G} \mathbf{S}_i \mathbf{D}_i^{-1} \mathbf{S}_i^T. \quad (7.7)$$

A (7.4) egyenlőségéből következik, hogy a \mathbf{P}_j mátrix oszlopai egy részhalmaza az \mathbf{S}_i mátrix oszlopainak, mivel $j \leq i$.

$$\mathbf{P}_j^T \mathbf{Q}_i = \mathbf{0},$$

$$\mathbf{Q}_i \mathbf{G} \mathbf{P}_j = \mathbf{0},$$

ahol $j \leq i$. A (7.4) és (7.7) egyenlőségekből,

$$\mathbf{Q}_j \mathbf{Q}_i = \mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_j = \mathbf{Q}_i,$$

ahol $j \leq i$. Ebből következik, hogy a \mathbf{Q}_i mátrix idempotens. A konjugált gradiens módszer folyamatosan növekvő dimenziójú hipersíkokon iterál a ϕ függvény szintezésével, ahol az előző hipersíkok rész-hipersíkjai az utolsónak. A módszerhez, hogy számításilag életképes legyen, szükségeszerű, hogy a szintezés szekvenciálisan történjen, ezért kell a hipersíkokat alkotó vektoroknak konjugálnak lenniük. Azt, hogy a vektorok konjugáltsága elégséges feltétel, a következő tétel mutatja meg.

7.1. Tétel. *Legyen*

$$\mathbf{S}_i = [\mathbf{S}_{i-1}, \mathbf{P}_i],$$

ahol

$$\mathbf{P}_i^T \mathbf{G} \mathbf{S}_{i-1} = \mathbf{0},$$

és feltételezzük, hogy $\mathbf{S}_{i-1}^T \mathbf{G} \mathbf{S}_{i-1}$ és $\mathbf{P}_i^T \mathbf{G} \mathbf{P}_i$ nonszinguláris. *Let \mathbf{x}_i level ϕ over $\mathbf{x}(w) = \mathbf{x}_1 + \mathbf{S}_{i-1} \mathbf{w}$ és \mathbf{x}_{i+1} level ϕ over $\mathbf{x}(\mathbf{y}) = \mathbf{x}_i + \mathbf{P}_i \mathbf{y}$. Ekkor \mathbf{x}_{i+1} levels ϕ over $\mathbf{x}(\mathbf{z}) = \mathbf{x}_1 + \mathbf{S}_i \mathbf{z}$.*

A tétel bizonyítását itt nem közöljük, megtalálható [4, 4. oldal].

7.1. Hestenes és Stiefel, Luenberger és Fletcher módszerének általánosítása

7.2. Hegedüs és a bikonjugált gradiens módszer általánosítása

8. MATLAB tesztfeladatokon való összehasonlítás

9. Konklúzió

10. Függelék

Hivatkozások

- [1] S.F. Ashby, T.A. Manteuffel, and P.E. Saylor. A taxonomy for conjugate gradient methods. *SIAM J. Numer. Anal.*, 27:1542–1568, 1990.
- [2] Charles George Broyden. On convergence criteria for the method of successive over-relaxation. *Mathematics of Computation*, 18(85):136–141, 1964.
- [3] Charles George Broyden. *Basic Matrices*. The Macmillan Press Ltd, 1975.
- [4] Charles George Broyden. Block conjugate gradient methods. *Optimization Methods and Software*, 2:1–17, 1993.
- [5] Charles George Broyden. A new taxonomy of conjugate gradient methods. *Computers Math. Applic.*, 31(4/5):7–17, 1996.
- [6] Charles George Broyden and Maria Teresa Vespucchi. *Krylov Solvers for Linear Algebraic Systems*, volume 11 of *Studies in Computational Mathematics*. Elsevier B. V., 2004.
- [7] V. Faber and T. Manteuffel. Necessary and sufficient conditions for the existence of a conjugate gradient method. *SIAM J. Numer. Anal.*, 21:352–262, 1984.
- [8] Magnus R. Hestenes and Eduard Stiefel. Methods of conjugate gradients for solving linear systems. *Journal of Research of the National Bureau of Standards*, 49:409–436, 1952.
- [9] L. Nazareth. A conjugate gradient algorithm without line searches. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 23(3):373–387, 1977.
- [10] Alexander Ostrowski. On the linear iteration procedures for symmetric matrices. *Rend. Mat. e Appl. v. 13*, page 140, 1954.

- [11] Anthony Ralston. *Bevezetés a numerikus analízisbe*. Műszaki Könyvkiadó, Budapest, 1968.