

Definition 1.30. A matrix is said to be an M-matrix if it satisfies the following four properties:

1. $a_{i,i} > 0$ for $i = 1, \dots, n$.
2. $a_{i,j} \leq 0$ for $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$.
3. A is nonsingular.
4. $A^{-1} \geq 0$. $\rightarrow$ nonnegative

In reality, the four conditions in the above definition are somewhat redundant and equivalent conditions that are more rigorous will be given later. Let A be any matrix that satisfies properties (1) and (2) in the above definition and let D be the diagonal of A . Since $D > 0$,

$$A = D - (D - A) = D(I - (I - D^{-1}A)).$$

Now define

$$B \equiv I - D^{-1}A.$$

Using the previous theorem, $I - B = D^{-1}A$ is nonsingular and $(I - B)^{-1} = A^{-1}D \geq 0$ iff $\rho(B) < 1$. It is now easy to see that conditions (3) and (4) of Definition 1.30 can be replaced with the condition $\rho(B) < 1$.

$$3 \& 4 \Leftrightarrow \rho(B) < 1$$

Theorem 1.31. Let a matrix A be given such that

1. $a_{i,i} > 0$ for $i = 1, \dots, n$;
2. $a_{i,j} \leq 0$ for $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$.

Then A is an M-matrix iff

$$3. \rho(B) < 1, \text{ where } B = I - D^{-1}A.$$

Proof. From the above argument, an immediate application of Theorem 1.29 shows that properties (3) and (4) of Definition 1.30 are equivalent to $\rho(B) < 1$, where $B = I - C$ and $C = D^{-1}A$. In addition, C is nonsingular iff A is and C^{-1} is nonnegative iff A is. $\square$

The next theorem shows that condition (1) of Definition 1.30 is implied by its other three conditions.

Theorem 1.32. Let a matrix A be given such that

1. $a_{i,j} \leq 0$ for $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$;
2. A is nonsingular;
3. $A^{-1} \geq 0$.

Then

4. $a_{i,i} > 0$ for $i = 1, \dots, n$; i.e., A is an M-matrix;
5. $\rho(B) < 1$, where $B = I - D^{-1}A$.

Proof. Define $C \equiv A^{-1}$. Writing that $(AC)_{ii} = 1$ yields

$$\sum_{k=1}^n a_{ik} c_{ki} = 1,$$

which gives

$$a_{ii} c_{ii} = 1 - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n a_{ik} c_{ki}.$$

Since $a_{ik} c_{ki} \leq 0$ for all k , the right-hand side is not less than 1 and, since $c_{ii} \geq 0$, then $a_{ii} > 0$. The second part of the result now follows immediately from an application of Theorem 1.31.

Finally, this useful result follows.

Theorem 1.33. Let A, B be two matrices that satisfy

1. $A \leq B$,

2. $b_{ij} \leq 0$ for all $i \neq j$.

Then, if A is an M -matrix, so is the matrix B .

Proof. Assume that A is an M -matrix and let D_X denote the diagonal of a matrix X . The matrix D_B is positive because

$$D_B \geq D_A > 0.$$

Consider now the matrix $I - D_B^{-1} B$. Since $A \leq B$, then

$$D_A - A \geq D_B - B \geq 0,$$

which, upon multiplying through by D_A^{-1} , yields

$$I - D_A^{-1} A \geq D_A^{-1} (D_B - B) \geq D_B^{-1} (D_B - B) = I - D_B^{-1} B \geq 0.$$

Since the matrices $I - D_B^{-1} B$ and $I - D_A^{-1} A$ are nonnegative, Theorems 1.28 and 1.31 imply that

$$\rho(I - D_B^{-1} B) \leq \rho(I - D_A^{-1} A) < 1.$$

This establishes the result by using Theorem 1.31 once again.

1.11 Positive Definite Matrices

A real matrix is said to be *positive definite* or *positive real* if

$$(Au, u) > 0 \quad \forall u \in \mathbb{R}^n, u \neq 0.$$

It must be emphasized that this definition is only useful when formulated entirely for real variables. Indeed, if u were not restricted to be real, then assuming that (Au, u) is real for all u complex would imply that A is Hermitian; see Exercise 15. If, in addition to

$$\langle Ax, x \rangle = x^T A x > 0 : x \neq 0$$

$$\langle Ax, x \rangle > 0 : x \neq 0$$

S.P.D

definition stated by (1.48), A is symmetric (real), then A is said to be symmetric positive definite (SPD). Similarly, if A is Hermitian, then A is said to be Hermitian positive definite (HPD). Some properties of HPD matrices were seen in Section 1.9, in particular with regard to their eigenvalues. Now the more general case where A is non-Hermitian and positive definite is considered.

We begin with the observation that any square matrix (real or complex) can be decomposed as

$$A = H + iS, \quad A = H + S \quad (1.48)$$

in which

$$H = \frac{1}{2}(A + A^H), \quad S = \frac{1}{2i}(A - A^H) \quad (1.49)$$

$$S = \frac{1}{2i}(A - A^H), \quad H^H = H, \quad S^H = -S \quad (1.50)$$

Note that both H and S are Hermitian while the matrix iS in the decomposition (1.48) is skew Hermitian. The matrix H in the decomposition is called the Hermitian part of A , while the matrix iS is the skew-Hermitian part of A . The above decomposition is the analogue of the decomposition of a complex number z into $z = x + iy$:

$$x = \operatorname{Re}(z) = \frac{1}{2}(z + \bar{z}), \quad y = \operatorname{Im}(z) = \frac{1}{2i}(z - \bar{z}).$$

When A is real and u is a real vector, then (Au, u) is real and, as a result, the decomposition (1.48) immediately gives the equality

$$(Au, u) = (Hu, u). \quad (1.51)$$

This results in the following theorem.

Theorem 1.34. Let A be a real positive definite matrix. Then A is nonsingular. In addition, there exists a scalar $\alpha > 0$ such that

$$(Au, u) \geq \alpha \|u\|_2^2 \quad (1.52)$$

for any real vector u .

Proof. The first statement is an immediate consequence of the definition of positive definiteness. Indeed, if A were singular, then there would be a nonzero vector such that $Au = 0$ and, as a result, $(Au, u) = 0$ for this vector, which would contradict (1.47). We now prove the second part of the theorem. From (1.51) and the fact that A is positive definite, we conclude that H is HPD. Hence, from (1.39), based on the min-max theorem, we get

$$\min_{u \neq 0} \frac{(Au, u)}{(u, u)} = \min_{u \neq 0} \frac{(Hu, u)}{(u, u)} \geq \lambda_{\min}(H) > 0.$$

Taking $\alpha \equiv \lambda_{\min}(H)$ yields the desired inequality (1.52). $\square$

A simple yet important result that locates the eigenvalues of A in terms of the spectra of H and S can now be proved.

1.11. Positive Definite Matrices

Theorem 1.35. Let A be any square (possibly complex) matrix and let $H = \frac{1}{2}(A + A^H)$ and $S = \frac{1}{2i}(A - A^H)$. Then any eigenvalue λ_j of A is such that

$$\lambda_{\min}(H) \leq \Re(\lambda_j) \leq \lambda_{\max}(H),$$

$$\lambda_{\min}(S) \leq \Im(\lambda_j) \leq \lambda_{\max}(S).$$

Proof. When the decomposition (1.48) is applied to the Rayleigh quotient of the eigenvector u_j associated with λ_j , we obtain

$$\lambda_j = (Au_j, u_j) = (Hu_j, u_j) + i(Su_j, u_j),$$

assuming that $\|u_j\|_2 = 1$. This leads to

$$\Re(\lambda_j) = (Hu_j, u_j),$$

$$\Im(\lambda_j) = (Su_j, u_j).$$

The result follows using properties established in Section 1.9.

Thus, the eigenvalues of a matrix are contained in a rectangle defined by the eigenvalues of its Hermitian and non-Hermitian parts. In the particular case where A is real, then iS is skew Hermitian and its eigenvalues form a set that is symmetric with respect to the real axis in the complex plane. Indeed, in this case, iS is real and its eigenvalues come in conjugate pairs.

Note that all the arguments herein are based on the field of values and, therefore, they provide ways to localize the eigenvalues of A from knowledge of the field of values. However, this approximation can be inaccurate in some cases.

Example 1.3. Consider the matrix

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 10^4 & 1 \end{pmatrix}.$$

The eigenvalues of A are -99 and 101 . Those of H are $1 \pm (10^4 + 1)/2$ and those of S are $\pm i(10^4 - 1)/2$.

When a matrix B is SPD, the mapping

$$x, y \rightarrow (x, y)_B \equiv (Bx, y)$$

from $C^n \times C^n$ to C is a proper inner product on C^n in the sense defined in Section 1.9. The associated norm is often referred to as the *energy norm* or *A-norm*. Sometimes, it is possible to find an appropriate HPD matrix B that makes a given matrix A Hermitian, such that

$$(Ax, y)_B = (x, Ay)_B \quad \forall x, y,$$

although A is a non-Hermitian matrix with respect to the Euclidean inner product. The simplest examples are $A = B^{-1}C$ and $A = CB$, where C is Hermitian and B is HPD.

"الحمازة الثالثة خسر"

"الصفحة 28"

هام تعريف 1.30 :

يقال ان مصفوفة A مصفوفة M اذا حققت الشروط التالية:

- 1) عناصر القطر الرئيس موجبة تماماً $a_{ii} > 0$ for $i = 1, \dots, n$
- 2) عناصر القطر الرئيس غير موجبة $a_{ii} \leq 0$ for $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$
- 3) A غير ساذجة
- 4) $A^{-1} \geq 0$

في الحقيقة الشروط الاربعة في التعريف السابقة هي مكررة لخاصية $A^{-1} \geq 0$ والشروط الثلاثة الاخرى دقة سنأتي عليها لاحقاً.

لكن A مصفوفة ما عدا $A^{-1} \geq 0$ و 2) من التعريف السابقة ولذا D مصفوفة قطرية التمام ولها الرئيس $d_{ii} = a_{ii}$ عناصر القطر الرئيس D A .

$$D > 0$$

$$A = D(D^{-1}A) = D(I - (I - D^{-1}A))$$

الآن نعرف

$$B = I - D^{-1}A$$

باستخدام الفكرة السابقة فان $I - B = D^{-1}A$ $I - B$ مصفوفة غير

ساذجة. $\rho(B) < 1$ $(I - B)^{-1} = A^{-1}D > 0$ اذاً $\rho(B) < 1$.

اصبح الآن عن السبل وطرق اننا يمكن استبدال الشرطين السابقين بالام

من التعريف بالشرط $\rho(B) < 1$.

هام مقولة 1.31 :

لكن A مصفوفة معكئة :

$$1) a_{ii} > 0 \text{ for } i = 1, \dots, n$$

$$2) a_{ij} \leq 0 \text{ for } i \neq j, i, j = 1, \dots, n$$

then A is an M -matrix iff

$$3) \rho(B) < 1 \text{ where } B = I - D^{-1}A$$

البرهان دون

تكن A مصفوفة مربعة بالعدد :

1) $a_{ij} \leq 0$ for $i \neq j, i, j = 1, \dots, n$

2) A من زيادة

3) $A^{-1} \geq 0$

عند

4) $a_{ii} > 0$ for $i = 1, \dots, n$, (i.e.) A is an M-matrix

5) $\rho(B) < 1$ where $B = I - B^1 A$

البرهان في مطلب

المصفوفة 2.9 :

نظرية 1.33 :

تكن A و B مصفوفتان مربعة

1) $A \leq B$

2) $a_{ij} \leq 0$ for all $i \neq j$

فإنها إذا كانت المصفوفة A مصفوفة M و B مصفوفة M تكون B مصفوفة M

البرهان في مطلب

هام 1.1 المصفوفات المعرفة الموجبة :

يقال عن المصفوفة المربعة A معرفة موجبة إذا كانت A مصفوفة موجبة

$(Au, u) > 0 \quad \forall u \in \mathbb{R}^n, u \neq 0$

يجب أن نذكر أن هذا التعريف يكافئ تعريف المصفوفة الموجبة إذا كانت مصفوفة موجبة

بالنسبة للمتجهات الحقيقية

في الحقيقة لو أجربنا أن نأخذ u غير حقيقي عند ما نأخذ (Au, u)

فإننا نلاحظ أن (Au, u) حقيقي إذا كانت A مصفوفة موجبة

نقول عن المصفوفة A معرفة موجبة إذا كانت A مصفوفة موجبة

$(Ax, x) = x^T A x : x \neq 0$

$\langle Ax, x \rangle > 0 : x \neq 0$

S.P.D

"الصيغة 30"

بالإضافة للذين إذا كانت المصفوفة A متناظرة (حقيقية) عند يقال عن المصفوفة A أن هي مصفوفة مرمية متناظرة.
وذلك ما به: إذا كانت المصفوفة A مرمية عند يقال عن المصفوفة A أن هي مصفوفة مرمية.

بهذا فإن خواص المصفوفات HPD هي خواص المصفوفات المرمية. وإذا كانت الحالة الأعم عند ما تكون المصفوفة A غير مرمية، فهذا هو المرفق مرمية.

سأثبت الآن أن أي مصفوفة مرمية (حقيقية أو مركبة) يمكن تحليلها إلى الشكل السابق.

$$A = H + iS$$

$\swarrow$ مصفوفة مرمية $\searrow$ مصفوفة مرمية

in which

$$H = \frac{1}{2} (A + A^H)$$

$$S = \frac{1}{2i} (A - A^H)$$

لاحظ أنه كل من H و S هي مصفوفات مرمية. بينما المصفوفة A هي المصفوفة المرمية متناظرة. المصفوفة H هي المصفوفة المرمية المتناظرة الحقيقية. بينما المصفوفة A هي المصفوفة المرمية المتناظرة المركبة.

إن التحليل السابق مشابه لتحليل هيرميتي إلى حقيقي (مركبة) وتحليل:

$$Z = X + iY$$

$$x = \operatorname{Re} z = \frac{1}{2} (z + \bar{z})$$

$$y = \operatorname{Im} z = \frac{1}{2i} (z - \bar{z})$$

عند ما تكون المصفوفة A مرمية، ويكون المصفوفة u مرمية عند يقال أن (Au, u) هي كمية حقيقية. مما حرة للتحليل.

التحليل يعبر ما حرة المساواة

$$(Au, u) = (H u, u)$$

هذه النتيجة التي التفرقة التالية:

نقطة 1.34 :

لكن A مصفوفة هيسية مرتبة عددياً عن طريق غير متساوية بالاصناف لذلك
ليجب عدد κ مصفوفة

$$(Au, u) \geq \kappa \|u\|^2$$

من أجل أي u عدد مصفوفة

البرهان عند كون

"المصفوفة 31"

مصفوفة (نقطة 1.35 :

لكن A أي مصفوفة مرتبة (من المثل أن تكون مرتبة) ولكن $(A+A^H)/2 = H$ و

$$S = \frac{1}{2i}(A - A^H)$$

عندما نأخذ أي جزء زائفة H للمصفوفة A كصف

$$\lambda_{\min}(H) \leq \operatorname{Re}(\lambda_j) \leq \lambda_{\max}(H)$$

$$\lambda_{\min}(S) \leq \operatorname{Im}(\lambda_j) \leq \lambda_{\max}(S)$$

البرهان عند كون

هناك ما بين المصفوفة الزائفة للمصفوفة تكون عقد في مسائل طرف من خلال المصفوفة

الزائفة لا جزاء المصفوفة من المصفوفة

في الحالة الخاصة عندما تكون A مصفوفة هيسية ما بين المصفوفة الزائفة

لمصفوفة حقيقية مصفوفة الزائفة شكل مجموعة متناظرة بالمتجه الكمي

المصفوفة في المصفوفة المصفوفة

في المصفوفة وهذه الحالة ما بين المصفوفة في المصفوفة وحقاً أن المصفوفة

كل مسائل متناظرة متناظرة

المثل عند كون

الزائفة المصفوفة المصفوفة