

STATISTIQUE ET ANALYSE DES DONNÉES

CHRISTINE JACOB

Algorithme inverse de Moore-Penrose

Statistique et analyse des données, tome 4, n° 1 (1979), p. 65-72

[<http://www.numdam.org/item?id=SAD_1979__4_1_65_0>](http://www.numdam.org/item?id=SAD_1979__4_1_65_0)

© Association pour la statistique et ses utilisations, 1979, tous droits réservés.

L'accès aux archives de la revue « Statistique et analyse des données » implique l'accord avec les conditions générales d'utilisation (<http://www.numdam.org/conditions>). Toute utilisation commerciale ou impression systématique est constitutive d'une infraction pénale. Toute copie ou impression de ce fichier doit contenir la présente mention de copyright.

NUMDAM

Article numérisé dans le cadre du programme
Numérisation de documents anciens mathématiques
<http://www.numdam.org/>

ALGORITHME INVERSE DE MOORE-PENROSE

Christine JACOB

INRA - CNRZ, Laboratoire de Biométrie, 78350 Jouy-en-Josas

MOTS-CLES.

Inverse de Moore-Penrose ; inverse généralisée ; estimation du modèle de Gauss-Markov ;
regression linéaire ; moindres carrés pondérés.

LANGAGE.

ISO FORTRAN

DESCRIPTION ET BUT.

Etant données, les matrices réelles $A(M \times N)$ et $b(M \times 1)$, le système linéaire

$$(1) \quad Ax = b$$

n'est pas toujours consistant. Lorsqu'il ne l'est pas, le vecteur résiduel $r = Ax - b$ est différent de 0, quel que soit le vecteur x ($N \times 1$). Dans ce cas, on cherchera une solution approchée de (1) qui minimisera le vecteur résiduel r dans un certain sens (i.e. selon une norme donnée). Une solution approchée souvent utilisée, en particulier pour l'estimation des paramètres en analyse de dispersion (modèle de Gauss-Markov) ou en analyse de régression est la solution des moindres carrés de (1), définie comme un vecteur $x(N \times 1)$ qui minimise la norme eudidienne du vecteur résiduel

$$(Ax - b)' (Ax - b) \quad \text{-- (l'exposant ' note la transposition)}$$

x est alors solution de l'équation "normale"

$$A'Ax = A'b$$

Si $A'A$ est singulière, il y a une infinité de solution x . Mais si x est contraint à être de norme minimale (ce qui correspond à une solution de variance minimum en analyse de dispersion), alors x est unique et vaut :

$$x = A^+b$$

où A^+ est l'inverse de Moore-Penrose de A (étudiée par E.H. Moore (3), (4), puis par R. Penrose (5)). C'est l'unique matrice réelle $G(N \times M)$ satisfaisant les cinq groupes d'équations équivalents suivants :

- 1) $A'AG = A'$; $G' = DA$
- 2) $GAA' = A'$; $G' = AD$
- 3) $GAA' = A'$; $AGG' = G'$
- 4) $A'AG = A'$; $G'GA = G$
- 5) $AGA = A$; $GAG = G$
- $(AG)' = AG$; $(GA)' = GA$

Ces équations impliquent en particulier que si A^+ est l'inverse de Moore-Penrose de A , alors A^+ est l'inverse de Moore-Penrose de A' .

Remarque : Si une solution des moindres carrés pondérés de (1) est demandée, alors on minimisera l'équation

$$(2) \quad (Ax - b)' W(Ax - b)$$

où $W(M \times M)$ est une matrice définie positive donnée. L'équation (2) pouvant s'écrire de manière équivalente sous la forme suivante,

$$[V(Ax - b)]' [V(Ax - b)]$$

où V est une matrice, régulière d'ordre M telle que $W = V'V$. On est ramené au problème précédent, à savoir, trouver une solution des moindres carrés de l'équation

$$(V A) x = (V b)$$

Méthode.

Il existe un certain nombre de méthodes de calcul de A^+ qui sont :

- des méthodes indirectes à partir d'inverses généralisées moins spécifiques que celle de MOORE-PENROSE. Elles sont peu intéressantes du point de vue de la programmation car elles nécessitent un programme de calcul de telles inverses généralisées,

- ou bien des méthodes directes nécessitant une décomposition de A . La décomposition en valeur singulière, la triangularisation de Householder, la triangularisation modifiée de Gram-Schmidt, la formule de Noble et la factorisation de plein rang de Mac Duffee, par exemple, sont de telles méthodes mais elles nécessitent beaucoup de calculs ((1), (2)),

- ou encore des méthodes itératives comme celle de Greville qui est finie et calcule à l'itération k , l'inverse de Moore-Penrose de la matrice constituée des k colonnes de A . La méthode donnée ici est une méthode itérative convergente ; elle est décrite par

A. Ben Israël et N.E. Greville (1). Elle nécessite peu de calculs et est très précise :

A^+ ayant la forme DA' , on choisit une suite $(X_k(N \times M))_{k \in \mathbb{N}}$, telle que

$$X_{k+1} = D_{k+1} X_k \quad \text{avec} \quad X_0 = D_0 A'$$

A. Ben Israël et N. E. Greville (1) ont montré que la suite

$$(A) \quad X_{k+1} = (I + T_k + T_k^2 + \dots + T_k^{p-1}) X_k$$

encore égale à la suite,

$$X_{k+1} = (I + R_k + R_k^2 + \dots + R_k^{p-1}) X_k$$

où $T_k = I - X_k A$ et $R_k = A^+ A - X_k A$

avec pour approximation initiale la matrice $X_0 = A' B A'$

où $B(N \times M)$ est tel que $\rho(R_0)$, le rayon spectral de R_0 est plus petit que 1, converge vers A^+ lorsque $k \rightarrow \infty$.

De plus, c'est une méthode itérative d'ordre p car la suite des résidus R_k satisfait,

$$\|R_{k+1}\| \leq \|R_k\|^p$$

pour toute norme de matrice, multiplicative. En choisissant,

$$X_0 = \beta A'$$

où β est un scalaire réel satisfaisant

$$0 < \beta < 2 / \lambda_1(A'A)$$

($\lambda_1(A'A) \geq \dots \geq \lambda_r(A'A) > 0$ sont les valeurs propres non nulles de la matrice $A'A$), $\rho(R_0) < 1$ et la suite précédente converge. La norme spectrale de R_k est minimum lorsque,

$$\begin{aligned} \beta &= \beta_0 \\ &= 2 / [\lambda_1(A'A) + \lambda_r(A'A)] \end{aligned}$$

Si $p = 2^q$ où q est un entier positif, la suite précédente peut s'écrire,

$$X_{k+1} = (I + T_k)(I + T_k^2) \dots (I + T_k^{2^{q-1}}) X_k.$$

Le sous programme PENROS donné ci-après calcule cette suite avec $X_0 = \beta_0 A'$. A l'étape k , on calcule X_k et le produit $A X_k A$. Si ERR, la valeur absolue de l'erreur relative de chaque terme de cette matrice (par rapport à A),

$$ERR_{ij} = \left| \frac{(A X_k A - A)_{ij}}{A_{ij}} \right| \quad (i = 1 \dots M, j = 1 \dots N),$$

est plus petit que le paramètre d'entrée PRECIS, l'algorithme s'arrête là. S'il existe au moins un terme pour lequel $ERR_{ij} \geq PRECIS$, le terme suivant de la suite X_{k+1} est calculé. L'algorithme s'arrête avant que ERR_{ij} n'augmente d'une itération à la suivante, à cause des erreurs d'arrondi.

STRUCTURE.

Subroutine PENROS(A,XK,M,N,MN,N2,TK,XX,DK,EK,AT,ERROR,IFAU,ETA,PRECIS).

Paramètres formels (cf. cartes commentaires du sous programme), toutes les matrices sont stockées unidimensionnellement.

- A est la matrice $M \times N$ (en entrée) dont on veut calculer l'inverse généralisée A^+ .
- XK est la matrice $A^+ (N \times M)$ (en sortie)
- TK, XX, DK, EK, AT sont des matrices de travail
- ERROR est l'erreur relative de précision du résultat i.e., ERROR est de l'ordre de grandeur des erreurs ERR_{ij} relatives à XK. (cf. § précédent).
- IFAU est un indicateur d'erreur.
- ETA et PRECIS sont des constantes dépendant de la matrice. ETA est le plus petit nombre strictement positif représentable en machine et PRECIS est le plus petit nombre positif représentable en machine tel que $1+PRECIS \neq 1$.

Sous programmes auxiliaires.: TRANSP, PRDCT, TDIAG2, LRVT2 (Pour leur structure, cf. le listing des sous programmes en fin d'article).

Le sous programme TRANSP calcule la transposée d'une matrice.

Le sous programme PRDCT calcule le produit de deux matrices. Les sous programmes TDIAG2 et LRVT2 sont respectivement les sous programmes TDIAG AS 60.1 et LRVT AS 60.2 publiés dans Applied Statistics (5), dans lesquels les tableaux bidimensionnels (A et Z dans TDIAG, et Z dans LRVT) sont stockés unidimensionnellement, colonne par colonne. TDIAG2 réduit une matrice symétrique réelle selon la forme tridiagonale (réduction de Householder), et LRVT2 calcule les valeurs et vecteurs propres d'une matrice symétrique tridiagonale.

OPTIMISATION, PRECISION, TEMPS DE CALCUL.

Etant donné l'encombrement mémoire des vecteurs de travail du sous programme PENROS (TK(N x N), XX(N x N), DK(N x N), EK(N x N), AT(M x N)) il est recommandé de n'utiliser le sous-programme que dans le cas $N \leq M$. Dans le cas inverse, on calculera l'inverse de Moore-Penrose de A'. Celle de A se déduit alors directement par la relation

$$(A')^+ = (A^+)' \quad (\text{cf. § DESCRIPTION ET BUT})$$

Supposons donc $N \leq M$; on définit (quel que soit l'entier $k > 0$) l'ordre optimum p comme l'ordre de la méthode itérative (A) qui minimise l'effort de calcul nécessaire pour obtenir au moins l'approximation X_k obtenue en k itérations, par la méthode du premier ordre et avec la même approximation initiale X_0 . En supposant que l'effort de calcul requis pour ajouter ou soustraire une matrice identité, est négligeable par rapport à celui demandé par la multiplication, et si on définit l'unité d'effort de calcul comme l'effort nécessaire pour multiplier deux matrices $N \times N$, alors l'itération $k_{(p)}$ de la méthode d'ordre p nécessite $(p+a)$ ou $(2q+a)$ unités d'efforts ($a = -2+2(M/N)$) selon que $p \neq 2^q$ ou $p = 2^q$ et $k_{(p)}$ itérations nécessiteront respectivement $k_{(p)} (p+a)$ et $k_{(p)} (2q+a)$ unités, soit, pour obtenir une au moins aussi bonne précision qu'avec la méthode d'ordre 1 à l'itération $k_{(1)}$

$< \frac{\text{Log}(k_{(1)}+1)}{\text{Log } p} > (p+a)$ et $< \frac{\text{Log}(k_{(1)}+1)}{q \text{ Log } 2} > (2q+a)$ unités ($<x>$ note le plus petit entier $\geq x$)).

L'ordre optimum approché p sera donc un entier $p \geq 2$ qui minimisera la fonction

$$p \rightarrow f(p) = \begin{cases} \frac{p+a}{\text{Log } p} & \text{pour } p \neq 2^q \\ \frac{2q+a}{q \text{ Log } 2} & \text{pour } p = 2^q ; q = 1, 2, \dots \end{cases}$$

p dépendra donc de M/N .

Soit $p_0 = [x_0]$ (entier le plus proche de x_0), où x_0 est le nombre réel qui minimise la fonction réelle $x \rightarrow g(x) = \frac{x+a}{\text{Log } x}$ ($a \geq 0$). La fonction $q \rightarrow \frac{2q+a}{q \text{ Log } 2}$ étant décroissante, on choisira p de la forme 2^q avec $q = q_0$ où q_0 vérifie,

$$(B) \quad \frac{2q_0 + a}{q_0 \text{ Log } 2} \leq \frac{p_0 + a}{\text{Log } p_0} \quad (a \geq 0)$$

on note $h(q) = \frac{2q + a}{q \text{ Log } 2}$

On trouve par exemple,

$$p_0 = 3 \quad \text{pour} \quad a = 0.33 \implies g(p_0) = 3.03 \text{ et } h(4) = 3.$$

$$p_0 = 4 \quad \text{pour} \quad a = 1.6 \implies g(p_0) = 4.04 \text{ et } h(4) = 3.46$$

$$p_0 = 5 \quad \text{pour} \quad a = 3.076 \implies g(p_0) = 5.019 \text{ et } h(4) = 3.65 \quad h(3) = 4.36$$

$$p_0 = 9 \quad \text{pour} \quad a = 11. \implies g(p_0) = 9.1 ; h(4) = 6.84 ; h(3) = 8.16 ; h(2) = 10.8$$

$$p_0 = 15 \quad \text{pour} \quad a = 20 \implies g(p_0) = 13 ; h(4) = 10.08 \text{ etc...}$$

Les valeurs $q_0 \geq 4$ vérifient l'inégalité (B) pour des valeurs de a appartenant au moins à l'intervalle $[0, 100]$ (i.e. pour un rapport M/N appartenant au moins à l'intervalle $[1, 50]$). On choisit $q_0 = 4$ car plus q est grand et plus les erreurs d'arrondi risquent de diminuer (dès la première itération) la précision théorique espérée. Pour a beaucoup plus grand que 100, l'utilisateur aura intérêt à choisir $q_0 > 4$.

Temps d'exécution sur IRIS 80. (dont le cycle de base est d'environ 700 ns).

Pour une matrice A de dimension 20×10 , et dont les éléments ont 5 chiffres significatifs, le temps d'exécution est inférieur à 57 s et l'erreur relative de précision obtenue est de l'ordre de 1.6×10^{-4} , en simple précision. Pour une matrice A (60×10) dont les éléments ont également 5 chiffres significatifs, le temps d'exécution est inférieur à 55 s et l'erreur relative de précision (en simple précision) est de l'ordre de 2.10^{-5} .

BIBLIOGRAPHIE .

- [1] A. Ben Israël, T.N.E. Greville (1974) *Generalized inverses theory and applications*. Wiley.
- [2] A.A. Dubrulle An extension of the domain of the APL Domino function to rank deficient linear least-squares systems in A.P.L. 75 Pise, p. 105-114.
- [3] E.H. Moore On the reciprocal of the general algebraic matrix. *Bull. Amer. Math. Soc.* 26, (1920).
- [4] E.H. Moore (1935) General analysis *Memoirs Amer. Philos. Soc.* 1.
- [5] R. Penrose A generalized inverse for matrices. *Proc. Cambridge Philos. Soc.* 51 (1955).
- [6] D. N. Sparks, A.D. Todd Algorithm AS 60. Latent Roots and Vectors of a Symmetric Matrix. *Appl. Statist. Vol. 22 n° 2* (1973)

ALGORITHMS

SUBROUTINE PENROS(A,XK,M,N,MN,N2,TK,XX,DK,EK,AT,ERROR,IFALT,ETA,
IPRECIS)

BUT

CALCUL DE L INVERSE DE MOORE PENROSE D UNE MATRICE REELLE

PARAMETRES FORMELS

A VECTEUR REEL ENTREE-LA MATRICE DES DONNEES (M*N)
XK VECTEUR REEL SORTIE-L INVERSE DE MOORE PENROSE DE A. (N*M)
M ENTIER ENTREE-NOMBRE DE LIGNES DE A ET DE COLONNES DE XK
N ENTIER ENTREE-NOMBRE DE COLONNES DE A ET DE LIGNES DE XK
MN ENTIER ENTREE-LE PRODUIT M*N
N2 ENTIER ENTREE-LE PRODUIT N*N
TK VECTEUR REEL -MATRICE DE TRAVAIL (N*N)
XX VECTEUR REEL -MATRICE DE TRAVAIL (N*N)
DK VECTEUR REEL -MATRICE DE TRAVAIL (N*N)
EK VECTEUR REEL -MATRICE DE TRAVAIL (N*N)
AT VECTEUR REEL -MATRICE DE TRAVAIL (M*N)
ERROR REEL SORTIE-L ERREUR RELATIVE DE PRECISION APPROCHEE DE XK
IFALT ENTIER SORTIE-IFALT=1 DES QUE N2 DIFFERE DE M*N
IFALT=2 SI MN≠M*N
IFALT=3 SI M<N
IFALT=4 SI PLUS DE MITS=30 ITERATIONS SONT
NECESSAIRES DANS LRV2
IFALT=5 SI PLUS DE KMAX ITERATIONS SONT
NECESSAIRES POUR OBTENIR UNE MEILLEURE PRECISION
DE XK.LA VALEUR DE KMAX EST DECLAREE PAR DATA
IFALT=0 SINON
SI IFALT=1 OU 2,XK N EST PAS CALCULE
ETA REEL ENTREE-LE PLUS PETIT NOMBRE POSITIF
PRECIS REEL ENTREE-LE PLUS PETIT NOMBRE POSITIF TEL QUE
1+PRECIS SOIT DIFFERENT DE 1

REMARK

XK NE PEUT ETRE DANS LE MEME EMPLACEMENT MEMOIRE QUE A

SOUS PROGRAMMES AUXILLIAIRES=TRANS,PRDCT,TDIAG2,LRV2

POUR UNE VERSION EN DOUBLE PRECISION,ENLEVER LE C EN COLONNE 1 DES
INSTRUCTIONS SUIVANTES

DOUBLE PRECISION ERROR,TOL,ETA,ETAN,PRECIS,AXA,EPS
DOUBLE PRECISION PRECIO,PRECIL,X,PRECIZ
DOUBLE PRECISION A,AT,XK,EK,TK,DK,XX,BZ,BZZ,ERR,ERR1,ERR0
DOIVENT ETRE EGALEMENT EN DOUBLE PRECISION,LES CONSTANTES ET LES FONCTIONS
DANS L INSTRUCCY
LES SOUS PROGRAMMES AUXILLIAIRES APPELES ICI DOIVENT ETRE EGALEMENT
EN DOUBLE PRECISION

DIMENSION A(MN),AT(MN),XK(MN),EK(N2),TK(N2),DK(N2),XX(N2)

DATA NG,KMAX/4,25/

2*MNQ EST L ORDRE DE LA METHODE ITERATIVE

KMAX EST LE NB.MAXIMUM D ITERATIONS

IFALT=0

IF(M.LT.N) IFALT=3

NN=M*N

IF(NN.NE.N2) IFALT=1

IF(IFALT.EQ.1) RETURN

NN=M*M

IF(NN.NE.MN) IFALT=2

IF(IFALT.EQ.2) RETURN

2

3

4

5

6

7

8

9

10

11

```

C
C
C      CALCUL DES VALEURS PROPRES DU PRODUIT (A TRANSP.)*A
CALL TRANSP(A,AT,M,N,MN)                                12
CALL PRDCT(AT,A,DK,N,M,N,MN,MN,N2)                     13
TOL=ETA/PRECIS                                           14
CALL TDIAG2(N,TOL,DK,TK,XK,EK,N2,IFALT)                 15
CALL LRVT2(N,PRECIS,TK,XK,EK,IFALT,N2)                   16
C
C      RECHERCHE DE LA PLUS PETITE VALEUR PROPRE NON NULLE DE (A TRANSP.)*A
PRECIO=PRECIS*100                                         17
1  PRECIZ=PRECIO                                           18
   PRECIO=PRECIZ/10                                       19
   X=TK(N)+TK(N)*PRECIO                                   20
   IF(X.NE.TK(N)) GO TO 1                                21
   PRECIO=PRECIZ                                          22
   PRECI1=PRECIZ                                          23
2  PRECIZ=PRECI1                                          24

PRECII=PRECIZ-PRECIO/10                                  25
X=TK(N)+TK(N)*PRECI1                                    26
IF(X.NE.TK(N)) GO TO 2                                  27
EPS=TK(N)*PRECIZ                                         28
DO 20 L=1,N                                              29
IF(TK(L)-EPS)19,19,10                                    30
10  L0=L                                                  31
   GO TO 40                                              32
19  IF(L.EC.N) L0=N                                      33
20  CONTINUE                                             34
C
C      CALCUL DE X0=BZZ*(A TRANSP.)
40  BZ=TK(N)+TK(L0)                                       35
   BZZ=2.0/BZ                                             36
   DO 50 LL=1,MN                                         37
50  XK(LL)=BZZ*AT(LL)                                     38
C
C      ALGORITHME
DO 180 K=1,KMAX                                          39
C
C      CALCUL DE TK=I-XK*A
CALL PRDCT(XK,A,TK,N,M,N,MN,MN,N2)                     40
DO 60 L1=1,N2                                           41
TK(L1)=-TK(L1)                                           42
DK(L1)=TK(L1)                                           43
60  CONTINUE                                             44
   LL=-N                                                 45
   DO 70 L2=1,N                                          46
   LL=LL+N+1                                             47
   TK(LL)=1.0+TK(LL)                                     48
   DK(LL)=1.0+TK(LL)                                     49
70  CONTINUE                                             50
   DO 80 L1=1,N2                                         51
80  EK(L1)=TK(L1)                                         52

```



```

C      CALCUL DE DK=(I+TK) (I+IK**2)...(I+TK**(2**LMAX))
C
C      LMAX=NG-1
C      DO 120 L=1,LMAX
C      CALL PRDCT(EK,EK,XX,N,N,N,N2,N2,N2)
C      DO 90 L1=1,N2
90    EK(L1)=XX(L1)
C      LL=-N
C      DO 100 L2=1,N
C      LL=LL+N+1
C      XX(LL)=1.0+XX(LL)
100   CONTINUE
C      CALL PRDCT(DK,XX,TK,N,N,N,N2,N2,N2)
C      DO 110 L1=1,N2
110   DK(L1)=TK(L1)
120   CONTINUE
C
C      CALCUL DE X(K+1)=DK*XX
C
C      CALL PRDCT(DK,XX,AT,N,N,M,N2,MN,MN)
C
C      CALCUL D'ERROR, L'ERREUR RELATIVE DE PRECISION
C
C      CALL PRDCT(AT,A*XX,N,M,N,MN,MN,N2)
C      IJ=0
C      KK=-N
C      DO 130 J=1,N
C      KK=KK+N
C      DO 130 I=1,M
C      IJ=IJ+1
C      IK=I-M
C      KJ=KK
C      AXA=0.0
C      DO 129 KL=1,N
C      IK=IK+M
C      KJ=KJ+1
C      AXA=AXA+A(IK)*XX(KJ)
129   CONTINUE
C      ERR1=AXA-A(IJ)
C      ETAN=-ETA
C      IF(A(IJ).LT.ETAN.OR.A(IJ).GT.ETA) ERR1=ERR1/A(IJ)
C      ERR=CABS(ERR1)
C      ERR=ABS(ERR1)
C      IF(ERR.GT.PRECIS) GO TO 150
C
130   CONTINUE
C      ERROR=ERR
C      DO 140 L=1,MN
140   XK(L)=AT(L)
C      GO TO 200
150   IF(K.EG.1) GO TO 160
C      IF(ERR.GE.ERROR) GO TO 190
160   ERROR=ERR
C      DO 170 L=1,MN
170   XK(L)=AT(L)
180   CONTINUE
C      IFALT=5
C      ERROR=ERR
C      GO TO 200
190   ERROR=ERROR
200   RETURN
C      END

```