SCILAB à l'École nationale des ponts et chaussées

http://www.enpc.fr/scilab

Statistique Analyse en composantes principales

Jean-François Delmas et Saad Salam

dernière date de mise à jour : 21 mai 2003

Table des matières

1	Rappels	1
2	Présentation des données	2
3	Valeurs propres de la matrice des corrélations	3
4	Vecteurs propres de la matrice des corrélations	5
5	ACP	6
6	Qualité de la représentation des individus	9
7	Étude d'une variable nominale supplémentaire	10

1 Rappels

Considérons un nuage ν de n points dans un espace E de dimension p. Lorsque E est de dimension élevée, on ne peut pas visualiser l'espace de points. Le but de l'analyse en composantes principales est alors de trouver le meilleur sous-espace H de E, de dimension h égale à 2 ou 3 par exemple, dans lequel on aura la meilleure représentation du nuage. En fait, on va chercher à trouver le sous-espace H de dimension h sur lequel le nuage projeté du nuage ν aura la plus grande "dispersion". On cherchera donc à maximiser la somme des carrés des distances entre tous les couples de points projetés.

$$\max_{H} \sum_{i,j} d_{H}^{2}(P_{i}, P_{j}) = \max_{H} \sum_{i,j} \| P_{i}\vec{P}_{j} \|_{H}^{2}$$

$$= \max_{H} \sum_{i,j} \| P_{i}\vec{G} \|_{H}^{2} + \| P_{j}\vec{G} \|_{H}^{2} - 2\vec{GP}_{i} \cdot \vec{GP}_{j}$$

$$= 2n \max_{H} \sum_{j} \| P_{j}\vec{G} \|_{H}^{2},$$

où G est le barycentre des points P_i .

On voit donc que maximiser la somme des carrés des distances entre tous les couples de projetés des points équivaut à maximiser la somme des carrés des distances entre les projetés des points et leur centre de gravité.

Notons $(\vec{e_1}, \dots, \vec{e_h})$ une base orthonormée de H.

$$\sum_{j=1}^{n} d_{H}^{2}(P_{j}, G) = \sum_{j=1}^{n} \| \vec{P_{j}G} \|_{H}^{2}$$

$$= \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{h} (\vec{GP_{j}} \cdot \vec{e_{i}})^{2}$$

$$= \sum_{i=1}^{h} \sum_{j=1}^{n} (\vec{GP_{j}} \cdot \vec{e_{i}})^{2}$$

$$= \sum_{i=1}^{h} \| X^{t} \cdot \vec{e_{i}} \|^{2}$$

$$= \sum_{i=1}^{h} (X^{t} \cdot \vec{e_{i}}) \cdot (X^{t} \cdot \vec{e_{i}})^{t}$$

$$= \sum_{i=1}^{h} \vec{e_{i}} \cdot X^{t} \cdot X \cdot \vec{e_{i}}.$$

La matrice $X^t \cdot X$ est symétrique réelle. C'est donc la matrice d'une forme quadratique Q dans une base (ξ) de E et ainsi est diagonalisable dans une base orthonormée. De plus, si on note $(\lambda_1 \geq \ldots \geq \lambda_p)$ le spectre de $X^t \cdot X$ et $(\vec{v_1}, \ldots, \vec{v_p})$ la base orthonormée de vecteurs propres associée, alors $\lambda_k = \max_{\|x\|=1, x \in Vect(v_{p-\vec{k}+1}, \ldots, \vec{v_p})} Q(x)$. Alors, afin de maximiser l'expression précédente il faut choisir $\vec{e_1} = \vec{v_1}, \ldots, \vec{e_h} = \vec{v_h}$.

Dans ce cas, $\sum_{j=1}^n d_H^2(P_j,G) = \sum_{j=1}^h \lambda_j$ est l'inertie du nuage de points ν par rapport au sous-espace H, et $\frac{\sum_{j=1}^h \lambda_j}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$ est le pourcentage d'inertie expliqué par le sous-espace H. Ce pourcentage d'inertie rend compte de la part de dispersion du nuage ν contenue dans le nuage projeté de ν sur H.

2 Présentation des données

Nous allons étudier dans cette partie la distribution des mesures de poids de différentes parties d'un groupe de 23 bovins¹ (cf la table ci-dessous).

Les variables représentent :

 X_1 : poids vif.

 X_2 : poids de la carcasse.

 X_3 : poids de la viande de première qualité.

 X_4 : poids de la viande totale.

 X_5 : poids du gras. X_6 : poids des os.

Bovin	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	395	224	35.1	79.1	6.0	14.9
2	410	232	31.9	73.4	8.7	16.4
3	405	233	30.7	76.5	7.0	16.5
4	405	240	30.4	75.3	8.7	16.0
5	390	217	31.9	76.5	7.8	15.7
6	415	243	32.1	77.4	7.1	18.5
7	390	229	32.1	78.4	4.6	17.0
8	405	240	31.1	76.5	8.2	15.3
9	420	234	32.4	76.0	7.2	16.8
10	390	223	33.8	77.0	6.2	16.8
11	415	247	30.7	75.5	8.4	16.1
12	400	234	31.7	77.6	5.7	18.7
13	400	224	28.2	73.5	11.0	15.5
14	395	229	29.4	74.5	9.3	16.1
15	395	219	29.7	72.8	8.7	18.5
16	395	224	28.5	73.7	8.7	17.3
17	400	223	28.5	73.1	9.1	17.7
18	400	224	27.8	73.2	12.2	14.6
19	400	221	26.5	72.3	13.2	14.5
20	410	233	25.9	72.3	11.1	16.6
21	402	234	27.1	72.1	10.4	17.5
22	400	223	26.8	70.3	13.5	16.2
23	400	213	25.8	70.4	12.1	17.5

On dipose d'une matrice poids de taille (23,6) correspondant aux poids des 23 bovins selon les 6 critères. (fichier poids.txt). On charge les données dans Scilab, après avoir sauvegardé localement le fichier par exemple sous le nom poids.txt, à l'aide de la commande

poids=fscanfMat("poids.txt").

L'analyse des données nous conduit tout d'abord à calculer les paramètres descriptifs élémentaires presentés dans le tableau ci dessous.

¹source INRA

	Moyenne	Écart-type	Min	Max
X_1	401.6	76.7	390.0	420.0
X_2	228.8	86.1	213.0	247.0
X_3	29.9	7.6	25.8	35.1
X_4	74.7	7.1	70.3	79.1
X_5	8.9	6.7	4.6	13.5
X_6	16.6	1.6	14.5	18.7

L'écart-type d'une suite de poids
$$P_1, \ldots, P_n$$
 est estimé par : $\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2}$, où $\bar{P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i$.

3 Valeurs propres de la matrice des corrélations

La matrice des corrélations nous donne une première idée des associations existant entre les différentes variables.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
X_1	1.0000	0.6914	-0.0329	-0.0585	0.0820	0.0820
X_2	0.6914	1.0000	0.2837	0.3903	-0.3363	0.0917
X_3	-0.0329	0.2837	1.0000	0.8948	-0.8773	0.0348
X_4	-0.0585	0.3903	0.8948	1.0000	-0.9016	0.0032
X_5	0.0820	-0.3363	-0.8773	-0.9016	1.0000	-0.3368
X_6	0.0820	0.0917	0.0348	0.0032	-0.3368	1.0000

La matrice de corrélations est obtenue en exécutant la fonction correlation().

```
function c=correlation(A)
  cov=covariance(A);
  // vecteur contenant l'inverse des écarts-types
  ectinv=(1)./sqrt(diag(cov));
  // matrice des corrélations
  c=diag(ectinv)*cov*diag(ectinv);
endfunction;
```

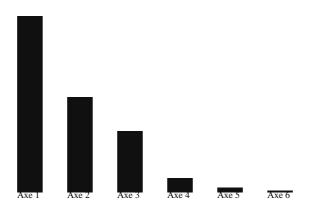
Cette fonction fait appel à la fonction covariance().

```
function cov=covariance(A)
  // vecteur (1,p) des moyennes des colonnes (=variables)
  moyenne = mean(A,"r");
  // nombre de lignes dans la matrice A = nbre d'individus
  n = size(A,"r")
  // matrice recentrée
  Acent = A - ones(n,1)*moyenne;
```

```
// matrice de covariance (Remarque: on a divisé par n-1 et non par n) cov=(Acent'*Acent)/(n-1); endfunction;
```

Calculons les valeurs propres de la matrice des corrélations et intéressons nous aux pourcentages d'inertie.

Axe	Valeur propre	Inertie	Inertie cumulée
1	2.9914	49.90%	49.90%
2	1.6125	26.90%	76.80%
3	1.0387	17.30%	94.10%
4	0.2487	4.10%	98.20%
5	0.0758	1.30%	99.50%
6	0.0329	0.50%	100.00%



Graph. 1 – Éboulis des valeurs propres

Les valeurs propres sont calculées avec la fonction val_prop().

```
function [c]=val_prop(A);
//renvoie les valeurs propres ordonnées de manière décroissante
  [Diag,Base]=bdiag(A); // diagonalisation
  // classement décroissant des valeurs propres
  c=sort(diag(Diag));
endfunction;
```

L'inertie expliquée par la i-ème composante principale qui est associée à la i-ème plus grande valeur propre est calculée avec la formule : $\frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j}$.

Question 1. Analyser le résultat obtenu.

4 Vecteurs propres de la matrice des corrélations

Les vecteurs propres sont calculés avec la fonction vect_prop() qui renvoie les vecteurs propres rangés dans l'ordre décroissant des valeurs propres associées.

	1	2	3	4	5	6
X_1	0.063	-0.743	0.060	0.597	0.283	-0.063
X_2	0.304	-0.609	0.117	-0.643	-0.331	0.019
X_3	0.534	0.164	0.137	0.461	-0.646	0.200
X_4	0.548	0.138	0.176	-0.130	0.595	0.528
X_5	-0.552	-0.147	0.172	0.032	-0.193	0.778
X_6	0.120	-0.100	-0.950	0.007	-0.040	0.266

```
function c=vect_prop(A);
// renvoie les vecteurs propres de A
// classés par valeurs propres corresp décroissantes
  [Diag,Base]=bdiag(A);
  // diagonalisation
  if Base(:,1)==-abs(Base(:,1)) then Base=-1*Base; end;
  // afin que les coef du 1er vect prop ne soient pas tous < 0.
  [Valpr,k]=sort(diag(Diag));
  // classement décroissant des valeurs propres
  c = Base(:,k);
endfunction;</pre>
```

5 ACP

Nous obtenons les coordonnées des projetés des individus dans la base orthonormée des vecteurs propres de la matrice des corrélations avec la fonction acp_indiv().

```
function c=acp_indiv(A);
//Coordonnées des projetés des individus
// dans la base des vecteurs propres
  mat_cor=correlation(A);
  X=centrer_reduire(A);
  VectP=vect_prop(mat_cor);
  // les vecteurs propres
  c = X*VectP;
  // nouvelles coordonnees
endfunction;
```

Cette fonction fait appel à la fonction centrer_reduire() qui permet de centrer et de normer une matrice de données de telle sorte que la moyenne de chaque variable soit nulle et que son écart-type soit égal à 1.

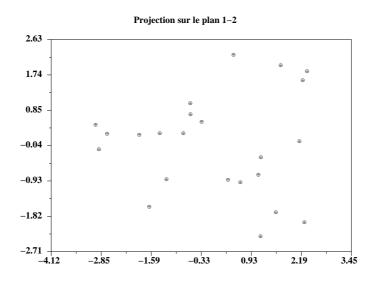
```
function c=centrer_reduire(A)
// permet de centrer et de réduire la matrice A
```

```
moyenne = mean(A,"r");
//vecteur (1,d) des moyennes des colonnes(=variables)
cov=covariance(A);
n = size(A,"r");
//nombre de lignes dans la matrice A=nbre d'individus
Acent = A - ones(n,1)*moyenne;
// A centre
c=Acent*(diag((1)./sqrt(diag(cov))));
endfunction;
```

Les coordonnées des points variables dans la base orthonormée des vecteurs propres sont obtenues avec la fonction acp_var().

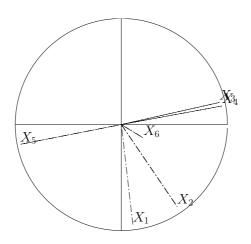
```
function c=acp_var(A);
//Coordonnées des variables dans le cercle des correlations
  mat_cor=correlation(A);
  X=centrer_reduire(A);
  VectP=vect_prop(mat_cor);
  // les vecteurs propres
  ValP=val_prop(mat_cor);
  // les valeurs propres
  c = VectP*diag(sqrt(ValP));
endfunction;
```

Cela nous permet de représenter le nuage projeté du nuage initial de poids et le cercle des corrélations dans le plan formé par deux composantes principales quelconques.



Graph. 2 – Projection des individus sur les axes principaux 1 et 2

Question 2. Que pouvez-vous dire sur le plan factoriel 1-2?



Graph. 3 – Cercle des corrélations pour les axes 1 et 2

Pour représenter les coordonnées de m points de \mathbb{R}^p sur les axes i-j, on utilise la fonction nuage(A,i,j) où les lignes de la matrice A sont les coordonnées des m points de \mathbb{R}^p .

```
function nuage(Coord,i,j);
//projection des individus dans le plan i-j
    xset("font",4,3);
    deltax=(max(Coord(:,i))-min(Coord(:,i)))/20;
    xmin=min(Coord(:,i))-deltax;
    xmax=max(Coord(:,i))+deltax;
    deltay=(max(Coord(:,j))-min(Coord(:,j)))/20;
    ymin=min(Coord(:,j))-deltay;
    ymax=max(Coord(:,j))+deltay;
// isoview(xmin,ymin,xmax,ymax);
    titre="Projection sur le plan "+string(i)+"-"+string(j)
    // afficher les individus
    plot2d(Coord(:,i),Coord(:,j),-3,"031",rect=[xmin,ymin,xmax,ymax]);
    xtitle(titre);
endfunction;
```

Pour représenter le cercle des corrélations sur les axes i-j, on utilise la fonction cercle(A,i,j), où A est la matrice des coordonnées des points variables dans la base orthonormée des vecteurs propres.

```
function cercle(Coord,i,j)
  xset("font",4,3);
  Leg=['X1','X2','X3','X4','X5','X6'];
  taille=6;
```

```
V=Coord(:,[i,j]);
V = V'.*.[1,0];
// insertion de l'origine
V = V';

p=size(V,"r");
//square(-1,-1,1,1);
t=[0:0.05:2*%pi]';
plot2d(cos(t),sin(t),1,"040");
xsegs([-1,1],[0,0]);
xsegs([0,0],[-1,1]);
titre="Cercle des corrélations sur le plan "+string(i)+"-"+string(j);
plot2d(V(:,1),V(:,2),5*ones(1,p),"000");
for k=1:taille, xstring(V(2*k-1,1),V(2*k-1,2),Leg(k));end;
endfunction;
```

Question 3. Que pouvez-vous dire sur le plan factoriel 2-3?

6 Qualité de la représentation des individus

La qualité est représentée par le cosinus de l'angle entre le vecteur et son projeté sur le plan factoriel considéré.

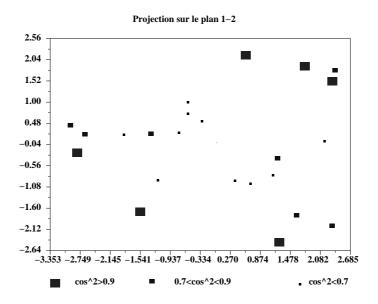
On utilise la fonction qualite_indiv(poids,i,j) pour représenter la qualité des individus sur les plans factoriels i-j.

```
function qualite_indiv(A,i,j);
//projection des individus dans le plan i-j
    xset("font",4,3);
    Coord=acp_indiv(A);
    deltax=(max(Coord(:,i))-min(Coord(:,i)))/15;
    xmin=min(Coord(:,i))-deltax;
    xmax=max(Coord(:,i))+deltax;
    deltay=(max(Coord(:,j))-min(Coord(:,j)))/15;
    ymin=min(Coord(:,j))-deltay;
    ymax=max(Coord(:,j))+deltay;

plotframe([xmin,ymin,xmax,ymax],[2,10,2,10],[%f,%f],..
["Projection sur le plan "+string(i)+"-"+string(j),"",""]);

X=centrer_reduire(A);
    deff('[y]=qual_p(k)','y=( norm(Coord(k,[i,j])) / norm(Coord(k,:)))^2')
    n=size(A,"r");
```

```
Q=feval(1:n,qual_p);
  G=find(Q>0.9);
  M=find(Q<0.9&Q>0.7);
  B=find(Q<0.7);
  for h=G,
xrects([Coord(h,i);Coord(h,j);0.2;0.2],3);
  end;
  for h=M,
xrects([Coord(h,i);Coord(h,j);0.1;0.1],2);
  for h=B,
xrects([Coord(h,i);Coord(h,j);0.05;0.05],1);
  xrects([xmin; ymin-0.7; 0.2; 0.2], 3);
  xstring(xmin+0.5,ymin-0.9,"cos^2>0.9")
  xrects([xmin+2;ymin-0.7;0.1;0.1],2);
  xstring(xmin+2.5,ymin-0.9,"0.7<cos^2<0.9")</pre>
  xrects([xmin+5;ymin-0.8;0.05;0.05],1);
  xstring(xmin+5.2,ymin-0.9,"cos^2<0.7")</pre>
endfunction;
```



Graph. 4 – Qualité de la représentation des individus dans le plan factoriel 1-2

Question 4. Quelle est votre analyse pour la qualité de la représentation sur les plans 1-2 et 2-3?

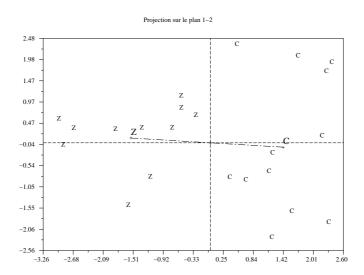
7 Étude d'une variable nominale supplémentaire

Les données proviennent de deux races Charolais ou Zébu.

Le programme barycentres(acp_indiv(poids),C,i,j) permet de visualiser la variable nominale supplémentaire race dans le plan factoriel i-j.

```
function barycentres(Coord,C,i,j);
  // preparation du graphique
  xbasc();
  deltax=(max(Coord(:,i))-min(Coord(:,i)))/20;
  xmin=min(Coord(:,i))-deltax;
  xmax=max(Coord(:,i))+deltax;
  deltay=(max(Coord(:,j))-min(Coord(:,j)))/20;
  ymin=min(Coord(:,j))-deltay;
  ymax=max(Coord(:,j))+deltay;
  plotframe([xmin,ymin,xmax,ymax],[2,10,2,10],[%f,%f],...
  ["Projection sur le plan "+string(i)+"-"+string(j),"",""]);
  plot2d([0,0],[ymin,ymax],2,"000");
  plot2d([xmin,xmax],[0,0],2,"000");
  // modalités
 mod=['C','Z'];
  // representation des individus suivant leur modalite
  for k=mod,
I=find(C==k);
B=mean(Coord(I,:),"r");
B=B'.*.[1,0];
B=B'
plot2d(B(:,i),B(:,j),5,"000");
plot2d(B(:,i),B(:,j),-1,"000");
  xset("font",2,3);
xstring(B(1,i),B(1,j),k);
 xset("font",2,1);
for l=I,
  xstring(Coord(1,i),Coord(1,j),k);
end;
  end;
endfunction;
```

Question 5. Analyser le rôle de la variable nominale.



Graph. 5 – Variable supplémentaire dans le plan factoriel 1-2