



UNIWIN VERSION 10.4.0

ANALYSE EN COMPOSANTES INDEPENDANTES

Révision : 15/09/2025

Définition.....	1
Entrée des données	2
Données manquantes	3
Exemple 1 : Fichier FastICA.....	3
L'option Rapports	6
L'option Graphiques	8
Exemple 2 : Fichiers JadeO et JadeM.....	12
Exemple 3 : Fichier Cocktail	17
Exemple 4 : Fichier ECG	24
Exemple 5 : Fichier Lignine	26
Les variables internes créées par la procédure.....	27
Références	28

Définition

L'Analyse en composantes indépendantes (Independent Component Analysis - ICA) est une méthode d'analyse des données qui relève des statistiques, des réseaux de neurones et du traitement du signal. Elle est notoirement et historiquement connue en tant que méthode de séparation aveugle de signaux mélangés dans des proportions inconnues et est aujourd'hui appliquée à de nombreux problèmes, notamment en chimométrie pour l'analyse de spectres (source Wikipédia).

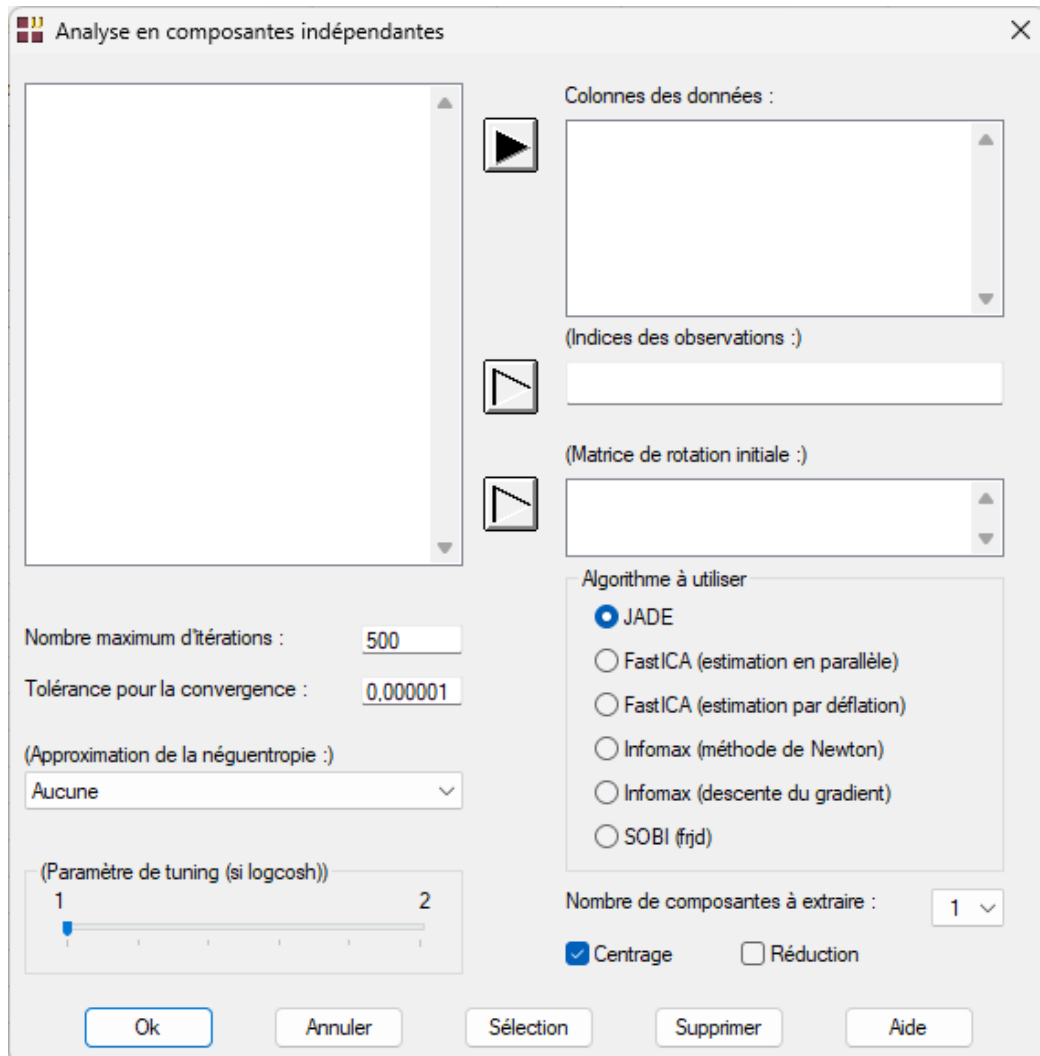
Cette procédure du logiciel utilise le package R 'ica' pour les algorithmes JADE, FastICA et Infomax et le package R 'JADE' pour l'algorithme SOBI.

Pour des détails sur la méthode ICA, voir notamment la vidéo de Douglas N. Rutledge (INRAe, AgroParisTech) dont lien est donné dans le paragraphe Références.

A noter que contrairement à l'analyse en composantes principales (ACP), les résultats obtenus dépendent du nombre de composantes extraites et que ces composantes ne sont pas triées par ordre d'importance.

Entrée des données

Cliquons sur l'icône ICA dans le ruban Décrire pour afficher la boîte de dialogue d'entrée des données :



Cette boîte de dialogue permet de préciser les colonnes des données à analyser, les noms des variables optionnelles contenant les indices des observations et la matrice de rotation initiale. Elle permet également de préciser :

- l'algorithme à utiliser : JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices), FastICA (estimation en parallèle ou par déflation), Infomax (Information Maximization, méthode de Newton ou descente du gradient) ou SOBI (Second Order Blind Identification)
- le nombre de composantes indépendantes à extraire (non utilisé pour SOBI)
- le centrage et la réduction ou non des données
- le nombre maximum d'itérations de l'algorithme

- la tolérance pour la convergence de l'algorithme
- la technique d'approximation de la néguentropie pour les algorithmes FastICA et Infomax
- le paramètre de tuning si l'option FastICA - logcosh est utilisé pour approximer la néguentropie

Données manquantes

Les données manquantes ne sont pas autorisées dans les colonnes des données, dans les indices des observations et dans la matrice initiale de rotation.

Exemple 1 : Fichier FastICA

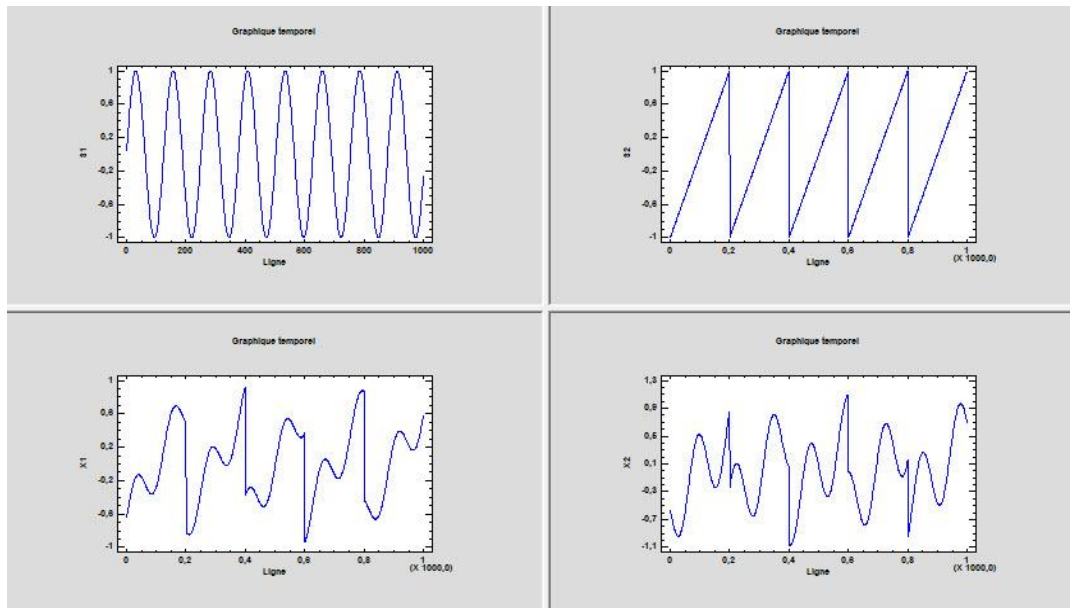
Illustrons cette technique par un premier exemple dans lequel les colonnes S1 et S2 du tableau ci-dessous contiennent les signaux sources inconnus, les colonnes A1 et A2 la matrice de mélange de ces signaux inconnus et les colonnes X1 et X2 les signaux mélangés observés (source : <http://rpubs.com/skydome20/93614>).

Les données du tableau sont contenues dans le fichier FastICA.sgd.

Données								
	Code	Observation	S1	S2	A1	A2	X1	X2
			Source 1	Source 2	Rotation 1	Rotation 2	Mélange 1	Mélange 2
	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique	Type = Numérique
	Longueur = 1000	Longueur = 1000	Longueur = 1000	Longueur = 1000	Longueur = 2	Longueur = 2	Longueur = 1000	Longueur = 1000
2	1	2	0,09983	-0,98	0,6557	0,5572	-0,61353	-0,60036
3	1	3	0,14944	-0,97			-0,59254	-0,62176
4	1	4	0,19867	-0,96			-0,57166	-0,64297
5	1	5	0,24740	-0,95			-0,55092	-0,66390
6	1	6	0,29552	-0,94			-0,53036	-0,68450
7	1	7	0,34290	-0,93			-0,51002	-0,70470
8	1	8	0,38942	-0,92			-0,48992	-0,72443
9	1	9	0,43497	-0,91			-0,47011	-0,74363
10	1	10	0,47943	-0,90			-0,45062	-0,76224
11	1	11	0,52269	-0,89			-0,43147	-0,78020

L'objectif est à partir de ces deux signaux X1 et X2 observés de retrouver au mieux les deux signaux inconnus d'origine S1 et S2.

Visualisons les signaux inconnus (première ligne) et les signaux observés (deuxième ligne) :

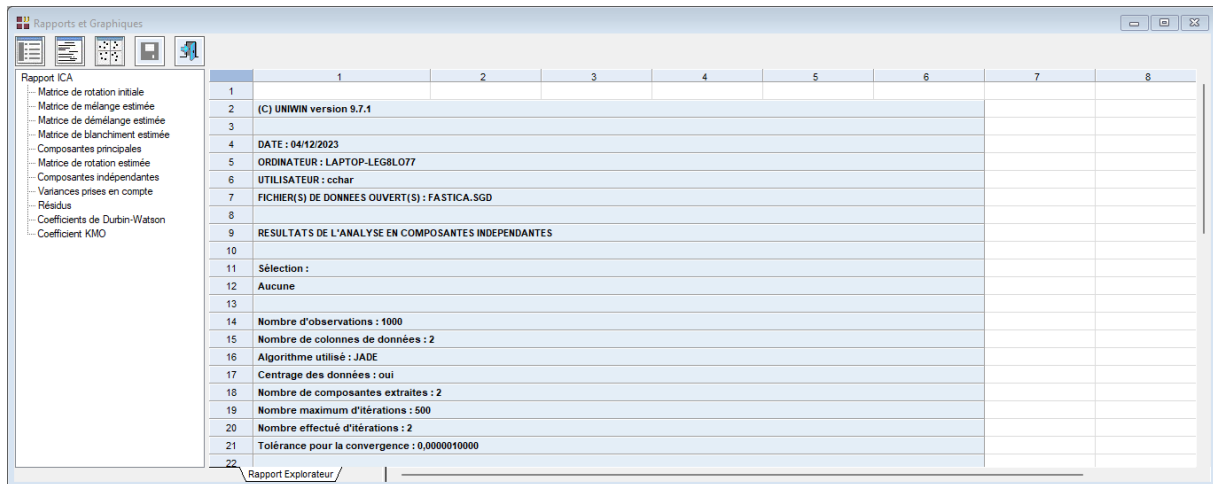



Cliquons sur l'icône 'ICA' dans le ruban 'Décrire' pour renseigner la boîte de dialogue d'entrée des données comme montré ci-après.

The screenshot shows the 'Analyse en composantes indépendantes' dialog box. The 'Code' list on the left contains 'Observation', 'S1', 'S2', 'A1', 'A2', 'X1', and 'X2', with 'X1' and 'X2' selected. The 'Colonnes des données' list on the right contains 'X1' and 'X2'. The 'Algorithme à utiliser' section has 'JADE' selected. The 'Nombre de composantes à extraire' is set to 2. The 'Centrage' checkbox is checked, and the 'Réduction' checkbox is unchecked. The 'Nombre maximum d'itérations' is 500, and the 'Tolérance pour la convergence' is 0,000001. The 'Approximation de la néguentropie' is set to 'Aucune'. The 'Paramètre de tuning (si logcosh)' is set to 1.

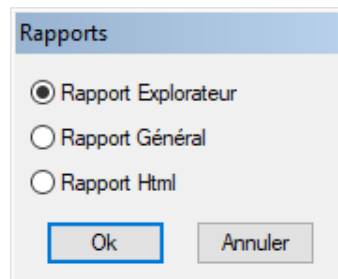
Choisissons l'algorithme JADE, les valeurs par défaut pour les autres options et cliquons sur Ok.

Après quelques instants, la fenêtre Rapports et Graphiques s'affiche :

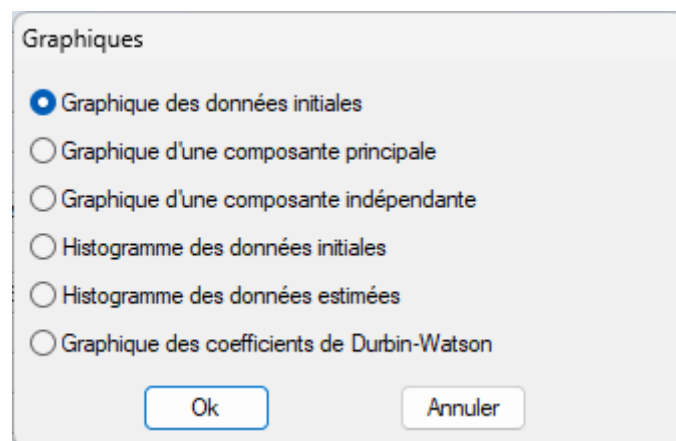



La barre d'outils 'Rapports et Graphiques' permet par l'icône 'Données'  de rappeler la boîte de dialogue d'entrée des données.

L'icône 'Rapports'  affiche la boîte de dialogue des options pour les rapports :



et l'icône 'Graphiques'  affiche la boîte de dialogue des options pour les graphiques :



L'icône 'Enregistrer'  permet de sélectionner les résultats de l'analyse à enregistrer dans un fichier.

Enregistrement des résultats (1/1)

Enregistrer

Composantes indépendantes

Matrice de démixage estimée

Liaisons entre les observations

Indices des observations

Composantes principales

Matrice de mélange estimée

Matrice de blanchiment estimée

Matrice de rotation estimée

Matrice des résidus

Coefficients de Durbin Watson

Noms attribués aux variables cibles

CI_1

W_1

liaisons

indices

CP_1

M_1

Q_1

R_1

RESID_1

DW

Ok Plus Tout Annuler

Note : le bouton 'Plus' permet d'afficher la suite de la liste des variables.

L'icône 'Quitter'  permet de quitter l'analyse.

L'option Rapports

Cette option permet d'obtenir le rapport à l'écran sous la forme d'un explorateur, d'un tableur ou au format HTML.

Voici trois exemples du rapport pour notre ICA : Explorateur, Général, HTML.

Rapports et Graphiques

Rapport ICA

- Matrice de rotation initiale
- Matrice de mélange estimée
- Matrice de démixage estimée
- Matrice de blanchiment estimée
- Composantes principales
- Matrice de rotation estimée
- Composantes indépendantes**
- Variances prises en compte
- Résidus
- Coefficients de Durbin-Watson
- Coefficient KMO

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	COMPOSANTES INDEPENDANTES							
3								
4								
5		Composante 1	Composante 2					
6	1	-1,72254	-0,08039					
7	2	-1,70433	-0,15060					
8	3	-1,68613	-0,22048					
9	4	-1,66794	-0,28979					
10	5	-1,64975	-0,35843					
11	6	-1,63158	-0,42619					
12	7	-1,61341	-0,49291					
13	8	-1,59527	-0,55842					
14	9	-1,57714	-0,62258					
15	10	-1,55903	-0,68516					
16	11	-1,54094	-0,74608					
17	12	-1,52288	-0,80515					
18	13	-1,50484	-0,86223					
19	14	-1,48682	-0,91717					
20	15	-1,46884	-0,96985					
21	16	-1,45088	-1,02012					
22	17	-1,43296	-1,06787					

Rapport Explorateur /

Rapports et Graphiques

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
31													
32	MATRICE DE MELANGE ESTIMEE												
33													
34													
35		Composante 1	Composante 2										
36	X1	0,37981	-0,20153										
37	X2	0,31928	0,38962										
38													
39	MATRICE DE DEMELANGE ESTIMEE												
40													
41													
42		X1	X2										
43	Composante 1	1,83500	0,94914										
44	Composante 2	-1,50371	1,78882										
45													
46	MATRICE DE BLANCHIMENT ESTIMEE												
47													
48													
49		X1	X2										
50	Composante 1	0,82436	1,72282										
51	Composante 2	-2,22459	1,06457										
52													

Rapport Général /

Rapports et Graphiques

MATRICE DE ROTATION ESTIMEE

	Composante 1	Composante 2
Composante 1	0,86310	0,50504
Composante 2	-0,50504	0,86310

COMPOSANTES INDEPENDANTES

	Composante 1	Composante 2
1	-1,72254	-0,08039
2	-1,70433	-0,15060
3	-1,68613	-0,22046
4	-1,66794	-0,28979
5	-1,64975	-0,35843
6	-1,63158	-0,42619
7	-1,61341	-0,49291
8	-1,59527	-0,55842
9	-1,57714	-0,62256

Ce rapport affiche :

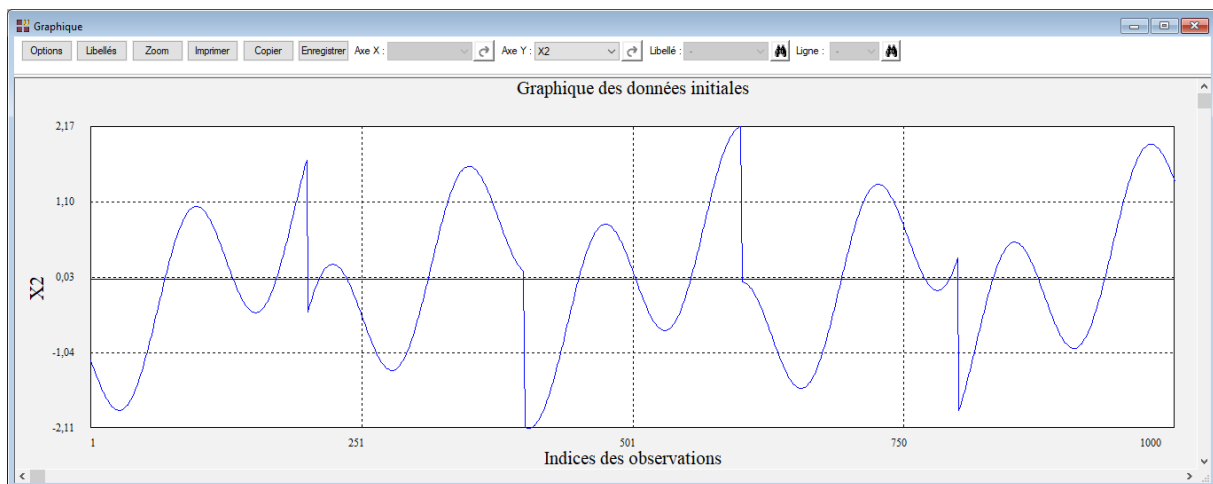
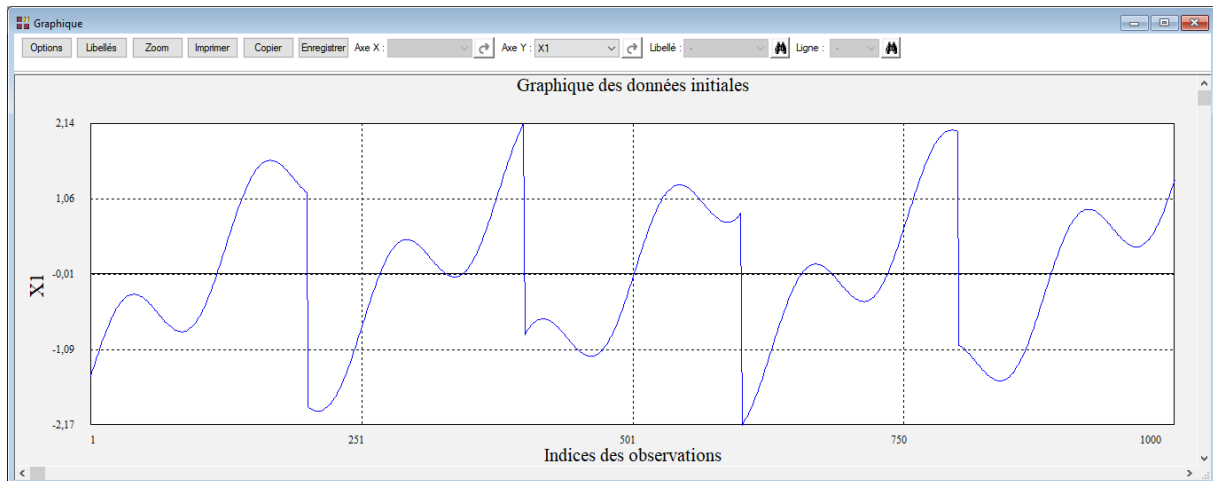
- la matrice de rotation initiale
- la matrice de mélange estimée
- la matrice de démixage estimée
- la matrice de blanchiment estimée
- les composantes principales
- la matrice de rotation estimée
- les composantes indépendantes (centrées et réduites)
- les variances prises en compte par les composantes indépendantes
- les résidus
- les coefficients de Durbin Watson
- le coefficient KMO de Kayser-Meyer-Olkin

L'option Graphiques

Cette option permet d'obtenir divers graphiques pour l'analyse ICA. Ils sont présentés ci-après.

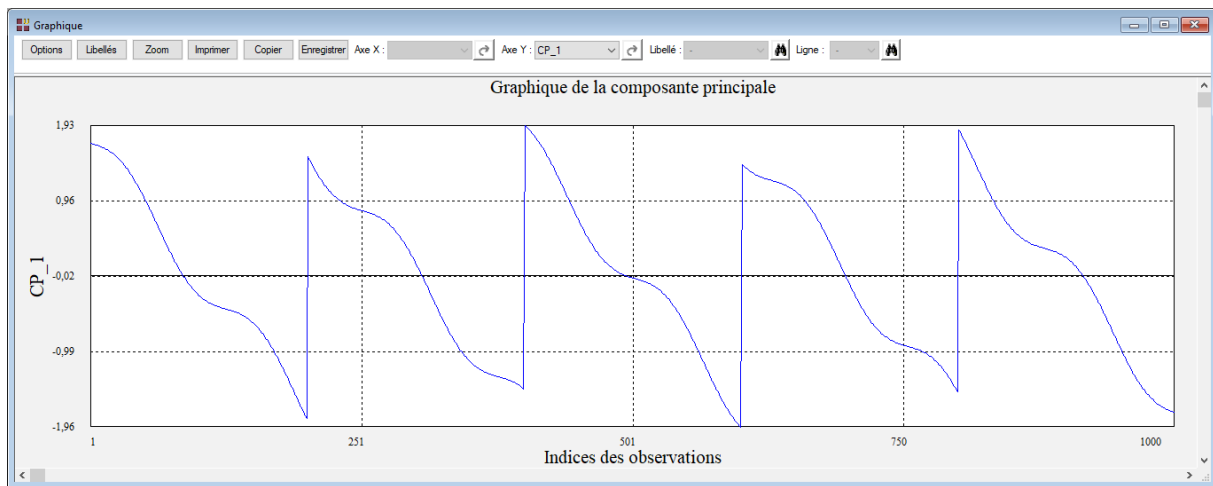
- Graphique des données initiales

Ce graphique permet de visualiser les données initiales à analyser à savoir dans cet exemple les variables X1 et X2.



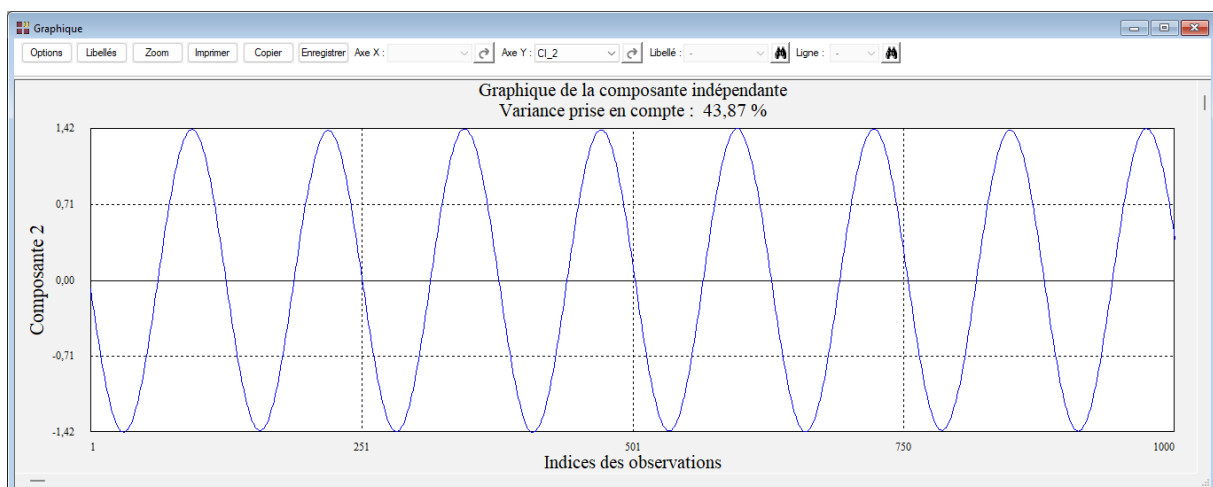
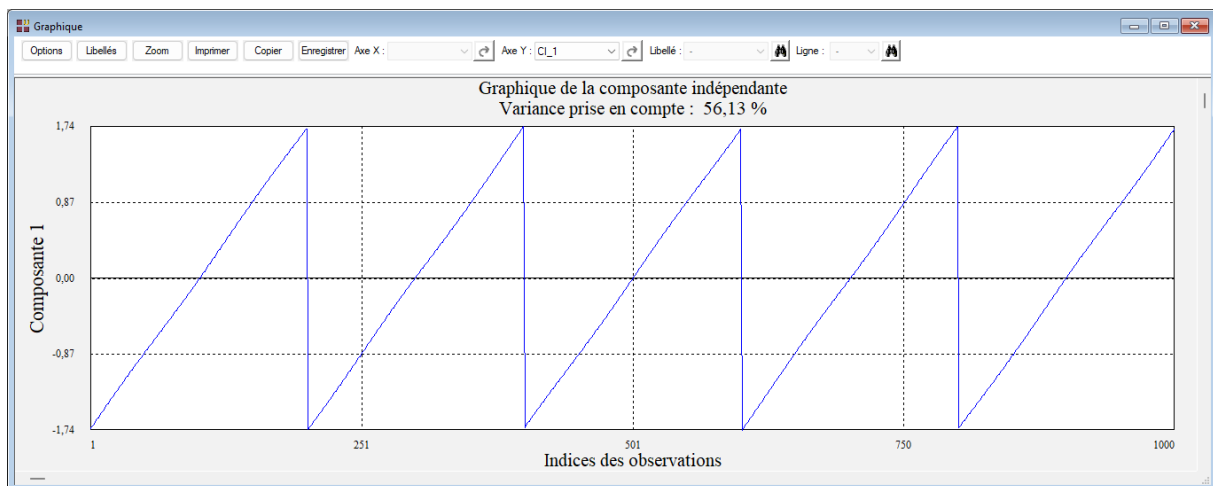
- Graphique d'une composante principale

Ce graphique affiche chacune des composantes principales issues de l'analyse.



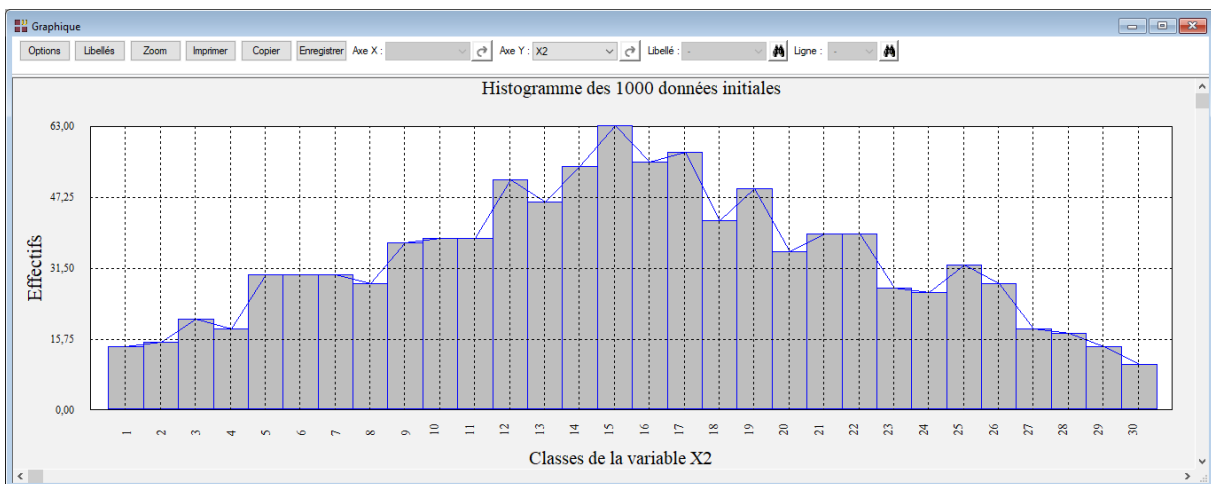
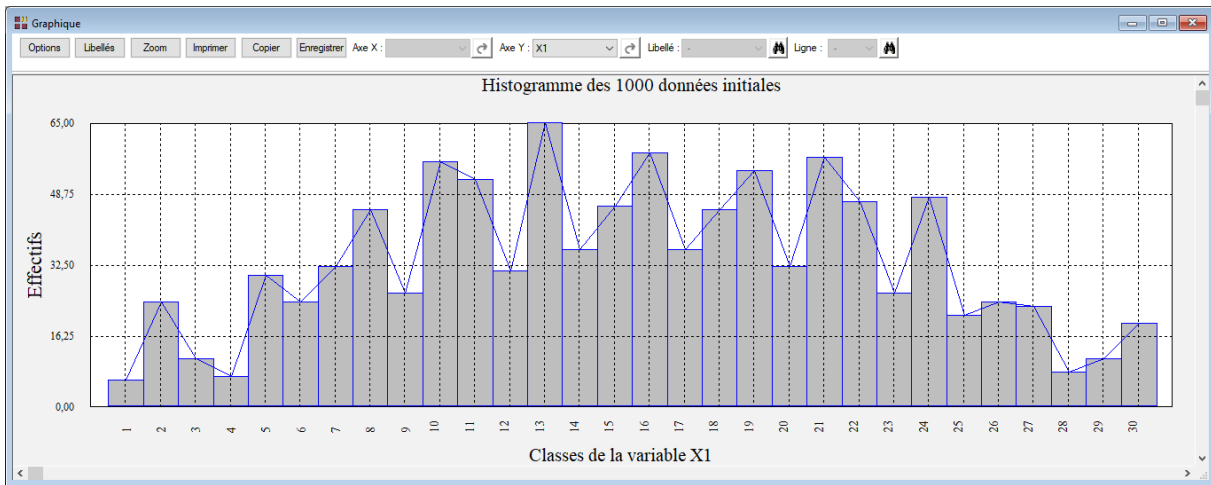
- Graphique d'une composante indépendante

Ce graphique affiche chacune des composantes indépendantes issues de l'analyse.



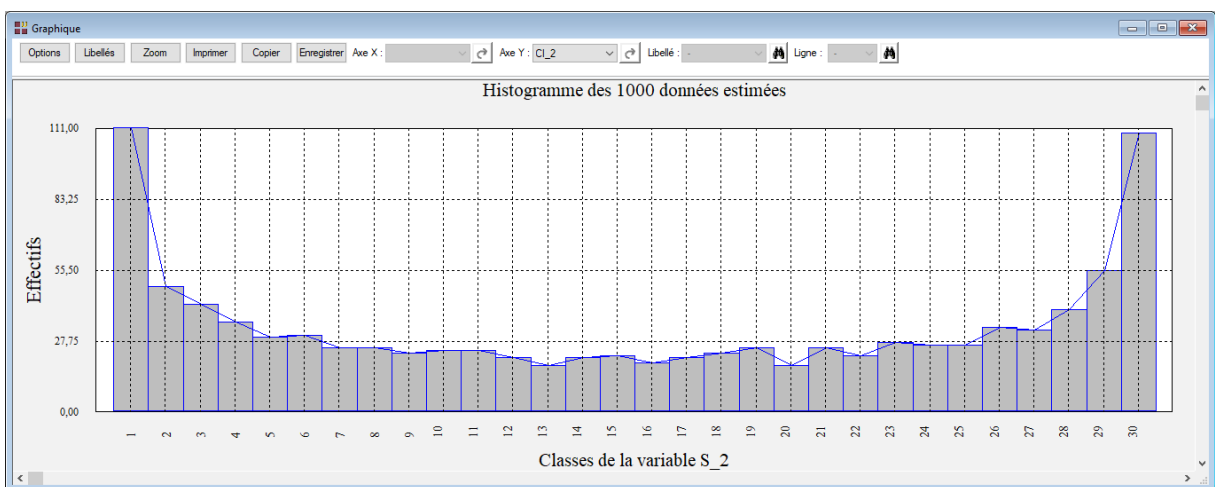
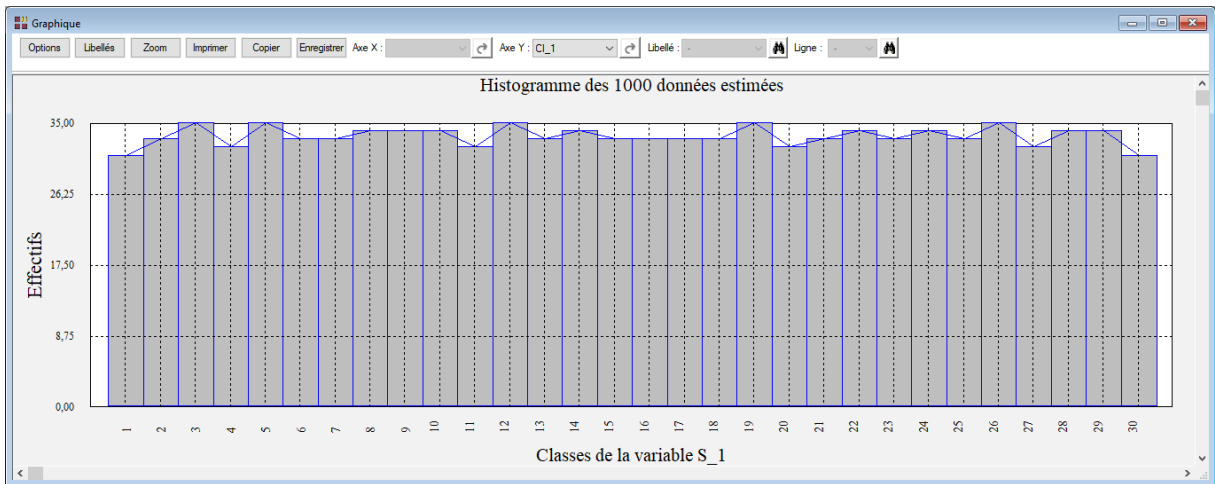
- Histogramme des données initiales

Ce graphique affiche un histogramme pour chacune des variables contenant les données initiales.



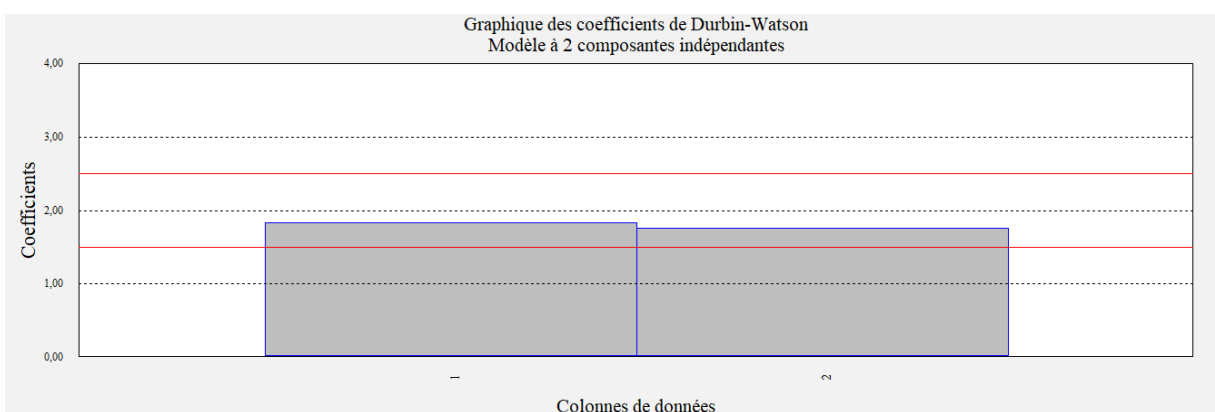
- Histogramme des données estimées

Ce graphique affiche un histogramme pour chacune des variables contenant les données estimées.



- Graphique des coefficients de Durbin-Watson

Ce graphique affiche les coefficients de Durbin-Watson pour chaque colonne de données et des lignes horizontales à 1,5 et 2,5. Cette plage de valeurs indique approximativement qu'il n'y a plus d'autocorrélation du premier ordre dans la colonne des résidus.



Exemple 2 : Fichiers JadeO et JadeM

Dans ce deuxième exemple, nous cherchons à estimer les signaux sources dans un ensemble de 100 signaux composés chacun de 800 valeurs (fichier JadeM.sgd).

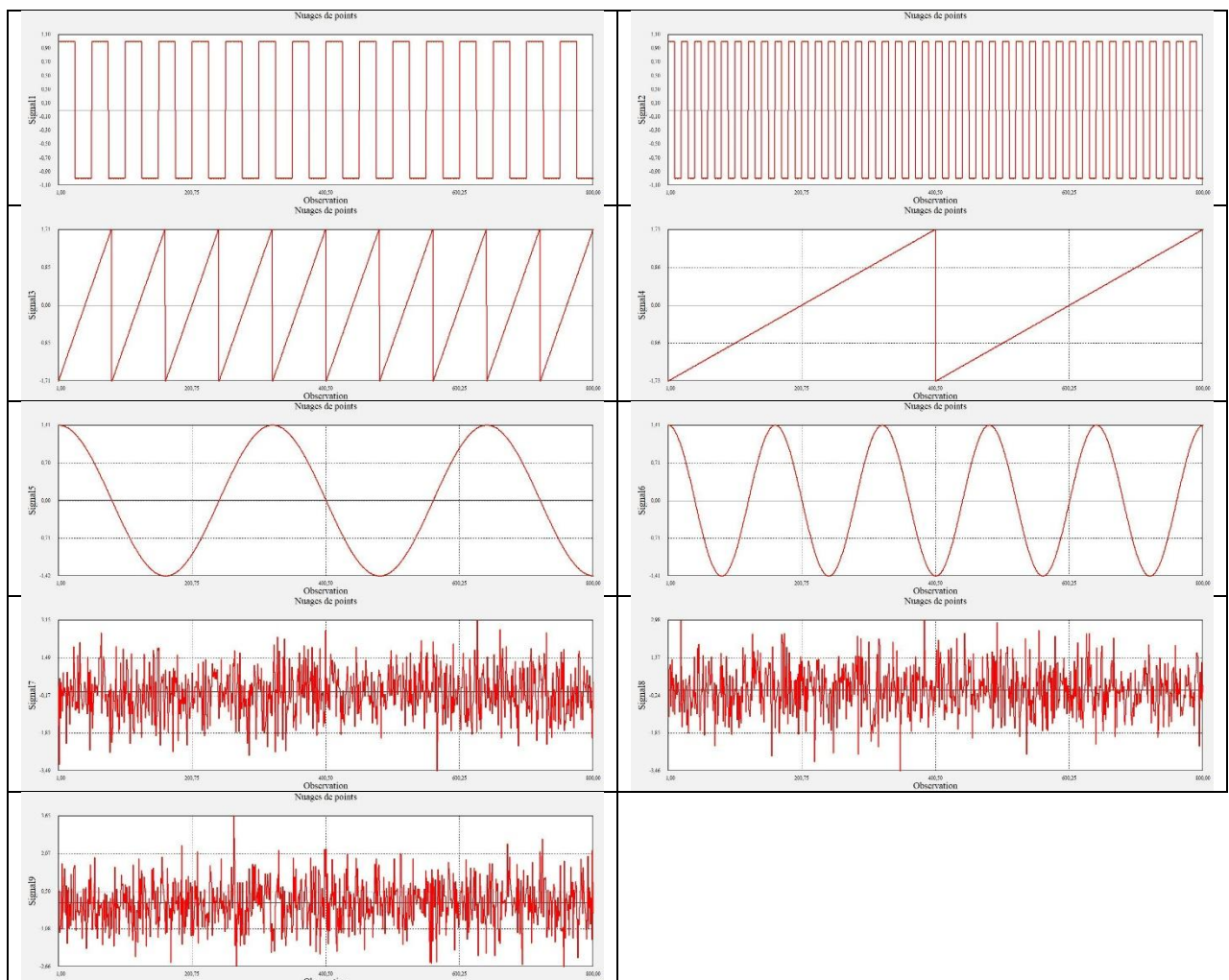
Chacun de ces signaux a été construit en mélangeant les 9 signaux d'origine illustrés ci-dessous dans lesquels les 3 derniers signaux sont des bruits gaussiens (fichier JadeO.sgd).

Quelques exemples des signaux observés sont également montrés.

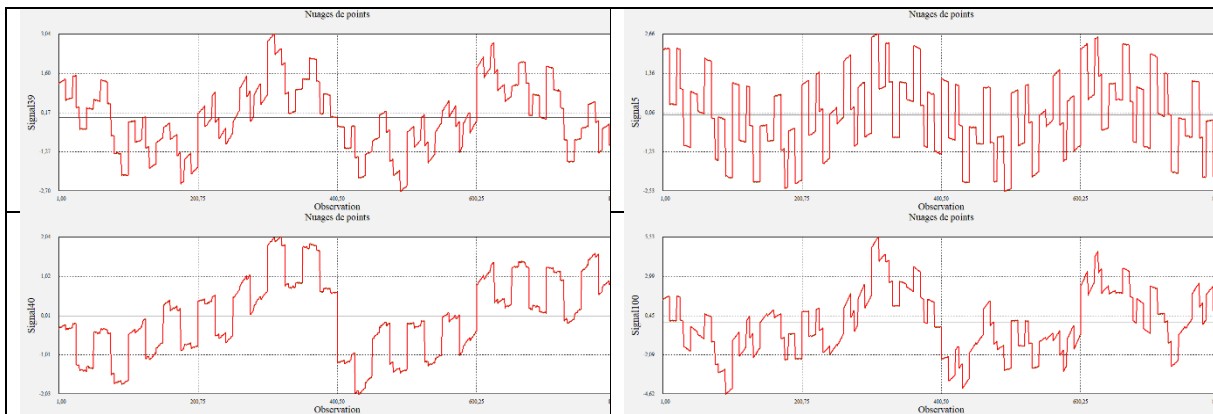
Cliquons sur l'icône 'ICA' dans le ruban 'Décrire' pour renseigner la boîte de dialogue d'entrée des données.

Nous sélectionnons les colonnes Signal1 à Signal100, sélectionnons l'algorithme JADE et demandons l'extraction de 6 composantes indépendantes.

Les 9 signaux sources



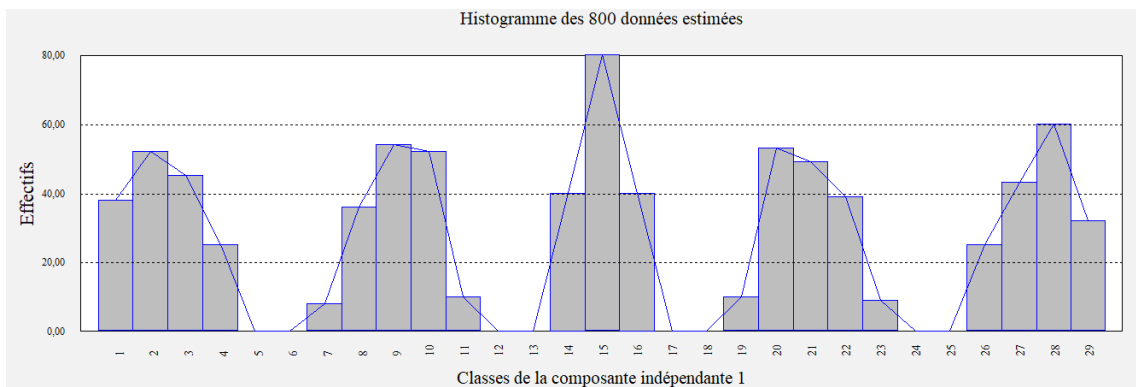
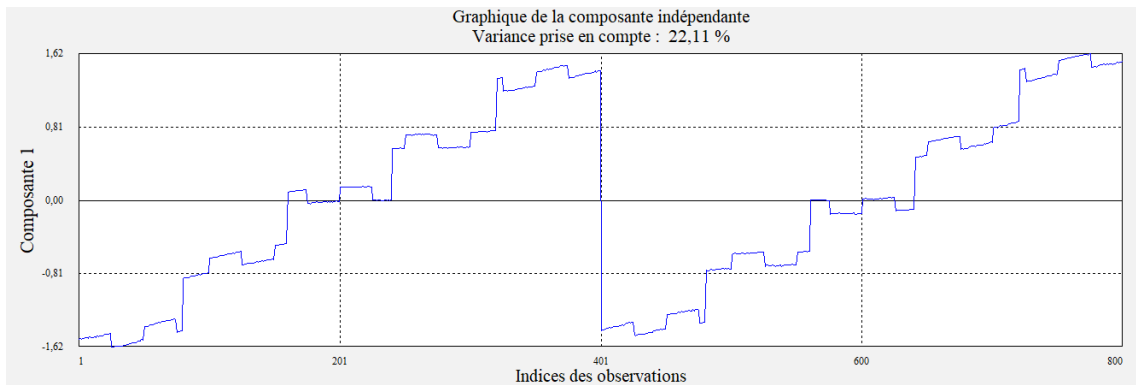
Exemples de signaux observés



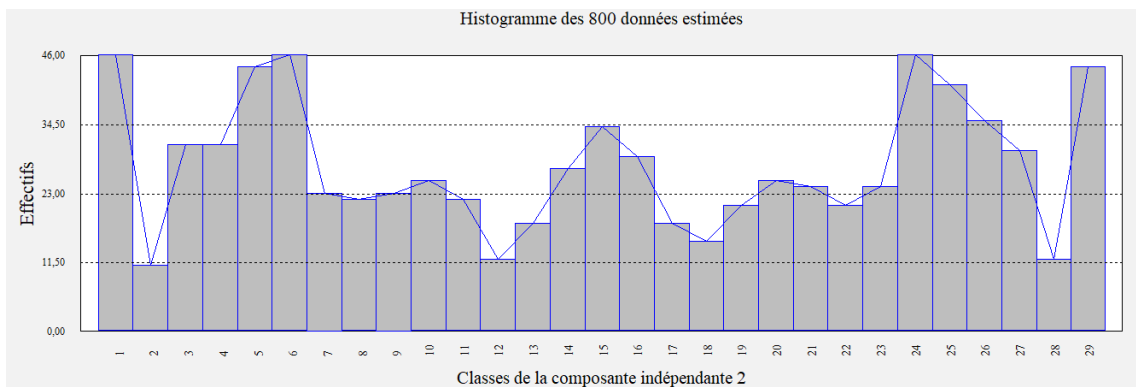
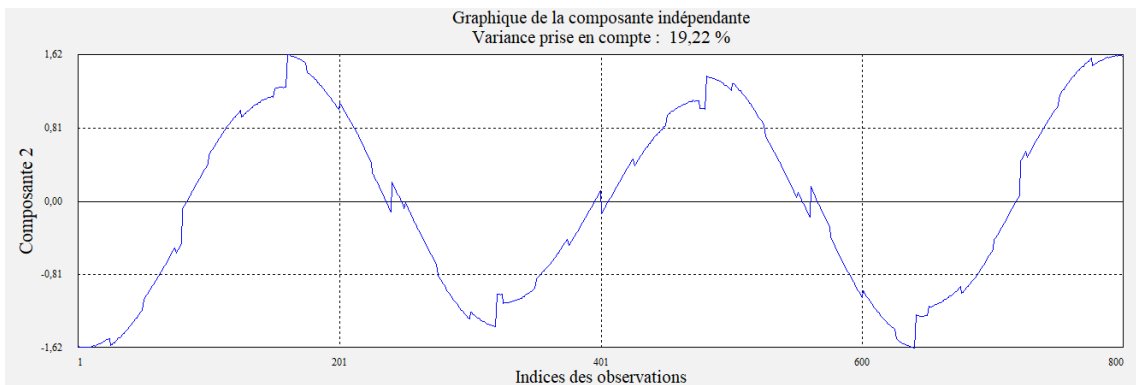
The screenshot shows the 'Analyse en composantes indépendantes' dialog box. On the left, a list of signals from Signal81 to Signal100 is displayed, with Signal81 to Signal100 highlighted in blue. On the right, the 'Colonnes des données' list contains Signal1 through Signal8. Below this, there are fields for '(Indices des observations :)' and '(Matrice de rotation initiale :)'. The 'Algorithme à utiliser' section has radio buttons for JADE (selected), FastICA (estimation en parallèle), FastICA (estimation par déflation), Infomax (méthode de Newton), Infomax (descente du gradient), and SOBI (frjd). The 'Nombre de composantes à extraire' is set to 6. There are checkboxes for 'Centrage' (checked) and 'Réduction'. At the bottom, there are buttons for 'Ok', 'Annuler', 'Sélection', 'Supprimer', and 'Aide'. Configuration parameters include 'Nombre maximum d'itérations' set to 500, 'Tolérance pour la convergence' set to 0.000001, '(Approximation de la néguentropie)' set to 'Aucune', and a '(Paramètre de tuning (si logcosh))' slider set between 1 and 2.

Visualisons les graphiques des composantes indépendantes et les histogrammes des données estimées. Ces histogrammes illustrent bien le caractère non gaussien des signaux estimés.

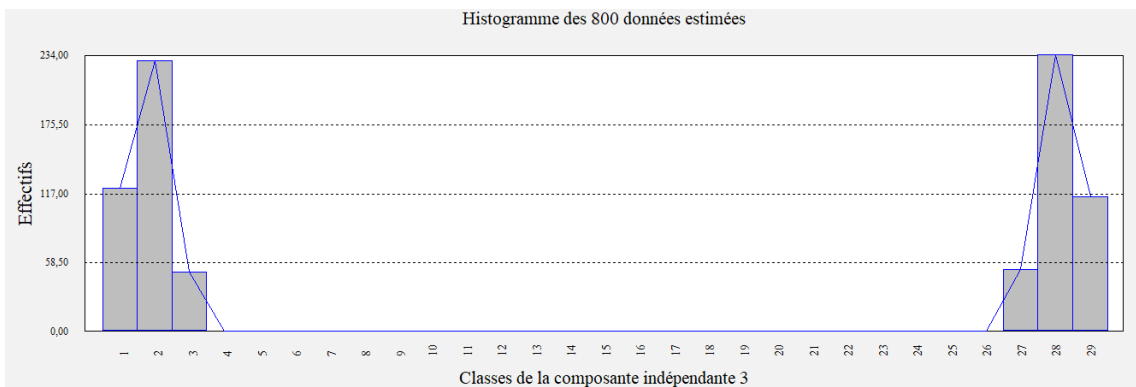
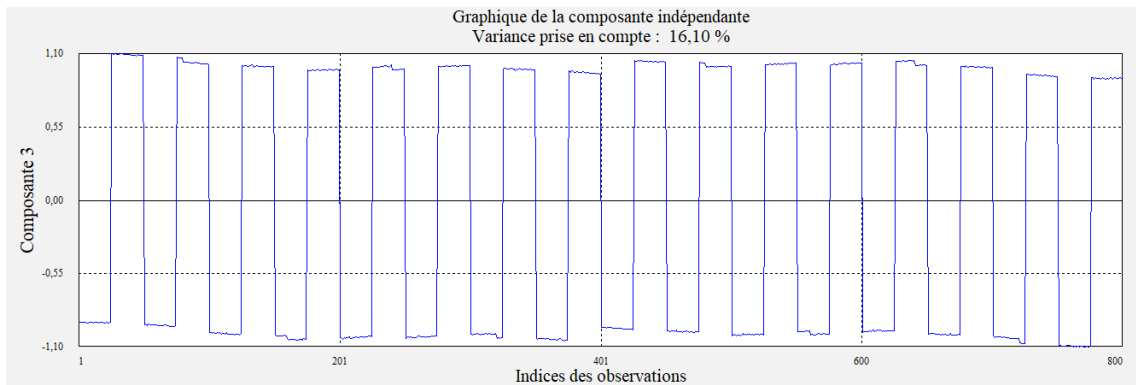
La composante indépendante n°1 représente le signal d'origine n°4.



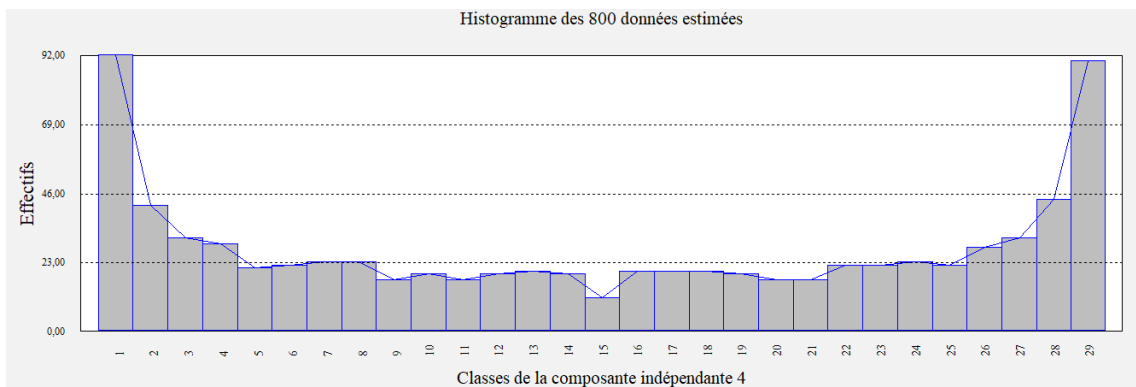
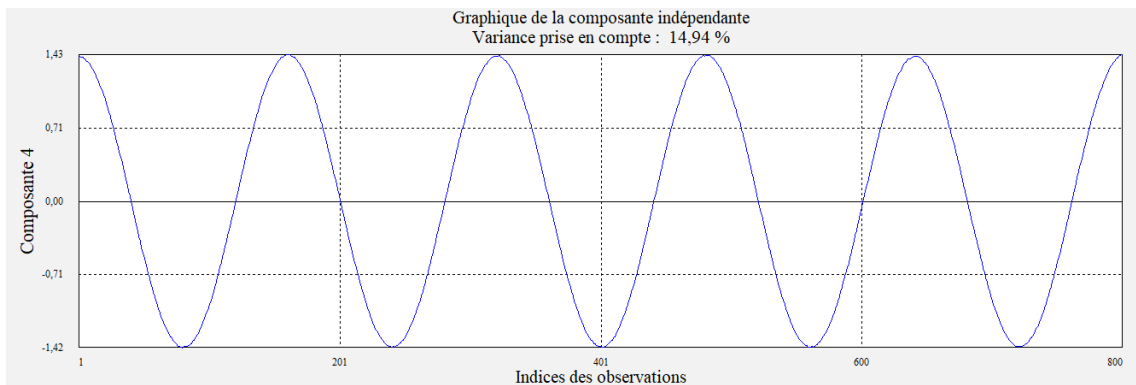
La composante indépendante n°2 représente le signal d'origine n°5.



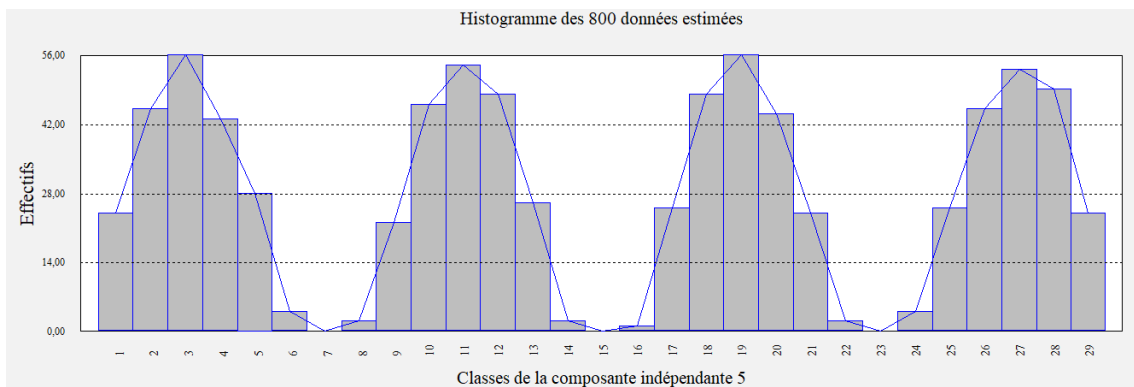
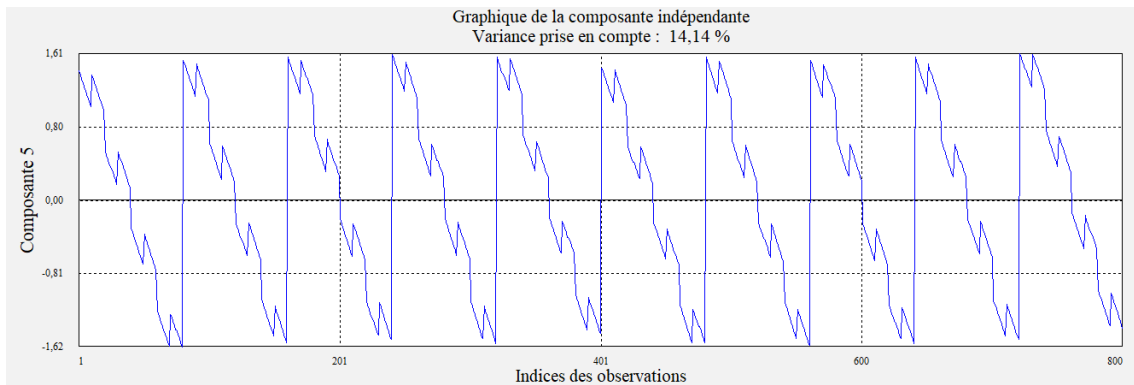
La composante indépendante n°3 représente le signal d'origine n°1.



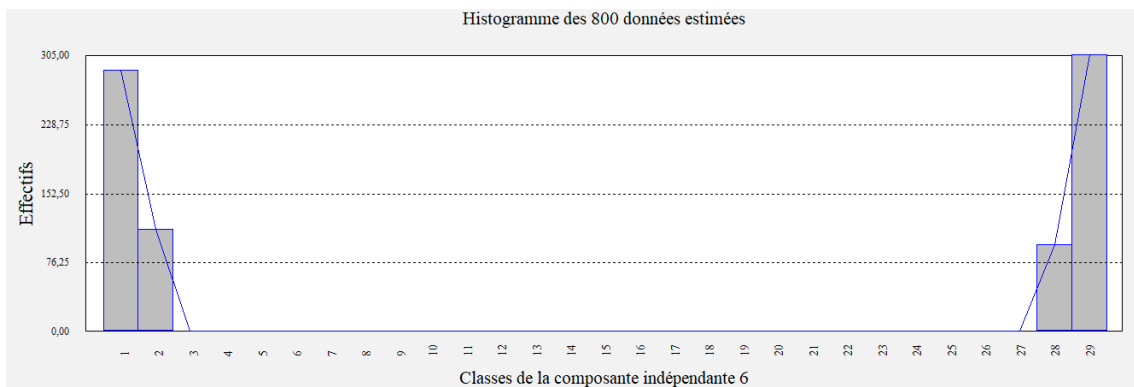
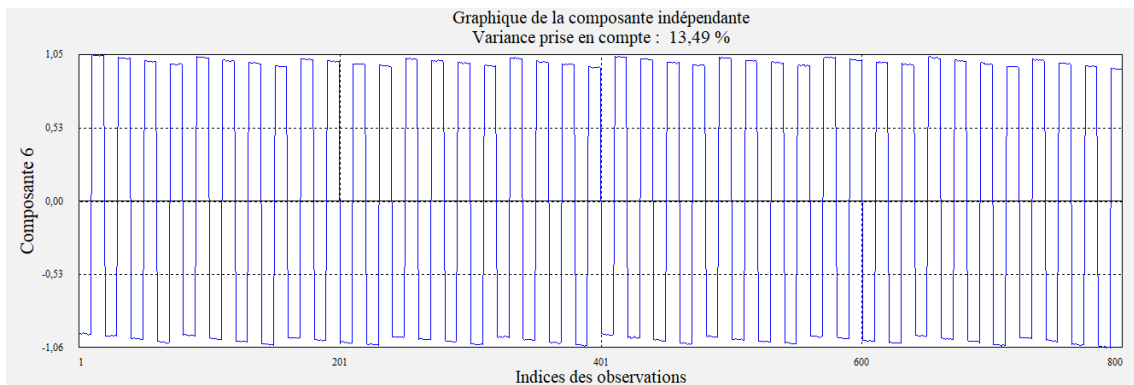
La composante indépendante n°4 représente le signal d'origine n°6.



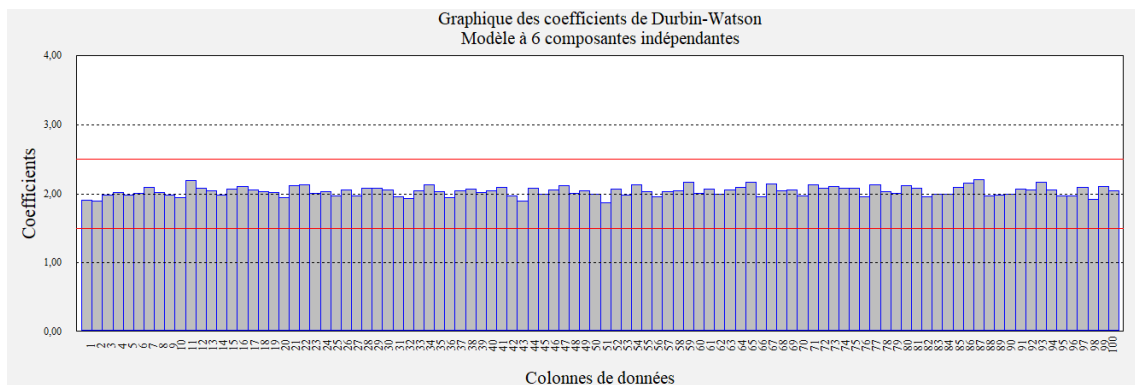
La composante indépendante n°5 représente le signal d'origine n°3.



La composante indépendante n°6 représente le signal d'origine n°2.



Visualisons enfin le graphique des coefficients de Durbin-Watson.




Les coefficients sont tous compris entre 1,5 et 2,5, ce qui indique que les résidus ne contiennent plus que du bruit.

Exemple 3 : Fichier Cocktail

Un exemple classique d'application de la séparation aveugle de sources est le problème de la soirée cocktail. Pour séparer les voix de p personnes, il faut p microphones placés en différents endroits de la pièce. Les microphones enregistrent les mélanges des voix des p personnes et l'objectif est alors de retrouver les discours individuels à partir de ces mélanges.

Dans cet exemple, nous mélangeons les trois fichiers sons d'origine source5.wav, source7.wav et source9.wav, disponibles dans le package R 'JADE' et placés dans le répertoire des exemples d'UNIWIN, y ajoutons une composante de bruit et essayons de retrouver ces fichiers d'origine.

Pour écouter ces fichiers sons, vous pouvez cliquer sur l'icône  dans le ruban Accueil.

Pour utiliser ces fichiers dans UNIWIN, il faut préalablement les transformer en données numériques en utilisant la fonction readWave du package R 'tuneR'.

Pour cela, il faut exécuter les commandes suivantes dans lesquelles 'chemin' indique le chemin vers le répertoire contenant les fichiers :

```
if(!require('tuneR')) {install.packages('tuneR')}
library("tuneR")
S1 <- readWave("chemin/source5.wav")
S2 <- readWave("chemin/source7.wav")
S3 <- readWave("chemin/source9.wav")
```

Un composant de bruit est ajouté aux données :

```
set.seed(321)
NOISE <- noise("white", duration = 50000)
```

Les données sont transformées pour avoir des variances unitaires :

```
Source <- cbind(S1@left, S2@left, S3@left, NOISE@left)
Source <- scale(Source, center = FALSE, scale = apply(Source, 2, sd))
Sourcets <- ts(Source, start = 0, frequency = 8000)
```

Les sources sont mélangées en utilisant une matrice de rotation dont les éléments sont générés à partir d'une loi uniforme :

```
p <- 4
Rotation <- matrix(runif(p^2, 0, 1), p, p)
Melange <- tcrossprod(Sourcets, Rotation)
Melangets <- as.ts(Melange)
```

Les graphiques montrés ci-après affichent les données des sons d'origine et des sons après mélanges.

Pour cet exemple, supposons que nous avons observé les mélanges de signaux affichés dans la figure 2.

L'objectif est alors d'estimer les signaux d'origine (Figure 1) en se basant sur ces données observées (Figure 2).

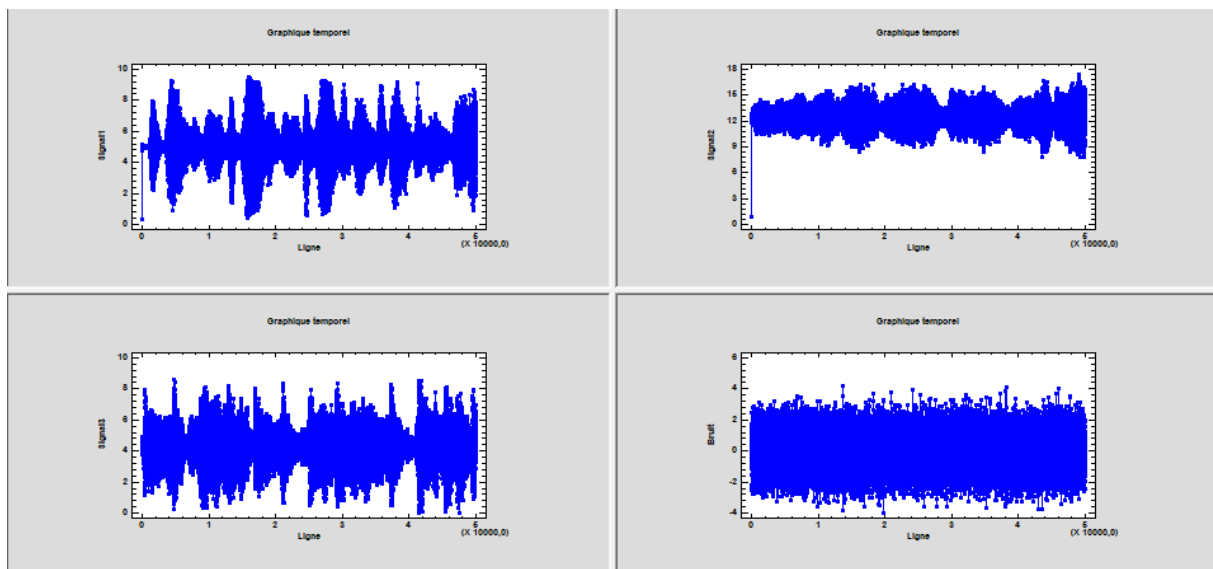


Figure 1 : Données sources + Composante de bruit

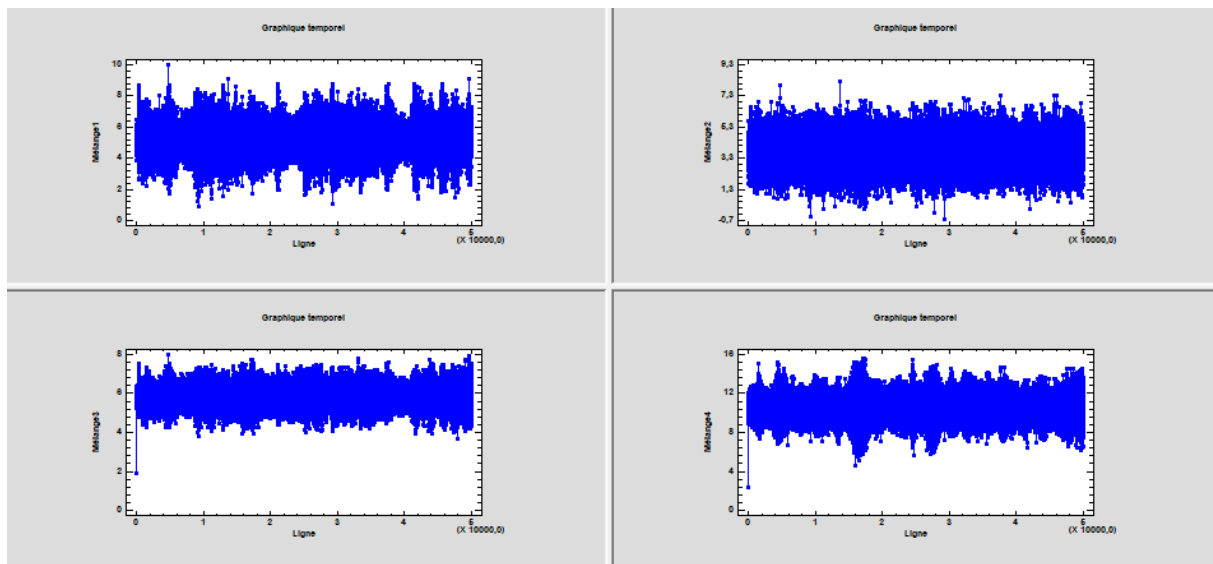


Figure 2 : Données mélangés

Pour écouter les sons mélangés, utiliser les commandes R suivantes :

```
x1 <- normalize(Wave(left = Melange[, 1], samp.rate = 8000, bit = 8), unit = "8")
x2 <- normalize(Wave(left = Melange[, 2], samp.rate = 8000, bit = 8), unit = "8")
x3 <- normalize(Wave(left = Melange[, 3], samp.rate = 8000, bit = 8), unit = "8")
x4 <- normalize(Wave(left = Melange[, 4], samp.rate = 8000, bit = 8), unit = "8")
```

```
play(x1)
play(x2)
play(x3)
play(x4)
```

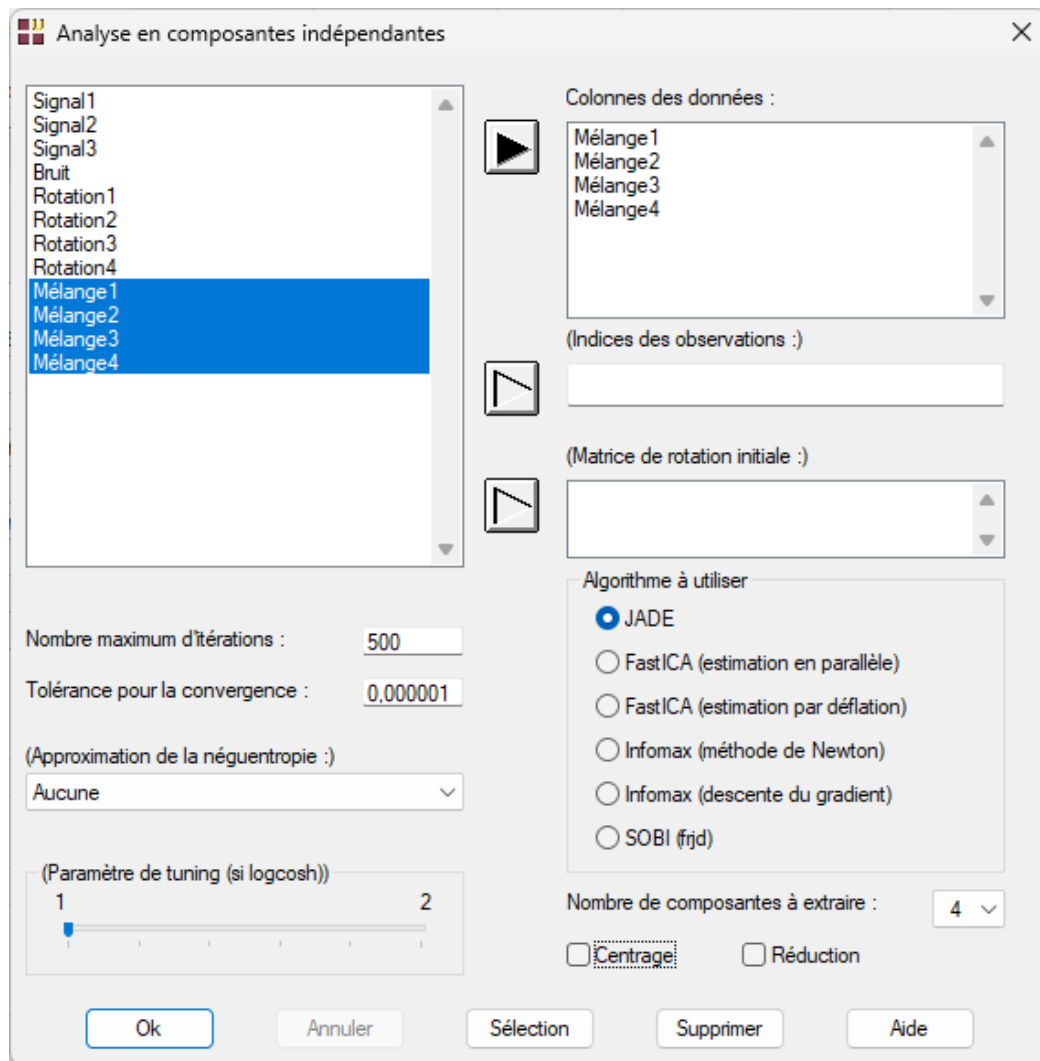
Les sons mélangés peuvent être enregistrés dans des fichiers par les commandes R suivantes utilisant le package 'tuneR' :

```
writeWave(x1, "chemin/x1.wav")
writeWave(x2, "chemin/x2.wav")
writeWave(x3, "chemin/x3.wav")
writeWave(x4, "chemin/x4.wav")
```

Ces fichiers sont placés dans le répertoire des exemples d'UNIWIN.

Pour écouter ces fichiers, vous pouvez cliquer sur l'icône  dans le ruban Accueil.

Cliquons sur l'icône 'ICA' dans le ruban 'Décrire' pour renseigner la boîte de dialogue d'entrée des données.



Les colonnes des données (signaux mélangés) sont les colonnes 'Mélange1', 'Mélange2', 'Mélange3' et 'Mélange4', chacune composée de 50000 observations.

Quatre composantes sont demandées et les données ne sont ni centrées ni réduites.

La matrice initiale de rotation n'étant pas précisée, une matrice unitaire diagonale est utilisée.

Utilisation de l'algorithme JADE

Après quelques instants pour effectuer les calculs, le rapport et les graphiques sont disponibles.

Rapports et Graphiques

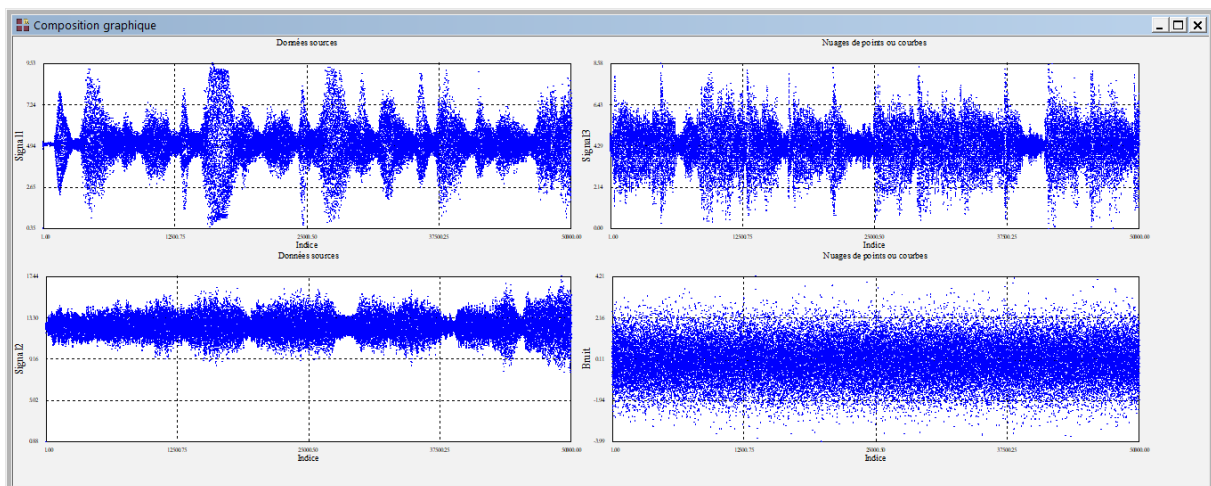
Rapport ICA

- Matrice de rotation initiale
- Matrice de mélange estimée
- Matrice de démixage estimée
- Matrice de blanchiment estimée
- Composantes principales
- Matrice de rotation estimée
- Composantes indépendantes
- Variances prises en compte
- Résidus
- Coefficients de Durbin-Watson
- Coefficient KMO

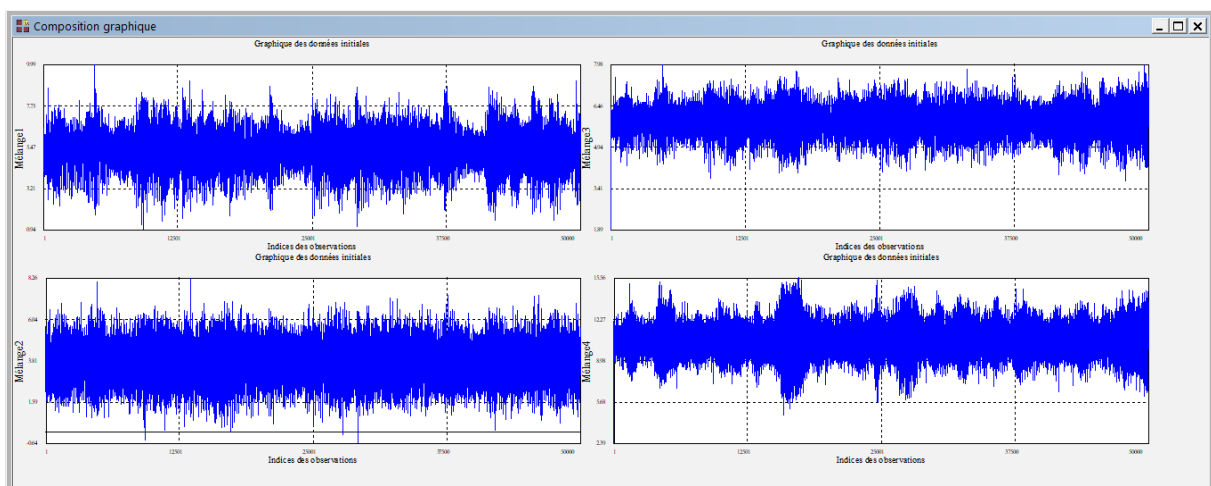
	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	COMPOSANTES INDEPENDANTES							
3								
4								
5		Composante 1	Composante 2	Composante 3	Composante 4			
6	1	-0,24329	1,84701	0,35996	3,58288			
7	2	-0,94291	-0,71351	-0,04182	-0,05473			
8	3	-1,01308	-0,28607	-0,05701	-0,23537			
9	4	-0,97624	-0,11263	-0,05429	0,14011			
10	5	-1,00795	-0,12941	-0,08646	-0,17922			
11	6	-0,97439	0,27360	-0,05495	0,09082			
12	7	-1,02238	0,73310	-0,05059	0,10086			
13	8	-0,99588	0,24982	-0,02790	0,37875			
14	9	-1,03962	0,35918	0,01742	0,46931			
15	10	-1,00004	-0,53853	-0,00542	0,31916			
16	11	-1,02466	0,35499	0,02367	0,15132			
17	12	-1,01237	1,50081	0,05597	0,35542			
18	13	-1,01177	0,19682	-0,04424	0,22100			
19	14	-1,06556	2,45541	-0,02082	0,21520			
20	15	-1,01467	-1,14074	-0,01273	0,31402			
21	16	-1,01262	-0,78730	0,00193	0,42586			
22	17	-1,00546	0,46728	-0,00248	0,24175			

Rapport Explorateur /

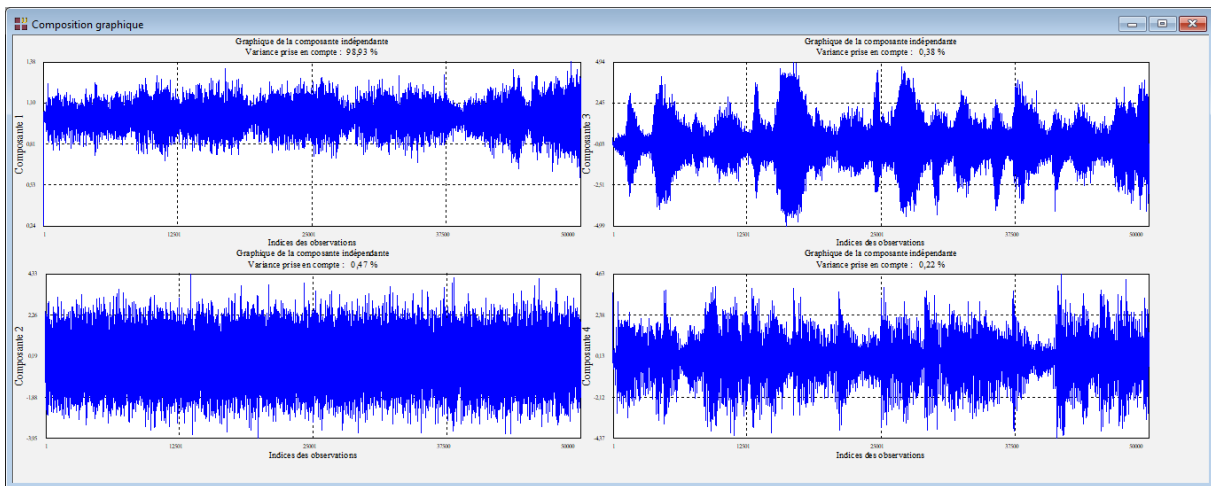
Voici les quatre graphiques des signaux sources affichés en utilisant la procédure 'Composition graphique' :



Voici les quatre graphiques des signaux mélangés :



Voici les quatre graphiques des signaux estimés :



Ces quatre fichiers estimés sont placés dans le répertoire des exemples d'UNIWIN :

- y1.wav
- y2.wav
- y3.wav
- y4.wav

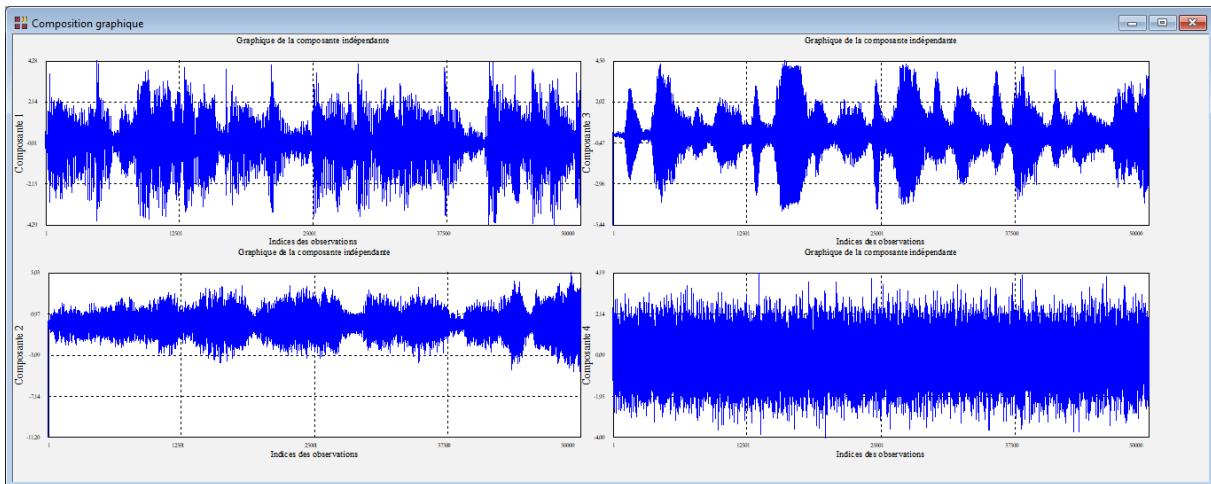
Pour écouter ces fichiers, vous pouvez cliquer sur l'icône  dans le ruban Accueil.

Utilisation de l'algorithme SOBI

Traitons ce même exemple en utilisant l'algorithme SOBI avec la méthode frjd (fast real joint diagonalization).

Voici ci-dessous les résultats obtenus.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	COMPOSANTES INDEPENDANTES							
3								
4								
5		Composante 1	Composante 2	Composante 3	Composante 4			
6	1	-0,09262	-11,20194	-5,44438	1,69498			
7	2	-0,29120	-0,61703	-0,31105	-0,71023			
8	3	-0,12412	0,32621	0,15407	-0,27842			
9	4	0,04497	-0,33988	-0,12300	-0,11998			
10	5	-0,09084	0,22666	0,14875	-0,12272			
11	6	0,01234	-0,33934	-0,12300	0,26814			
12	7	0,24759	0,22514	0,16037	0,72567			
13	8	0,34827	-0,24872	-0,06763	0,23070			
14	9	0,61739	0,22344	0,13063	0,33517			
15	10	0,27973	-0,15105	-0,06481	-0,55384			
16	11	0,26213	0,23003	0,08184	0,34823			
17	12	0,45383	-0,05494	-0,04839	1,48170			
18	13	0,28026	0,03553	0,06814	0,18867			
19	14	0,35354	-0,05883	0,02966	2,44121			
20	15	0,31137	0,03732	0,02652	-1,15548			
21	16	0,41335	-0,05820	-0,01569	-0,80752			
22	17	0,28211	-0,05614	-0,01641	0,45433			



Dans cet exemple, nous connaissons la matrice de mélange initiale. Nous pouvons donc calculer le produit matriciel de la matrice de mélange initiale (Rotation) par la matrice de démixage estimée (W) de façon à voir si la matrice obtenue n'a à peu près qu'un seul élément non nul en ligne et en colonne.

Réalisons cela avec la console R.

```

R Console
> Rotation
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] 0.1989445 0.066042430 0.7960446 0.4074442
[2,] 0.3164456 0.007431646 0.4714148 0.7279637
[3,] 0.1746490 0.294247244 0.3067949 0.1701618
[4,] 0.7910636 0.476462182 0.1508696 0.6219070
> Res$W
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] 1.930935 -0.9493257 -0.2541069 -0.0801665
[2,] -2.716585 1.1377401 5.8263278 -1.1454935
[3,] -3.092835 2.9243862 4.7697215 -2.7058202
[4,] -2.708573 3.3364635 2.4661190 -1.1977056
> round(Res$W*%Rotation, 4)
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]
[1,] -0.0241 0.0075 0.9995 0.0026
[2,] -0.0690 0.9976 -0.0115 0.0004
[3,] -0.9973 -0.0683 -0.0283 -0.0025
[4,] 0.0002 0.0009 -0.0074 1.0000
>

```

Le résultat indique que cela est bien le cas.

Exemple 4 : Fichier ECG

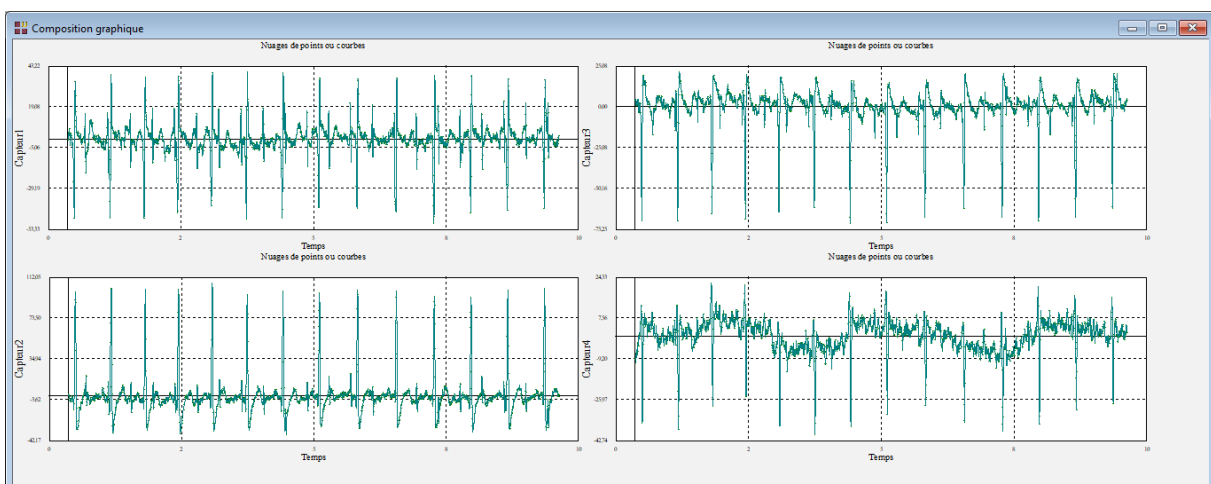
Dans ce troisième exemple, nous utilisons un jeu de données contenant des enregistrements d'électrocardiographie d'une femme enceinte (ECG). Ces données mesurent le potentiel électrique généré par le muscle cardiaque à partir de la surface du corps. L'activité électrique produite par les battements cardiaques d'un fœtus peut alors être détectée en mesurant le potentiel sur la peau de la mère.

Comme les signaux mesurés sont des mélanges des battements cardiaques du fœtus et de la mère, le but est d'utiliser la méthode JADE pour séparer ces deux battements cardiaques ainsi que certains artefacts les uns des autres.

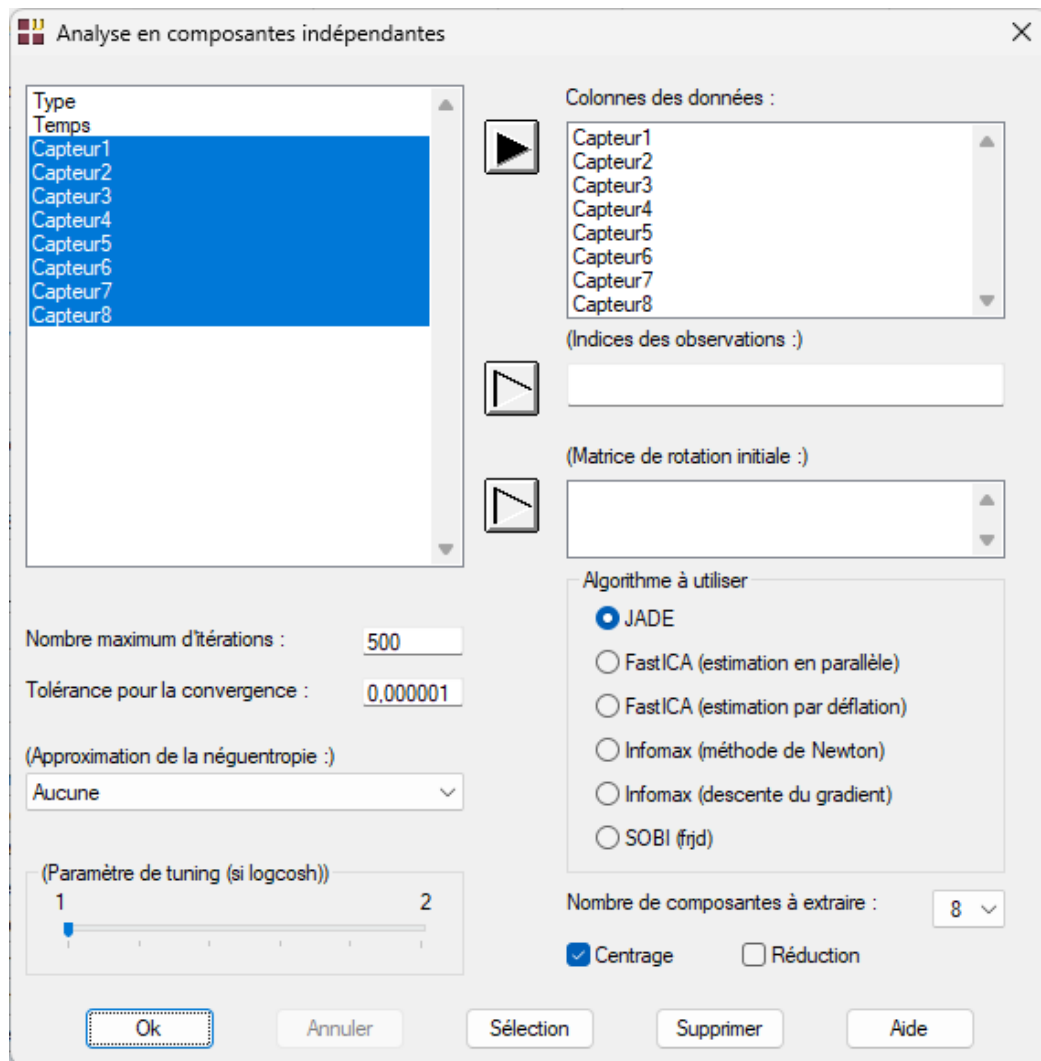
Dans ce contexte, il est utile de savoir que le cœur d'un fœtus est censé battre plus rapidement que celui de la mère.

Dans cet enregistrement ECG, huit capteurs ont été placés sur la peau de la mère, les cinq premiers dans la région abdominale et les trois derniers dans la région thoracique.

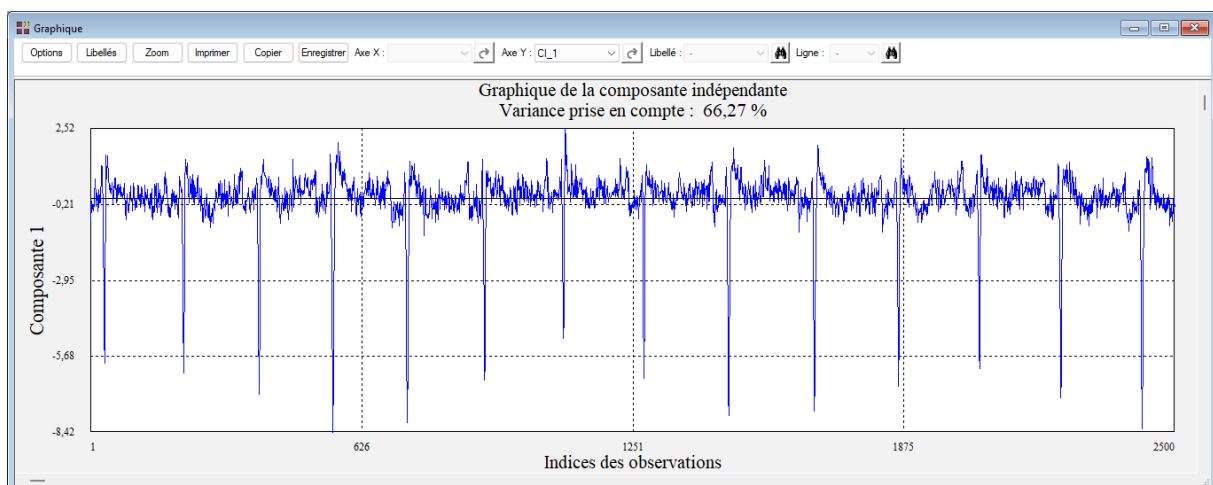
Visualisons les données des huit capteurs en utilisant les procédures 'Nuages de points' et 'Composition' du ruban 'Graphiques'.



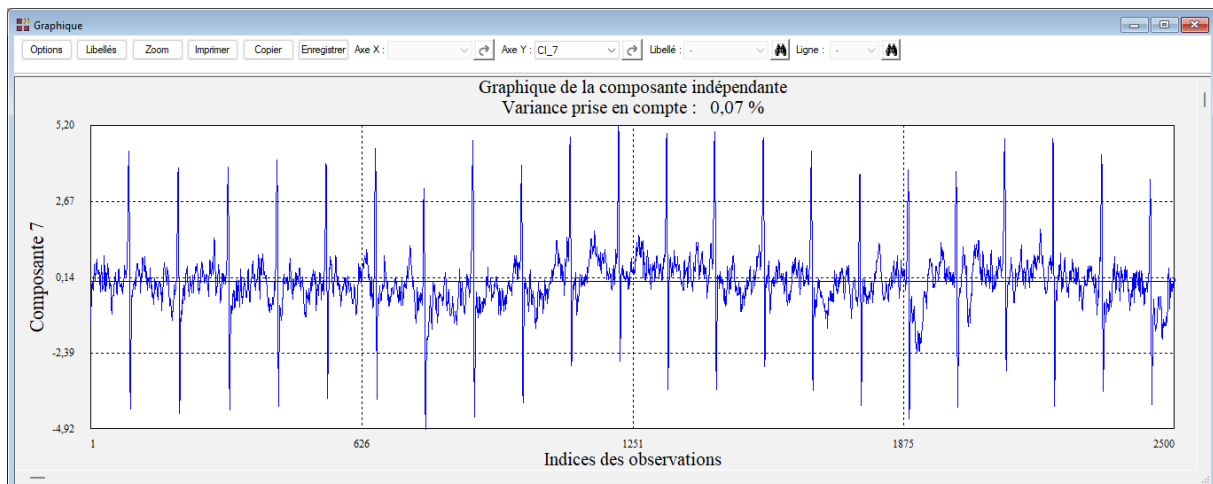
Exécutons la procédure JADE sur les données non centrées et demandons l'extraction de huit composantes indépendantes.



Parmi d'autres, la première composante indépendante possède 14 pics et représente les battements cardiaques de la mère :



La septième composante indépendante est celle d'intérêt dans cet exemple. Elle comporte 22 pics et représente les battements cardiaques plus rapides du fœtus :



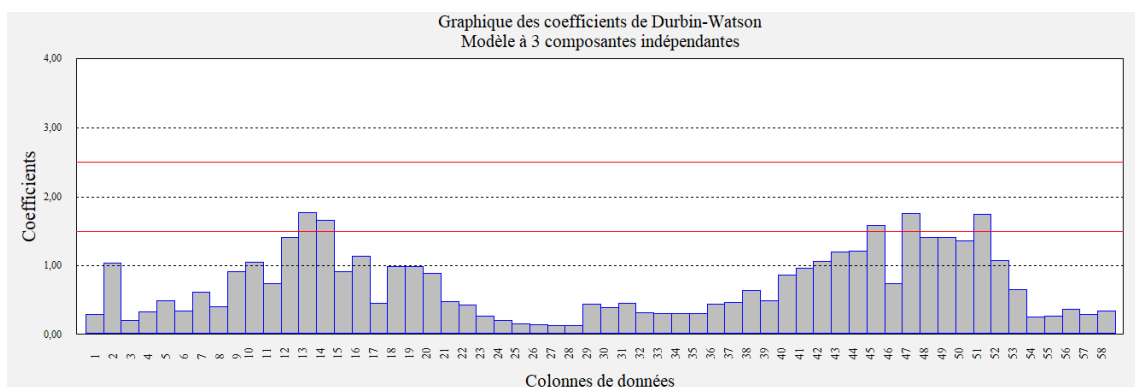
Exemple 5 : Fichier Lignine

La lignine est un des principaux composants du bois, avec la cellulose, l'hémicellulose : c'est le deuxième biopolymère renouvelable le plus abondant sur Terre, après la cellulose. A elles deux, elles cumulent plus de 70 % de la biomasse totale. C'est en 1856 que le terme lignine fait son apparition pour la première fois dans une publication du chimiste Franz Ferdinand Schulze (source Société Chimique de France).

Le fichier Lignine contient 58 signaux comportant chacun 260 données.

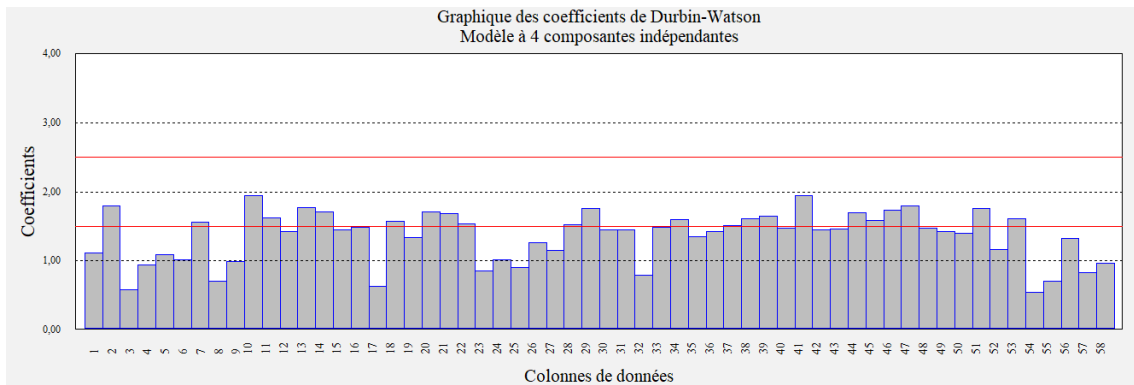
Mettons en œuvre l'analyse en sélectionnant tous les signaux, en choisissant l'algorithme JADE et en demandant l'extraction de 3 composantes indépendantes.

Visualisons le graphique des coefficients de Durbin-Watson :



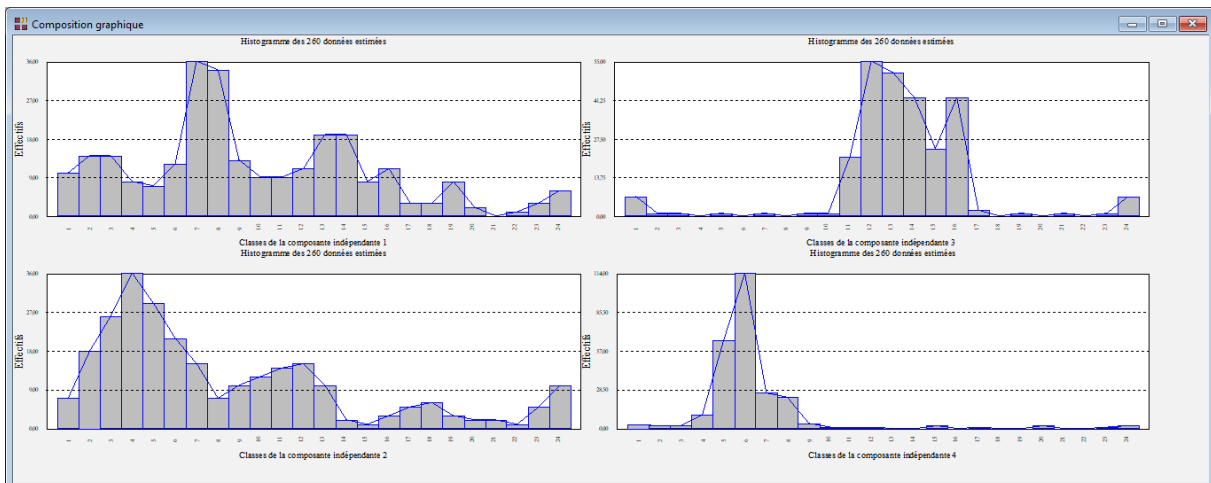
Clairement, il reste une partie des informations apportées par les signaux dans les résidus.

Demandons 4 composantes indépendantes.



Globalement, les coefficients sont supérieurs à 1,5.

Visualisons les histogrammes de ces 4 composantes indépendantes.



Les variables internes créées par la procédure

Voici la liste des variables internes créées par la procédure.

A noter que certaines des variables mentionnées ci-dessous peuvent ne pas apparaître, en fonction des options choisies.

<i>Variable</i>	<i>Contenu</i>
CI	Composantes indépendantes
W	Matrice de démixage estimée
liaisons	Liaisons entre les observations
indices	Indices des observations
CP	Composantes principales
M	Matrice de mélange estimée
Q	Matrice de blanchiment estimée

R Matrice de rotation estimée
RESID Matrice des résidus

Références

Documentation du package R 'ica' (2018)

<https://cran.r-project.org/web/packages/ica/ica.pdf>

Documentation du package R 'JADE' (2020)

<https://cran.r-project.org/web/packages/JADE/JADE.pdf>

Documentation du package R 'tuneR' (2018)

<https://cran.r-project.org/web/packages/tuneR/tuneR.pdf>

Vidéo de Douglas N. Rutledge (INRAe, AgroParisTech)

<https://www.dailymotion.com/video/x2mj80t>

Exemple 1

<http://rpubs.com/skydome20/93614>

Exemples 2, 5

Détermination du nombre optimal de composantes dans l'analyse en composantes indépendantes, Amine Kassouf, Delphine Jouan-Rimbaud Bouveresse, Douglas N. Rutledge.

Exemples 3 et 4

Blind Source Separation Based on Joint Diagonalization in R: The Packages JADE and BSSasymp, Jari Miettinen, Klaus Nordhausen, Sara Taskinen - August 19, 2019.

Signal Separation Methods based on Singular Value Decomposition and their Application to the Real-Time Extraction of the Fetal Electrocardiogram from Cutaneous Recordings, Dirk Callaerts, Ph.D. Thesis, KU Leuven - E. E. Dept., Dec. 1989.

Fetal Electrocardiogram Extraction by Blind Source Subspace Separation
IEEE Trans. Biomedical Engineering, Vol. 47, No. 5, May 2000, Special Topic Section on Advances in Statistical Signal Processing for Biomedicine, pp. 567-572.
L. De Lathauwer, B. De Moor, J. Vandewalle.