



HAL
open science

Réduction de la dimension temporelle de séries multivariées par extraction des tendances locales

Ahlame Douzal Chouakria

► **To cite this version:**

Ahlame Douzal Chouakria. Réduction de la dimension temporelle de séries multivariées par extraction des tendances locales. Extraction et gestion des connaissances, 2006, France. hal-00360541

HAL Id: hal-00360541

<https://hal.science/hal-00360541>

Submitted on 11 Feb 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Réduction de la dimension temporelle de séries multivariées par extraction des tendances locales

Ahlame Chouakria-Douzal*

*Timg-Imag, Université Joseph Fourier, Grenoble 1
domaine de La-Merci F-38706, France
Ahlame.Douzal@imag.fr

Résumé. L'application des méthodes d'analyse de données à des séries temporelles se trouve vite limitée par le nombre souvent très élevé des observations composant les séries. Ce travail propose une nouvelle technique de réduction de la dimension temporelle d'une série multivariée préservant la structure de variance-covariance, élément de base pour de nombreuses méthodes d'analyse de données. Cette nouvelle technique est fondée sur l'extraction des principales tendances locales composant la série et permet la conservation de la dimension temporelle des séries réduites. Les résultats de cette approche sont illustrés sur une application médicale en anesthésie-réanimation.

1 Introduction

La multiplication d'applications industrielles (télésurveillance, télécommunication, satellite,...), médicales ou scientifiques portant sur des bases de données temporelles exprime un besoin grandissant autour des problématiques d'analyse et d'extraction automatique de connaissance à partir de données temporelles. Par ailleurs, ces bases de données temporelles souvent caractérisées par des volumes très importants rendent inapplicables toutes méthodes classiques d'analyse. Une première approche consiste à réduire la dimension temporelle des séries avant toute analyse. Un des premiers travaux de réduction de la dimension temporelle au sein des bases de données temporelles fondé sur la transformée de Fourier discrète (DFT) fut introduit par AGRAWAL ((Agrawal et al., 1993)). D'autres travaux suivirent, basés sur la décomposition en valeurs singulières (SVD) (Wu et al. (1996)) ou sur la transformée par ondelettes discrètes (DWT) (Chan et Fu (1999)). Ces trois techniques de réduction de dimension ont la caractéristique d'exprimer les séries temporelles dans un nouvel espace de dimension réduite dont les dimensions sont définies par les valeurs singulières (cas d'une SVD) ou par les fréquences (cas d'une DFT ou d'une DWT). L'objectif de ce travail est de proposer une nouvelle technique de réduction de la dimension temporelle, fondée sur l'extraction des tendances locales, préservant l'information de variance-covariance introduite par les descripteurs et conservant la dimension temporelle des séries réduites. Cette nouvelle approche est illustrée sur des données issues d'une application en anesthésie-réanimation. Le reste de l'article est organisé comme suit. La section 2 introduit la notion de variance-covariance locale, notion introduite par J. VON NEUMANN (Von Neumann (1942)). Les résultats de la variance-covariance locale sont ensuite développés dans le cas du temporel. La section 3, présente les propriétés et les définitions liées à la variance-covariance temporelle. La section 4, présente la nouvelle technique

de réduction de dimension temporelle. Avant de conclure en section 6, la section 5 illustre la technique proposée sur des données médicales en anesthésie-réanimation.

2 Structure de contiguïté locale vs. temporelle

La notion de variance temporelle a été introduite initialement par J. VON NEUMANN (Von Neumann (1942)). Il montre que le calcul de la variance classique sur des données décrivant une tendance dans le temps est une surestimation de la variance réelle introduite par ces mêmes données. Une généralisation de ces travaux à une structure de contiguïté en général (spatial, temporel, interaction, ...) a été proposée par R.C. GEARY (Geary (1954)) puis par L. LEBART (Lebart (1969)) par l'introduction de la notion de variance locale.

Considérons N observations w_1, \dots, w_N dotées d'une structure de contiguïté connue a priori. Chaque observation donne la description d'un ensemble de variable X_1, \dots, X_p . On note x_{ij} la valeur prise par la variable X_j lors de l'observation w_i . La structure de contiguïté associée à chaque observation w_i son voisinage $E_i \subset \{1, \dots, N\}$ défini comme suit : $\forall k \in E_i$ w_k contiguë à w_i . On note $V_L(v_{jl}^L)$ la matrice de variance-covariance locale de dimension p associée aux N observations et tenant compte de la structure de contiguïté :

$$v_{jl}^L = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^N \sum_{i' \in E_i} (x_{ij} - x_{i'j})(x_{il} - x_{i'l}) \quad (1)$$

où $m = \sum_{i=1}^N \text{Card}(E_i)$, $\text{Card}(E_i)$ étant la cardinalité du voisinage E_i . Particulièrement, quand toutes les observations sont contiguës, et où la structure de contiguïté est représentée par un graphe complet, la variance-covariance locale converge vers la variance-covariance classique :

$$v_{jl}^L = \frac{1}{2N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{i'=1}^N (x_{ij} - x_{i'j})(x_{il} - x_{i'l})$$

La variance-covariance locale rapportée à la variance-covariance classique permet de mesurer de combien les données observées sont dépendantes de la structure de contiguïté a priori. Dans le cas de données indépendantes de la structure de contiguïté, la variance-covariance locale converge vers la variance-covariance classique. Par contre, dans le cas de données dépendantes de la structure de contiguïté, la variance-covariance classique surestime la variance-covariance locale. Ainsi GEARY propose un indice compris entre 0 et 1 mesurant le rapport entre la variance-covariance locale et la variance-covariance classique. Une valeur de cet indice proche de 0 implique une situation de dépendance forte de la structure a priori, et une valeur proche de 1 indique une situation d'indépendance forte de la structure de contiguïté.

Soit S une série temporelle multivariée composée de N observations w_1, \dots, w_N effectuées respectivement aux instants t_1, \dots, t_N et donnant la description de p variables X_1, \dots, X_p :

$$S = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & x_{Np} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Soit w_i une observation effectuée à l'instant t_i . On définit dans ce qui suit le voisinage temporel d'ordre $k \geq 1$ de w_i comme étant l'ensemble des observations effectuées dans la fenêtre temporelle $[t_{i-k}, t_{i+k}]$. On note $E_i \subset \{1, \dots, N\}$ l'ensemble référençant le voisinage de w_i et vérifiant :

$$\forall i' \in E_i \Rightarrow \max(1, i - k) \leq i' \leq \min(N, i + k)$$

On considère dans ce qui suit un voisinage temporel d'ordre $k = 1$. L'expression de la matrice de variance-covariance temporelle associée à S et notée $V_T(S)$ de terme général $v_{jl}^T(S)$ est :

$$v_{jl}^T(S) = \frac{1}{4(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{(i+1)j} - x_{ij})(x_{(i+1)l} - x_{il}) \quad (3)$$

L'indice de GEARY, dans le cas de la contiguïté temporelle, permet de mesurer combien les données observées sont dépendantes du temps. Plus cet indice est faible et plus les données expriment une tendance dans le temps ; réciproquement, plus fort est cet indice (proche de 1) moins les observations expriment une forme ou une tendance dans le temps (exemple : cas d'un processus aléatoire).

3 Définitions et propriétés

Cette section introduit des opérateurs définis sur l'ensemble des séries temporelles et annonce quelques propriétés.

3.1 Définitions

Décomposition et concaténation de séries temporelles Soit $S = (w_1, \dots, w_N)$ une série temporelle multivariée définie par les observations w_1, \dots, w_N . On considère la décomposition de S en k sous-séries temporelles $S_1 = (w_1, \dots, w_{n_1})$, $S_2 = (w_{n_1}, \dots, w_{n_2})$, ..., $S_k = (w_{n_{k-1}}, \dots, w_N)$ où $n_i \in \{1, \dots, N\}$. On dénote $L_1 = n_1, L_2 = n_2 - n_1 + 1, \dots, L_k = N - n_{k-1} + 1$ les longueurs respectives de S_1, S_2, \dots, S_k . On dénote dans ce qui suit une telle décomposition par $S = S_1 \oplus S_2 \oplus \dots \oplus S_k$. On remarque que deux sous-séries temporelles S_i, S_{i+1} successives ont une observation commune w_{n_i} .

Opérateur d'inclusion Soit S une série temporelle multivariée, $P(S)$ l'ensemble de toutes les sous-séries temporelles extraites de S . On définit l'opérateur d'inclusion dans $P(S)$ par :

$$\forall S_i, S_j \in P(S) \quad S_i \subset S_j \Rightarrow \exists S_k \in P(S) \text{ tel que } S_j = S_i \oplus S_k.$$

Relation d'ordre dans $P(S)$ On définit une relation d'ordre \leq dans $P(S)$ comme suit :

$$\forall S_i, S_j \in P(S) \quad S_i \leq S_j \Leftrightarrow S_i \subset S_j \quad (4)$$

3.2 Propriétés

Contribution à la variance-covariance temporelle Soit S une série temporelle multivariée de longueur N . On décompose S en k sous-séries temporelles S_1, \dots, S_k de longueurs respectives L_1, \dots, L_k , avec $S = S_1 \oplus, \dots, \oplus S_k$. La matrice de variance-covariance temporelle $V_T(S)$ vérifie la propriété suivante :

$$V_T(S) = V_T(S_1 \oplus, \dots, \oplus S_k) = \sum_{i=1}^k \frac{L_i - 1}{N - 1} V_T(S_i) \quad (5)$$

On définit C_S la fonction mesurant la contribution des sous-séries temporelles S_i de $P(S)$ à la variance-covariance temporelle de S :

$$C_S : P(S) \longrightarrow R^+$$

$$S_i \longrightarrow C_S(S_i) = \frac{L_i - 1}{N - 1} Tr(V_T(S_i)) \quad (6)$$

On vérifie aisément que $C_S(S) = Tr(V_T(S))$.

Propriété d'additivité de C_S Soit $S = S_1 \oplus, \dots, \oplus S_k$ une série temporelle multivariée de longueur N décomposée en k sous-séries temporelles, la fonction C_S vérifie la propriété d'additivité :

$$C_S(S) = C_S(S_1 \oplus, \dots, \oplus S_k) = \sum_{i=1}^k C_S(S_i) \quad (7)$$

Propriété de monotonie et de croissance de C_S Soit S une série temporelle multivariée de longueur N . Soit S_i, S_j deux séries temporelles de $P(S)$ avec $S_i \subset S_j$. La mesure des contributions C_S à la variance-covariance de S définit une fonction monotone croissante :

$$\forall S_i, S_j \in P(S) \quad S_i \leq S_j \Rightarrow C_S(S_i) \leq C_S(S_j)$$

4 Nouvelle technique de réduction de la dimension temporelle

Toute méthode de réduction de dimension temporelle représentant une série temporelle par un nombre d'observation plus faible, engendre une perte d'information. On s'intéresse dans ce qui suit à l'information de variance-covariance introduite par les descripteurs de la série. Nous proposons une méthode de réduction s'appuyant sur un seul paramètre en entrée,

le taux maximal de perte d'information suite à la réduction de dimension. Soit $\alpha_p \in [0, 1]$ ce paramètre. On Note $\tau_{rd} \in [0, 1]$ le taux de réduction réalisé :

$$\tau_{rd} = 1 - \frac{\text{Nombre d'observation final}}{\text{Nombre d'observation initial}}$$

Une réduction au seuil $\alpha_p \simeq 0$ (aucune perte d'information) fournit une série temporelle résultat identique à la série initiale avec un taux $\tau_{RD} \simeq 0$. A l'opposé, une réduction au seuil $\alpha_p \simeq 1$ (une perte d'information jusqu'à 100%) fournit une série temporelle résultat représentée par deux observations avec un taux $\tau_{RD} \simeq 1$. Statistiquement, afin de capturer les liens caractéristiques entre les descripteurs il est important qu'une réduction de dimension préserve un minimum de 70% ($\alpha_p \leq 0.3$) des corrélations issues des données initiales. Etant donné une valeur du seuil α_p , la méthode de réduction proposée peut être résumée en trois principales étapes. La première consiste à segmenter la série temporelle S en plusieurs sous-séries temporelles formant une partition sur l'ensemble des observations. Chaque sous-série temporelle est extraite sous condition d'inclure une contribution minimale à la variance-covariance temporelle totale α_{C_S} de S . Chaque sous-série temporelle ainsi extraite capture une forme ou une tendance représentative de la série temporelle. Vient ensuite l'étape de régression où chaque sous-série temporelle, issue de la segmentation, est représentée par un segment en procédant à une régression linéaire multiple sur l'ensemble des observations la composant. La série temporelle de dimension réduite est alors représentée par la succession de segments correspondants aux sous-séries temporelles extraites. Finalement dans la troisième étape, on évalue la perte d'information (corrélations) engendrée par la réduction de dimension. Pour cela on mesure l'écart moyen entre les corrélations issues de la série temporelle avant et après réduction. En fonction de cet écart, on réajuste (incrémente / décrémente) le seuil α_{C_S} . On réitère les trois étapes précédentes avec le nouveau seuil α_{C_S} jusqu'à l'obtention d'une réduction de dimension optimale maximisant τ_{RD} et préservant les corrélations à un taux supérieur ou égal à $1 - \alpha_p$. Les principales étapes de l'algorithme sont détaillées dans la section suivante.

4.1 Initialisation

Cette étape consiste à initialiser trois paramètres : - la valeur du seuil $\alpha_p \in [0, 1]$. Une valeur typique de $\alpha_p = 0.1$ (taux de 10%) correspond à un taux de conservation de l'information de 90% suite à la réduction de la dimension ; - la valeur initiale du seuil $\alpha_{C_S} \in [0, 1]$. On choisit typiquement une valeur initiale de $\alpha_{C_S} = 0.01$; celle-ci sera réajustée itérativement en fonction des données composant S . α_{C_S} correspond au taux minimal de contribution à la variance-covariance temporelle de S que doit vérifier une sous-série temporelle S_i ($C_S(S_i) \geq \alpha_{C_S}$) pour être extraite lors de la segmentation. Sémantiquement, cette condition assure une tendance minimale au sein de chaque sous-série temporelle extraite ; - enfin à calculer $V_T(S)$ la matrice de variance-covariance de S , de terme général $v_{jl}^T(S)$. Le calcul de $V_T(S)$ se fait de manière incrémentale (propriété d'additivité).

4.2 Segmentation

Extraire à partir de $S = (w_1, \dots, w_N)$ et dans l'ordre les sous-séries temporelles $S_1 = (w_1, \dots, w_{n_1}), \dots, S_k = (w_{n_{k-1}}, \dots, w_N)$ de longueur respectivement L_1, \dots, L_k avec k, L_1, \dots, L_k

Réduction de la dimension temporelle de séries multivariées

non connus *a priori*. On considère S_i^r la sous-série temporelle portant sur les r observations $w_{n_{i-1}}, \dots, w_{n_{i-1}+r}$. De part la propriété de monotonie et de croissance de C_S , on a :

$$\forall r \in [0, N] \quad S_i^{r-1} \subset S_i^r \Rightarrow C_S(S_i^{r-1}) \leq C_S(S_i^r)$$

le processus d'extraction de la sous-série temporelle S_i consiste à rechercher la première valeur de r vérifiant la condition de coupure :

$$C_S(S_i^r) \leq \alpha_{C_S} C_S(S) < C_S(S_i^{r+1})$$

Après l'extraction de la sous-série temporelle S_i de longueur $L_i = r$ on procède à l'extraction de S_{i+1}, S_{i+2}, \dots , jusqu'à la segmentation totale de S .

4.3 Régression

Soit $S_i = (w_{n_{i-1}}, \dots, w_{n_i})$ la i ème sous-série temporelle extraite de longueur L_i , on note $t_{n_{i-1}}, \dots, t_{n_i}$ les temps correspondants aux observations $w_{n_{i-1}}, \dots, w_{n_i}$:

$$X_1^{S_i} \quad \dots \quad X_p^{S_i}$$

$$S_i = \begin{pmatrix} x_{n_{i-1}1} & \dots & x_{n_{i-1}p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n_i1} & \dots & x_{n_ip} \end{pmatrix}$$

où $X_j^{S_i}$ représente les valeurs prises par la variable X_j pour la série temporelle S_i . Pour chaque sous-série temporelle S_i ainsi obtenue on effectue une régression linéaire multiple afin de déterminer la surface de réponse approximant (au sens des moindres carrés) au mieux les L_i observations. Le modèle linéaire de régression utilisé est :

$$X_j^{S_i} = \alpha_0 \mathbf{1}_{L_i} + \alpha_1 T + \sum_{s=2}^p \alpha_s X_{l_s}^{S_i}$$

où, $l_s \in \{1, \dots, p\} \setminus \{j\}$ et $X_j^{S_i}$ est la variable à estimer de dimension $(L_i \times 1)$, $\mathbf{1}_{L_i}$ le vecteur unitaire de dimension $(L_i \times 1)$ et $\alpha_0, \dots, \alpha_p$ les coefficients de régression associés aux autres variables du modèle. Les valeurs des coefficients de régression sont obtenues par la résolution du système d'équations suivant :

$$\begin{pmatrix} \alpha_0 \\ \vdots \\ \alpha_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & t_{n_{i-1}} & x_{n_{i-1}1} & \dots & x_{n_{i-1}p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & t_{n_i} & x_{n_i1} & \dots & x_{n_ip} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_{n_{i-1}j} \\ \vdots \\ x_{n_ij} \end{pmatrix}$$

Chaque sous-série temporelle S_i sera représentée par uniquement deux observations correspondant aux estimations aux instants $t_{n_{i-1}}$ et t_{n_i} .

4.4 Estimation de l'erreur

On note S^* la série temporelle obtenue suite à la réduction de la dimension temporelle de S . On note $Cor(S^*)$ de terme général $c_{jl}(S^*)$, $Cor(S)$ de terme général $c_{jl}(S)$, respectivement, les matrices des corrélations associées à S^* , à S . On propose d'estimer l'erreur moyenne due à la réduction de dimension comme suit :

$$e(S, S^*) = \frac{2}{p(p-1)} \sum_{j=1}^p \sum_{l=j+1}^p |c_{jl}(S) - c_{jl}(S^*)|$$

avec $e(S, S^*) \in [0, 1]$. On évalue la perte d'information (des corrélations) suite à la réduction de dimension en comparant $e(S, S^*)$ au seuil α_p . Deux cas de figure se présentent :

Cas 1 $e(S, S^*) \leq \alpha_p$: L'objectif ici est de rechercher la valeur maximale de τ_{RD} préservant les corrélations au seuil défini *a priori*. Pour ce faire, on incrémente α_{C_S} d'un pas défini comme suit :

$$\alpha_{C_S} = \min(\alpha_{C_S}, 2/3) 3/2$$

On note S_l^* la série temporelle réduite obtenue à l'itération l . On réitère les trois étapes avec la nouvelle valeur du seuil α_{C_S} et ce jusqu'à la vérification de la condition d'arrêt suivante :

$$e(S, S_l^*) \leq \alpha_p < e(S, S_{l+1}^*)$$

où S_l^* est la série temporelle réduite maximisant τ_{RD} et préservant les corrélations à taux de $1 - \alpha_p$. Remarquons que l'augmentation du seuil α_{C_S} a pour effet d'augmenter la variance minimale au sein de chaque sous-série temporelle, ce qui a pour conséquence temporelle de réduire le nombre des sous-séries temporelles extraites donc d'augmenter le taux τ_{RD} . **Cas 2** $e(S, S_l^*) > \alpha_p$: L'objectif ici est de rechercher la sous-série temporelle S^* préservant les corrélations au seuil défini *a priori*. Pour ce faire, on décrémente α_{C_S} d'un pas défini comme suit :

$$\alpha_{C_S} = \alpha_{C_S} \max(0.5, e(S, S^*))$$

On réitère les trois étapes avec le nouveau seuil α_{C_S} et ce jusqu'à l'itération l vérifiant la contrainte suivante :

$$e(S, S_l^*) \leq \alpha_p < e(S, S_{l-1}^*)$$

où S_l^* est la série temporelle préservant les corrélations au taux de $1 - \alpha_p$.

5 Applications et résultats

On dispose de données issues du monitoring composé de 11 capteurs physiologiques observant l'état d'un patient en anesthésie réanimation. Ces données constituent une série temporelle multivariée donnant la description de 5269 observations d'un patient par 11 variables descriptives quantitatives. Les observations sont effectuées à des intervalles de temps réguliers. Pour des soucis de bonne visibilité, la figure 1 donne la représentation en deux dimensions (temps

Réduction de la dimension temporelle de séries multivariées

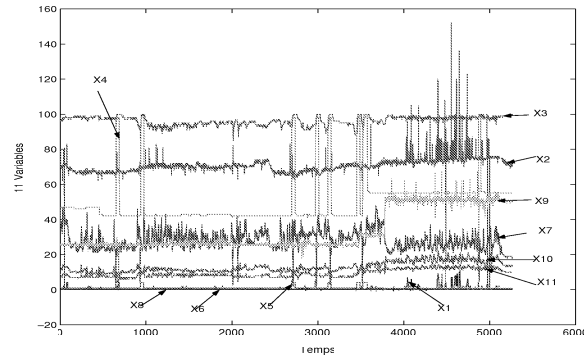


FIG. 1 – Représentation plane des courbes associées aux 11 descripteurs

× descripteur) des courbes associées aux 11 descripteurs. Pour illustrer le fonctionnement de l’algorithme, on propose d’appliquer la méthode de réduction à différents niveaux de perte d’information (de corrélations) allant de 10% à 70%. Chaque ligne du tableau 1 résume les résultats obtenus suite à l’application de la réduction de dimension avec un taux α_p de perte maximale de corrélations. Par exemple, pour une perte maximale de 10%, on obtient une série

α_p (%)	Nb observation	τ_{RD} (%)	$e(S, S^*)$ (%)	Temps (s)	$\alpha_{C_S}^*$	Nb itération
10	388	92.63	9.3	515.46	0.0013	3
20	158	97.00	18.38	132.40	0.005	2
30	32	99.39	26.19	492.59	0.0338	4
40	18	99.65	34.75	396.14	0.0759	6
50	12	99.77	44.37	594.98	0.1139	7
60	6	99.88	55.05	858.42	0.2563	9
70	4	99.92	47.22	543.53	0.5767	11

TAB. 1 – Réduction de dimension de la série à différents taux α_p

temporelle réduite représentée par uniquement 388 observations, soit un taux de réduction de 92.63%, la perte effective d’information est de 9.3% soit une conservation de 90.7% des corrélations initiales, le temps d’exécution total est de 515.46 secondes. L’algorithme converge en trois itérations avec une valeur finale de $\alpha_{C_S}^*$ de 0.0013. La figure 2 représente les séries réduites suite à une réduction de dimension aux seuils de perte de corrélation de 10% et 20%. Remarquons que plus le taux de perte d’informations fixé *a priori* α_p est élevé, plus on “agrège” d’observations au sein de chaque sous-série temporelle extraite et plus fort est le taux de réduction τ_{RD} . La figure 3 représente les rapports taux de réduction, perte d’information effectives $\frac{\tau_{RD}}{e(S, S^*)}$ associés aux différentes valeurs de α_p . On remarque que la réduction de dimension de la série temporelle multivariée qui maximise ce rapport est obtenue à un seuil de perte d’information de 10%, soit à un taux de réduction de dimension de 92.63% et à taux de préservation de corrélations de 90.7%.

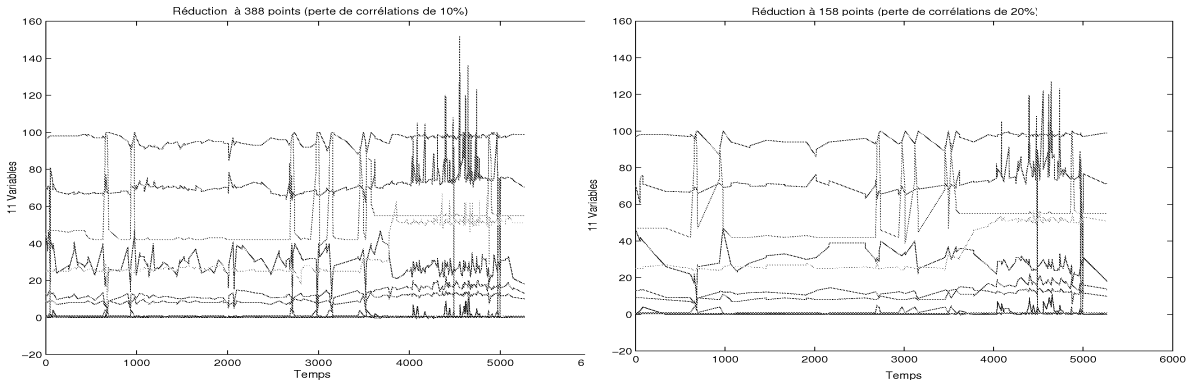


FIG. 2 – $\alpha_p = 10\%$

$\alpha_p = 20\%$

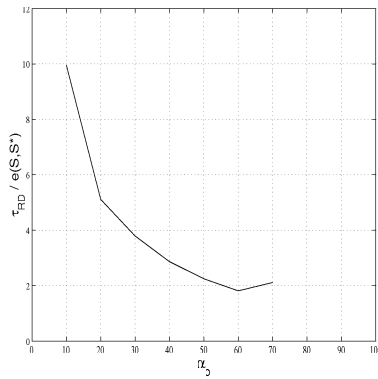


FIG. 3 – L'évolution des paramètres taux de réduction et perte de variance/covariance après réduction

6 Conclusion

Ce travail propose une nouvelle technique de réduction de la dimension temporelle de séries multivariées préservant la structure de variance/covariance introduite par les données. L'approche proposée est fondée sur l'extraction des principales tendances locales caractérisant les séries. Cette technique à l'avantage de ne dépendre en entrée que du seuil de perte d'information (variance/covariance) maximale autorisé suite au processus de réduction.

Références

Agrawal, r., C. Faloutsos, et a. Swami (1993). Efficient similarity search in sequence databases. In *Proc. of the 4th Conference on Foundations of Data Organization and Algorithms*.

- Chan, k. et w. Fu (1999). Efficient time series matching by wavelets. In *Proc. of the 15th IEEE International Conference on Data Engineering*.
- Geary, R. (1954). The contiguity ratio and statistical mapping. *The Incorporated Statistician* 5,3, 115–145.
- Lebart, L. (1969). Analyse statistique de la contiguïté. *Publication de l'ISUP* 18, 81–112.
- Von Neumann, j. (1942). The mean square successive difference. *Annals of Mathematical Statistics*, 153–162.
- Wu, D., r. Agrawal, a. El Abbadi, a. Singh, et t. Smith (1996). Efficient retrieval for browsing large image databases. In *Proc. of the 5th International Conference on Knowledge Information*, pp. 11–18.

Summary

The application of Data Analysis methods to time series is limited because of the inherent high dimension of temporal data. One promising solution consists in performing dimensionality reduction before the time series analysis. We propose a new technique which reduces the temporal dimension of multivariate time series while preserving variance/covariance structure. We illustrate the efficiency of the proposed technique through an intensive care unit application.