



COMPRESSION DE SEQUENCES D'IMAGES MEDICALES

CHAMEROY V. & DI PAOLA R.

U66 INSERM, INSTITUT GUSTAVE-ROUSSY, Villejuif.

RÉSUMÉ

Pour que les systèmes d'archivage et de communication d'images médicales (PACS) soient implantés avec succès en site hospitalier, il est indispensable d'envisager la compression des images numériques qu'ils doivent gérer. La méthode proposée résulte de la combinaison de deux méthodes : une analyse en composantes principales, première étape d'une méthode plus générale d'analyse factorielle des structures dynamiques (AFSD) d'une série d'images dynamiques, permet d'extraire un nombre limité de composantes principales (courbes) et leurs distributions spatiales associées (images). Chaque image subit ensuite, après découpage en blocs, une transformée cosinus discrète et un codage semi-adaptatif. Pour évaluer quantitativement le processus, les séries initiales et reconstruites sont soumises à des algorithmes d'analyse fonctionnelle (méthodes des régions d'intérêt, AFSD), habituellement utilisés en routine clinique.

SUMMARY

For a successful implementation of medical PACS, compression of medical image series must be implemented. The method developed consists in two main steps. A principal component analysis, first step of the conventional factor analysis of dynamic structures (FADS), is applied to the original dynamic series. A limited number of principal components (curves) and their associated spatial distribution (images) are computed. Then each image is transformed using a block quantized 2D-discrete cosine transform. To evaluate quantitatively the compression, the initial and reconstructed series are processed using routinely applied functional analyses (regions of interest methods, FADS).

1. INTRODUCTION

L'implantation des réseaux de communication au sein des hôpitaux ou PACS (Picture Archiving and Communication System) nécessite de résoudre un ensemble de problèmes relatifs au stockage, à la gestion des données, au mode de communication, aux normes, à la numérisation de toutes les modalités d'imagerie médicale. Les modalités numériques existantes, et celles qui le deviendront, engendrent un volume de données de plus en plus important. Pour que la transmission et le stockage de ces images soient possibles au sein des PACS, la compression des images est une condition indispensable (Templeton et al., 1987). D'ores et déjà, celle-ci s'avère nécessaire dans un service d'imagerie, qui fait face à une production croissante d'images, de séries d'images et à d'évidents problèmes d'archivage.

Des méthodes réversibles sont déjà implantées. Cependant, les taux de compression atteints sont de l'ordre de 2 seulement (Kunt, 1978), (Quinn et al., 1985), (Okada, 1985), (Huang et al., 1987). Nous nous proposons de comprimer d'un facteur 20 à 100 des séries d'images dynamiques acquises en Médecine Nucléaire, en scanner X ou en Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). La méthode proposée résulte de l'application de deux méthodes de transformation orthogonale : l'Analyse en Composantes Principales (ACP) de la séquence d'images initiale, puis la Transformation Cosinus Discrète (TCD) des images associées aux composantes principales extraites.

2. MATERIEL ET METHODES

2.1. MATERIEL

Tous les programmes ont été développés sur un ordinateur VAX 8300 (DEC), en FORTRAN 77. Les images sont visualisées sur un processeur d'images 7000 (SIGMEX). Nous avons traité des séquences dynamiques de médecine nucléaire: a/ des séquences de premier passage cardiaque comprenant 70 images 64*64 acquises toutes les 0,5 secondes après injection d'hématies marquées au ^{99m}Tc , b/ des séquences de 30 à 60 images acquises toutes les minutes sur des patients porteurs d'ostéosarcome (tumeur solide des os) après injection d'hydroxyméthylène diphosphonate (HMDP) marqué au ^{99m}Tc .

2.2. METHODES

2.2.1. L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

L'Analyse Factorielle des Structures Dynamiques (AFSD) (Di Paola et al., 1976), (Di Paola et al., 1982), (Barber, 1980) porte sur des séquences d'images dynamiques qui permettent de suivre l'évolution d'un produit radioactif en médecine nucléaire ou d'un produit de contraste en scanner ou en IRM. Cette méthode repose sur l'hypothèse de structures sous-jacentes caractérisées par leur distribution spatiale et la cinétique du traceur associée.

L'AFSD, qui permet d'estimer ces cinétiques et ces distributions spatiales, se décompose en deux étapes de calcul. D'une part, une analyse en composantes principales, qui réduit le nombre de dimensions de l'espace des données initiales, contribuant ainsi à comprimer les données, d'autre part une analyse oblique sous contraintes de positivité, qui



permet d'obtenir des résultats ayant une signification physiologique. Dans la perspective de la compression, nous avons conservé le schéma de l'AFSD (Fig. 1), en n'effectuant que la première étape, l'ACP, qui est de toute façon réalisée lors de l'analyse de la série initiale.

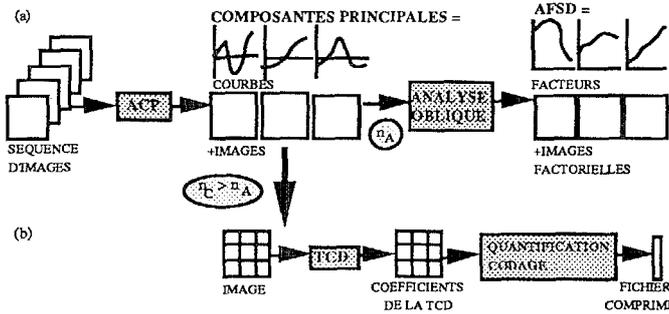


Fig. 1 : (a) Etapes de l'analyse factorielle des structures dynamiques (AFSD) extrayant n_A facteurs; (b) Méthode de compression : après analyse en composantes principales, transformation cosinus discrète des images associées aux n_C composantes principales retenues, puis quantification et codage des coefficients obtenus.

Les données analysées sont des séquences de P images de N^2 pixels, soit N^2 courbes de P points. Une segmentation des pixels par pavé 4×4 ou 8×8 est effectuée, améliorant le rapport signal sur bruit par moyennage de l'activité des pixels adjacents. Les pixels de faible activité sont éliminés par seuillage. On réduit ainsi a priori la dimension de la matrice analysée. Les lignes de cette matrice correspondent à l'évolution dans le temps d'un (ou d'un ensemble) pixel et les colonnes représentent les images vectorisées. La matrice A analysée comporte alors P colonnes et $M < N^2$ lignes. On calcule $A^t A$ ou AA^t selon que $P < M$ ou $M < P$. La matrice résultante est diagonalisée, puis, les valeurs propres et les vecteurs propres sont extraits. La meilleure approximation de l'espace considéré est l'espace décrit par les vecteurs propres B_k associés aux K premières valeurs propres classées par ordre décroissant et telles que :

$$A(j,p) = \sum_{k=1}^K b(k,j) \cdot B_k(p) + N(j,p)$$

où $b(k,j)$ est le coefficient de proportionnalité associé aux vecteurs B_k et $N(j,p)$ est le bruit du pixel (j,p) .

Les vecteurs propres (composantes principales) ainsi calculés, étant orthogonaux entre eux, comportent un certain nombre de coordonnées négatives. C'est pourquoi, dans le cadre d'une analyse fonctionnelle, une analyse oblique est nécessaire pour que les estimées des cinétiques soient positives, et aient une signification physiologique. Les courbes, estimées après la rotation ne comportant alors que des valeurs positives, sont appelées facteurs. Leurs distributions spatiales associées sont appelées images factorielles.

Les distributions spatiales associées sont calculées en projetant les cinétiques des différents pixels issus de l'échantillonnage spatial initial sur la base orthogonale constituée par les composantes principales.

Le nombre de facteurs extraits est lié aux nombres de structures sous-jacentes. Dans le cadre de la compression, nous ne sommes pas contraints d'interpréter les courbes et les images obtenues. En se limitant à la première étape (ACP), la compression peut-être effectuée sans se soucier de la signification des éléments propres extraits, pour autant que le nombre retenu soit supérieur ou égal à celui des fonctions physiologiques sous-jacentes.

2.2.2. TRANSFORMATION COSINUS DISCRETE

Pour augmenter la compression, nous avons comprimé les images associées aux composantes principales retenues. Pour ce faire, un processus en deux étapes, transformation

orthogonale et codage, a été implémenté (Pratt, 1978), (Rosenfeld et al., 1982), (Di Paola et al., 1975), (Di Paola et al., 1976).

Nous avons choisi la transformation cosinus discrète (TCD) car elle donne des résultats proches de ceux obtenus par la transformation de Karhunen-Loève, et qu'il existe des algorithmes de calcul rapide (Ahmed et al., 1974), (Ahmed et al., 1975). De plus, la TCD est devenue pratiquement un standard dans le domaine de la compression.

La méthode, telle que nous l'avons utilisée, comporte un découpage en blocs, leur transformation cosinus discrète, la quantification et le codage semi-adaptatif des coefficients de la transformée.

2.2.2.1 Découpage et seuillage

La transformation peut être appliquée à l'image globale ou à chacun des blocs la constituant. En règle générale, nous avons découpé les images en blocs carrés 8×8 ou 16×16 selon la taille de l'image originale. La somme des pixels d'un bloc donné est comparée à un seuil. Si la somme est inférieure au seuil, le bloc n'est pas traité ; dans la restitution de l'image de départ, ce bloc est mis à zéro. Si la somme est supérieure au seuil, le bloc est transformé et codé.

2.2.2.2. La transformation

La TCD bidimensionnelle d'une fonction discrète $f(i,j)$ de $N \times N$ pixels est définie comme suit :

$$F(u,v) = \frac{2}{N} C(u,v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i,j) \cdot \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right)$$

où :

$C(u,v) = 1/2$	$u=v=0$
$C(u,v) = 1/\sqrt{2}$	$u=0, v=1, 2, \dots, N-1$
	$v=0, u=1, 2, \dots, N-1$
$C(u,v) = 1$	$u=1, 2, \dots, N-1$
	$v=1, 2, \dots, N-1$

La transformation inverse est donnée par :

$$f(i,j) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u,v) F(u,v) \cdot \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2N}\right) \cdot \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{2N}\right)$$

La transformation cosinus discrète est à noyaux séparables; elle est appliquée à l'image f par calcul sur les lignes puis sur les colonnes. Les N coefficients de la transformation cosinus monodimensionnelle peuvent être calculés à partir de l'algorithme de FFT sur 2N points (Ahmed et al., 1974). D'autres méthodes de calculs sur N points ont été développées (Chen et al. 1977), (Kamangar et al., 1982).

2.2.2.3. Quantification et codage adaptatif

Le codage adaptatif consiste à représenter un coefficient par un mot dont la longueur (nombre de bits) est adaptée à son amplitude: les coefficients de forte amplitude nécessitent davantage de bits que les coefficients de faible amplitude. Dans chaque bloc, le nombre de bits pour le codage est variable mais cette répartition des bits sur l'ensemble de l'image permet une compression sur les données.

Dans la quantification adaptative, le nombre de bits par coefficient est fixe. Mais le paramètre de quantification est adapté à la variance des différents coefficients. Un compromis, que nous avons repris, entre les 2 méthodes a été proposé par Bacchi, 1976.

La transformation, en décorrélant les données numériques qui constituent l'image, a concentré l'énergie dans un nombre réduit de coefficients. Un balayage 'zig-zag' du plan transformé permet de ramener la représentation bidimensionnelle à une représentation monodimensionnelle, tout en respectant la distribution statistique décroissante de l'énergie des coefficients.

Le premier coefficient, moyenne de l'image, est codé sur neuf bits. Les suivants, jusqu'à une limite l_L , sont divisés par un facteur de quantification Q_1 , et codés de manière adaptative



selon leur amplitude. Les coefficients, de IL au dernier indice, quantifiés par Q2, sont codés par plage de zéros.

2.2.3. DECOMPRESSION

L'application de la compression à une séquence d'images fournit un fichier de codes, permettant de reconstruire les images associées aux composantes principales, par décodage et application de la transformation cosinus inverse. Une combinaison linéaire de ces images et des composantes principales, stockées sans compression, permet de restituer la séquence d'images initiale (Fig. 2).

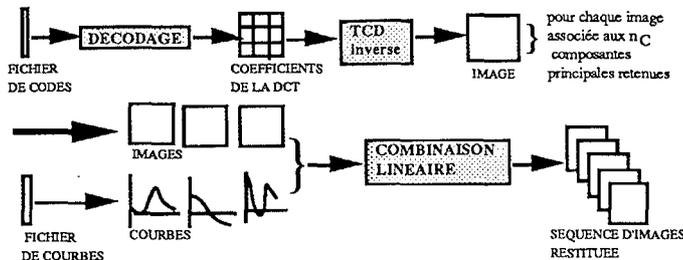


Fig. 2 : Décompression : décodage des n_C images comprimées, transformation cosinus inverse de chaque image, puis combinaison linéaire des images restituées et des courbes stockées sans compression.

3. EVALUATION

Pour appréhender la qualité de l'image après compression, peu d'outils sont à notre disposition : l'aspect de l'image restituée visualisée simultanément à l'image originale, l'aspect de l'image différence, l'écart quadratique moyen entre les images initiales et reconstruites ; aucun n'est vraiment satisfaisant ou suffisant. Les uns sont subjectifs, les autres insuffisamment précis pour rendre compte de la qualité visuelle de l'image restituée. Un critère plus objectif, plus quantitatif est souhaitable.

Une objection régulièrement faite aux méthodes de compression "irréversible" réside dans l'impossibilité, qu'elles entraîneraient, d'appliquer correctement des traitements quantitatifs (Peters et al., 1987), utilisés en routine clinique, sur les images restituées après décompression. Noh et al., 1986 remarquent que "les méthodes qui ne transforment pas l'image de façon isomorphe sont inutilisables". C'est pourquoi nous avons choisi d'appliquer sur des séquences d'images décomprimées, deux méthodes utilisées en clinique : a/ la méthode des régions d'intérêt (ROI) : une zone est délimitée autour d'un organe ou d'une structure dont on veut estimer la cinétique. La courbe d'évolution, du contenu des pixels inclus dans la zone en fonction du temps, est calculée pour la série initiale et pour la série reconstruite. b/ l'analyse factorielle des structures dynamiques est appliquée aux deux séquences.

4. RESULTATS

Pour mesurer la compression, on calcule soit le nombre de bits par pixel, soit le facteur de compression, rapport du nombre de bits initial (nombre de bits nécessaires pour représenter tous les pixels des images de la série initiale) sur le nombre de bits final (nombre de bits dans le fichier codé stocké).

L'exemple que nous avons choisi concerne une séquence acquise au niveau des membres inférieurs d'un patient porteur d'un ostéosarcome. Quatre composantes principales sont extraites. Le facteur de compression est alors de 15, soit 1 bit par pixel. Puis, chacune des 4 images est comprimée par TCD et codée, avec un facteur de compression moyen de 7 (Fig. 3), d'où un facteur de compression global de 100 soit 0,16 bits par pixels. Nous présentons huit des images de la séquence initiale, une image sur quatre a été retenue pour présenter les résultats, et les images restituées correspondantes (Fig. 4). Elles ont une apparence filtrée.

Pour évaluer la qualité de la compression, nous avons appliqué la méthode des ROI et déterminé une zone autour de la tumeur (Fig. 5). L'application de l'AFSD qui permet

d'extraire 3 facteurs (le premier représente une cinétique du type vasculaire, le second correspond aux tissus mous, et le troisième à une cinétique osseuse) donne des résultats superposables (Fig. 6).

5. DISCUSSION

Le choix de l'ACP comme première étape dans un processus de compression se justifie dans un contexte clinique, car elle est commune à l'AFSD, ce qui réduit d'autant le temps de calcul nécessaire à la compression de la séquence.

Le choix du nombre de composantes principales à retenir n'étant pas lié à une interprétation physiologique des composantes, comme dans l'AFSD, nous pouvons conserver quelques composantes supplémentaires pour s'assurer une qualité d'image reconstruite satisfaisante.

La transformation peut s'appliquer à des blocs de l'image ou à l'image entière. L'avantage de la seconde est l'absence d'artefact de blocs, dû aux différents paramètres de quantification pour les pixels situés aux limites extérieures des blocs. Cependant la transformation / quantification appliquée à des blocs est plus adaptative et permet de compresser davantage l'image. Par ailleurs, l'implémentation matérielle accélérera les temps de calcul, car le calcul en parallèle de la TCD de plusieurs blocs est alors possible.

Un mauvais choix des paramètres de quantification entraîne l'apparition d'un pavage sur le fond de l'image restituée. La comparaison des caractéristiques statistiques du plan transformé avant codage et après codage-décodage : maximum des coefficients sur l'ensemble des blocs de l'image, moyenne des coefficients sur l'ensemble des blocs, variance moyenne des blocs de l'image, permet d'évaluer la qualité de l'image restituée. La distribution des statistiques doit permettre de définir des critères de comparaison et d'optimiser les paramètres pour obtenir le meilleur compromis qualité d'image/facteur de compression, et ce, pour chaque type d'image.

6. CONCLUSION.

La compression des séquences d'images médicales à des taux de compression élevés est indispensable pour améliorer les transmissions et l'archivage dans les PACS. Nous avons montré que la méthode proposée est utilisable, par la superposition de résultats de traitements utilisés en routine clinique. Les taux de compression, pour des séries dynamiques en médecine nucléaire, peuvent atteindre 100. L'amélioration de la méthode passe par l'optimisation du taux de compression atteint, tout en conservant une qualité des images acceptable, et par son automatisation pour qu'elle puisse être implantée dans un contexte clinique.

7. REFERENCES.

1. Ahmed, N., Natarajan, T., and Rao, K.R. Discrete cosine Transform. IEEE Trans. Comput. C25: 90-90, 1974.
2. Ahmed, N., and Rao, K.R. Orthogonal Transforms for digital signal Processing. Springer, Berlin, 1975.
3. Bacchi, H. Considérations sur le choix des transformations orthogonales et sur leurs perspectives. Acta Electronica 19: 299-332, 1976.
4. Barber, D.C. The use of principal components in the quantitative analysis of gamma camera dynamic studies. Phys. Med. Biol. 25: 283-292, 1980.
5. Chen, W., and Fralick, S.C. A fast computational algorithm for the discrete cosine transform. IEEE Trans. Commun. 25: 1004-1009, 1977.
6. Di Paola, R., Penel, C., Bazin, J.P., and Berche, C. Factor analysis and scintigraphy, Raynaud, C., Todd-Pokropek, A.E., eds, CEA, Orsay, 1: 91-123, 1976.
7. Di Paola, R., and Todd-Pokropek, A.E. New developments in techniques for information processing in radionuclide imaging. Medical Radionuclide Imaging, IAEA, Vienna, 287-312, 1980.
8. Di Paola, R., Bazin, J.P., Aubry, F., Aurengo, A., Cavailloles, F., Herry, J.Y., and Kahn, E. Handling of dynamic



sequences in nuclear medicine. IEEE Trans. Nucl. Sci., NS-29: 1310-1321, 1982.

9. Huang, H.K., Lo, S.C., Ho, B.K., and Lou, S.L. Radiological image compression using error-free and irreversible two-dimensional direct-cosine-transform coding techniques. J. Opt. Soc. Am. 4: 984-992, 1987.

10. Kamangar, F.A., and Rao, K.R. Fast algorithms for the discrete cosine transform. IEEE Trans.Comp. 31: 61-68, 1982.

11. Kunt, M., Source Coding of X-Ray Pictures. IEEE Trans. Biomed. Eng. 25: 121-138, 1978.

12. Noh, K.H., and Jenkins, J.M., Comparison of data compression schemes for medical images. Application of optical instrumentation in medicine XIV and Picture archiving and communication system (PACS IV) for medical applications, Schneider, R.H., Dwyer, S.J. eds, SPIE, Whashington, 626: 392-398, 1986.

13. Okada, M. Storage volume of computer tomography images can be reduced by a factor five. Comput. Meth. Prog. Biomed. 20: 151-157, 1985.

14. Peters, J.H., Roos, P., Van Dijke, M.C.A., and Viergever, M.A., Loss-less compression in digital angiography. Information Processing in Medical Imaging. de Graaf, C.N., Viergever, M.A., eds, Plenum Press, New-York, 335-341, 1987.

15. Pratt, W.K. Digital image Processing. John Wiley, New York, 1978.

16. Quinn, J.F., Rhodes, M.L., and Rosner, B. Data compression techniques for CT image archival. Picture Archiving and Communication Systems (PACS II) for Medical Applications, Dwyer, S.J. ed, SPIE, Washington, 418: 209-212, 1983.

17. Rosenfeld, A., and Kak, A.C. Digital picture processing. Academic Press, New-York, 1982.

18. Templeton, A.W., Dwyer, S.J., Cox, G.G., Lee, K.R., Johnson, J.A., Martin, N.L., Chang, C.H., Anderson W.H., and Bialek, J. A digital radiology imaging system : a description and clinical evaluation. AJR 149: 847-851, 1987.

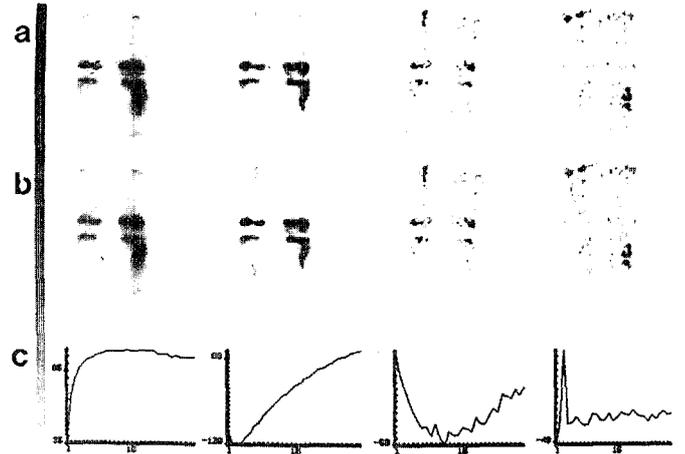


Fig. 3 : (a) Les images associées aux composantes principales; (b) Les images après compression par TCD; (c) Les composantes principales.

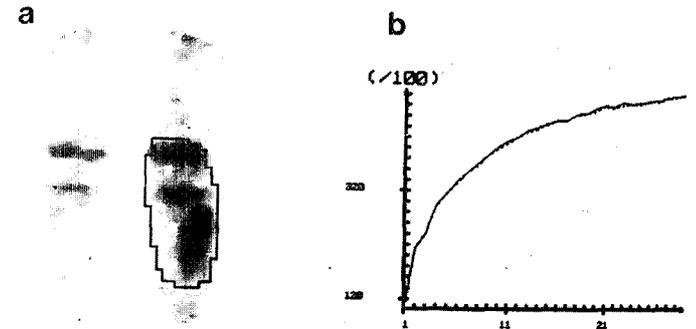


Fig. 5 : (a) Région d'intérêt délimitée autour de la tumeur; (b) superposition des courbes activité-temps, en trait continu : pour la série initiale, en trait pointillé : pour le série reconstruite.

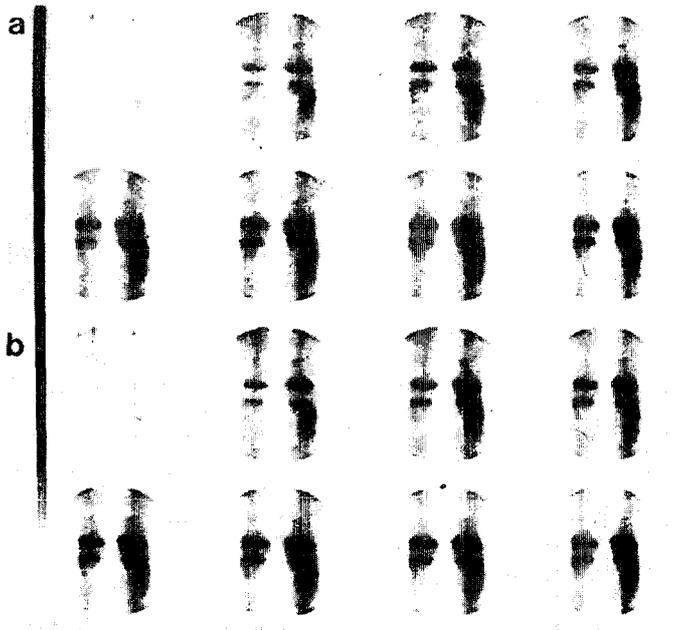


Fig. 4: (a) 8 images de la série initiale (1 / 4) parmi les 30 acquises; (b) 8 images correspondantes reconstruites après compression par ACP et TCD.

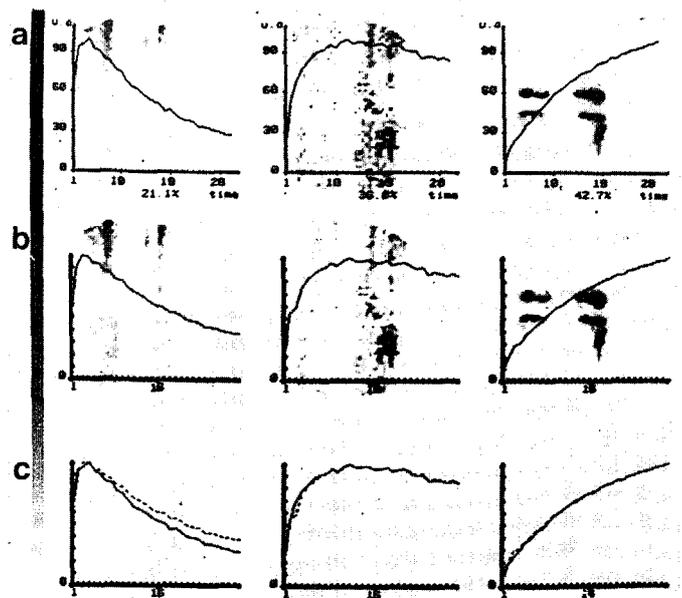


Fig. 6 : (a) Facteurs extraits par l'AFSD de la série initiale; (b) Facteurs extraits par l'AFSD de la série reconstruite ; (c) Superposition des facteurs, trait continu : série initiale, trait pointillé : série reconstruite.