

# Les applications industrielles et biomédicales du modèle LIP (Logarithmic Image Processing)

Pascal Michoud <sup>(1)</sup>, Jean-Charles Pinoli <sup>(1)(2)</sup>, Michel Jourlin <sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> CPE/LISA CNRS EP0092  
43 Bd du 11 Novembre 1918 BP 2077  
69616 Villeurbanne Cedex - France

<sup>(2)</sup> Pechiney,  
Centre de Recherches, BP 27  
38340 Voreppe - France

## RÉSUMÉ

Le modèle LIP (Logarithmic Image Processing) est un cadre mathématique rigoureux non linéaire compatible physiquement avec les images à signal transmis et la vision humaine. Le cadre mathématique du modèle LIP fournit un ensemble spécifique d'opérations algébriques et fonctionnelles, permettant ainsi l'introduction de techniques nouvelles de traitement d'images, physiquement et mathématiquement justifiées, qui donnent de bons résultats dans des cadres applicatifs concrets. Cet article présente les applications biomédicales et industrielles utilisant les techniques d'interpolation, de recentrage et rehaussement de dynamique, de calcul de contraste et de corrélation, basées sur les opérations non-linéaires du modèle LIP. Les développements en cours et à venir utilisant le LIP ouvrent de nouvelles perspectives quant à la mise au point de nouveaux outils pour le traitement d'images.

## 1 Introduction

L'idée initiale du modèle LIP (Logarithmic Image Processing) [1] est de définir une opération additive, close dans l'intervalle réel borné  $[0, M[$  ( $M$  étant égal à 256 dans le cas digital sur 8 bits), rigoureuse d'un point de vue mathématique et physiquement compatible avec les images à lumière transmise. En effet, l'opération classique d'addition n'est pas compatible avec la nature non-linéaire de ces images, de sorte que la somme de deux niveaux de gris peut ne pas appartenir à l'intervalle borné dans lequel elle doit normalement se situer. Ces dépassements nécessitent le recours à des troncatures ou à des changements d'échelles, qui occasionnent des pertes ou des distorsions d'informations.

## 2 Présentation du modèle LIP

Dans le cadre du modèle LIP, une image est identifiée à sa fonction de gris définie sur un support spatial  $D$  et à valeurs dans  $[0, M[$  : la valeur 0 correspond à un point

## ABSTRACT

The Logarithmic Image Processing (LIP) model is a rigorous non-linear mathematical framework physically compatible with transmitted light images and human vision. The framework of the LIP model provides a special set of algebraic and functional operations and then the introduction of new image processing techniques, physically and mathematically proved, which are effective in a lot of applied situations. This article deals with biomedical and industrial applications using logarithmic interpolation technique, stabilization and dynamic range enhancement, contrast computing and correlation method, based on non-linear operations of the LIP model. Actual research based on the LIP model provides outlook in the implementation of new techniques in image processing.

totalemment transparent et la valeur  $M$  à un point totalement opaque, définissant ainsi l'échelle des tons de gris.

Les lois du modèle LIP sont alors définies de la façon suivante :

L'addition de deux images  $f(x,y)$  et  $g(x,y)$  au sens LIP ( $I$ ):

$$f(x,y) \downarrow g(x,y) = f(x,y) + g(x,y) - f(x,y).g(x,y)/M \quad (1)$$

La multiplication d'une image  $f(x,y)$  par un scalaire  $\alpha$  au sens LIP :

$$\alpha \rightarrow f(x,y) = M - M.(1 - f(x,y)/M)^\alpha \quad (2)$$

Ces lois de base  $\downarrow$  et  $\rightarrow$  permettent de définir sur l'ensemble  $I(D,M)$  des fonctions à tons de gris définies sur le même support spatial  $D$ , une structure d'espace vectoriel réel, ordonné par la relation d'ordre usuelle  $\leq$ . Ce cadre mathématique algébrique, fonctionnel et ordonné rigoureusement établi [2], fournit un ensemble spécifique d'opérations pour le traitement d'images et de signaux non linéaires de type logarithmique. Le modèle LIP est de plus compatible avec les lois physiques de formation d'images

par transmittance [1,3], et les lois de perception visuelle de Weber et de Fechner, ainsi qu'avec le contraste psychophysique et les caractéristiques d'inversion de l'échelle d'intensité et de saturation de la vision humaine [1,4,5].

### 3 Applications

#### 3.1 L'interpolation

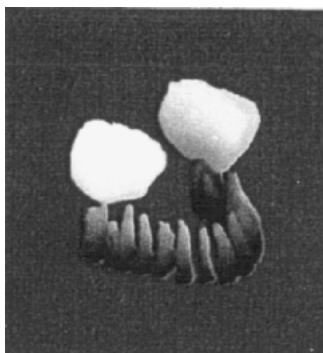
L'interpolation LIP [1] est une des premières opérations de traitement d'image applicable puisqu'elle découle directement de la définition du modèle. Cette opération consiste à créer un ensemble d'images fictives permettant de passer d'une image  $f_k$  à une image  $f_{k+1}$  : c'est le fondu enchaîné.

Dans le cas de coupes sériées ou de coupes scanners, cela consiste à créer des coupes manquantes de façon à obtenir un bloc de données plus isotrope (constitué de voxels cubiques); en effet, lorsque les coupes sont réalisées physiquement, il arrive que certaines d'entre elles soient endommagées. Quant aux acquisitions obtenues par un scanner, elles présentent fréquemment un écart important entre la résolution de la coupe et l'épaisseur de celle-ci.

La formule d'interpolation permettant de générer les images  $f_i$  des coupes intermédiaires  $P_i$  à partir de deux coupes successives  $P_k$  et  $P_{k+1}$  est donnée par :

$$f_i = (i/N) \rightarrow f_k \downarrow (1 - i/N) \rightarrow f_{k+1} \quad (3)$$

L'illustration suivante (figure 1) montre une image tridimensionnelle d'une mâchoire supérieure humaine reconstruite à partir de coupes scanners, en utilisant l'interpolation logarithmique pour générer les coupes manquantes [6]. La technique de visualisation utilise une atténuation logarithmique de l'intensité lumineuse pour que les objets proches apparaissent plus éclairés que les objets éloignés [7].



- figure 1 -

#### 3.2 Le recentrage et le rehaussement de dynamique

La multiplication LIP permet de définir des images homothétiques  $\alpha \rightarrow f$  d'une image  $f$ . Il a été démontré [9]

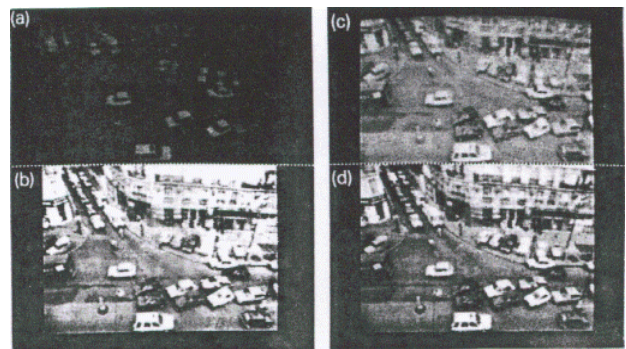
qu'il existe un unique réel  $\alpha_o(f)$  tel que la dynamique occupée par  $\alpha_o(f) \rightarrow f$  soit maximale, permettant ainsi de définir un opérateur de maximisation de dynamique, qui de plus permet

de centrer la nouvelle dynamique dans l'intervalle  $[0, M[$  des niveaux de gris. L'expression de ce réel  $\alpha_o(f)$  unique est :

$$\alpha_o(f) = \frac{\ln \left( \frac{\ln \left( \frac{M - f_{max}}{M} \right)}{\ln \left( \frac{M - f_{min}}{M} \right)} \right)}{\ln \left( \frac{M - f_{min}}{M - f_{max}} \right)} \quad (4)$$

où  $f_{min}$  et  $f_{max}$  représentent respectivement le niveau de gris minimum et maximum de l'image. Cette expression montre bien que si  $f_{min}=0$  alors le rehaussement ne peut être envisagé.

Dans le cadre de l'imagerie à lumière réfléchie [8], ces images correspondent en fait à un même objet observé dans des conditions d'éclairage variables (source, ouverture de la caméra). Appliquée à l'acquisition d'images routières, cette technique joue le rôle d'ouverture automatique de la caméra en observant une scène sous différents éclairages [10] (figure 2).



- figure 2 -

- (a) Image sous-exposée de trafic routier
- (b) Image surexposée de la même scène
- (c) et (d) images rehaussées et stabilisées respectivement de (a) et (b)

On peut remarquer la stabilité de la technique par la proximité des deux images (c) et (d) obtenues.

#### 3.3 Nouvelle définition du contraste

L'addition LIP permet d'introduire [4] une définition du contraste dont l'objet est d'évaluer un saut d'information entre deux pixels  $(x,y)$  et  $(x',y')$ .

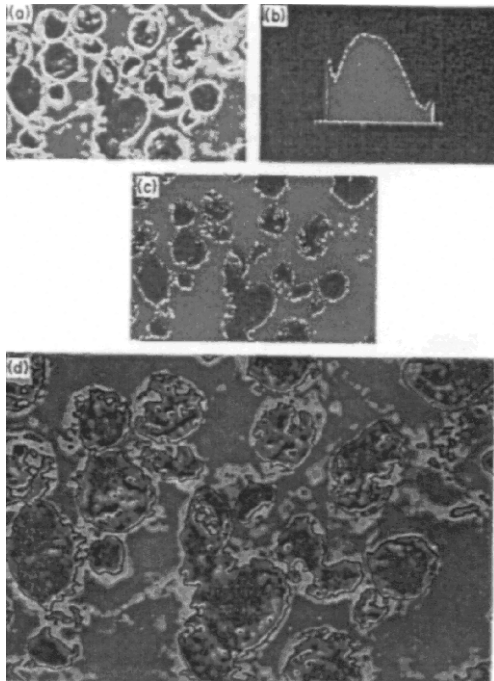
Dans le cadre d'images à signal transmis, ce saut s'interprète naturellement, comme l'ajout d'information permettant le passage du point le plus transparent au point le plus opaque; ce contraste logarithmique est alors défini par :

$$\text{Min}(f(x,y), f(x',y')) \downarrow C_{(x,y),(x',y')}(f) = \text{Max}(f(x,y), f(x',y')) \quad (5)$$

Cette approche locale du contraste permet de définir de nouvelles notions comme celle d'une image de contraste (où à chaque pixel  $(x,y) \in D$  on attribue le contraste moyen de  $(x,y)$  par rapport à ses voisins  $(x_p, y_p) \in [1,n]$ ), ainsi que le contraste intérieur d'une région ou le contraste associé à une frontière.

L'application première du contraste logarithmique sur une image à signal transmis est la mesure d'épaisseur d'un objet traversé par des rayons lumineux. De plus, de nouvelles méthodes de segmentation d'images pilotées par le contraste logarithmique d'une région comme critère d'homogénéité peuvent être mises au point [4].

Exemple : Seuillage par maximisation du contraste (figure 3).



- figure 3 -

- (a) image initiale de cellules de carcinoma anaplastique.  
 (b) histogramme correspondant aux différentes valeurs des contrastes pour tous les seuillages possibles.  
 (c) image binaire associée à la valeur maximale de contraste  
 (d) superposition de (c) sur (a).

### 3.4 Corrélation et produit scalaire

Le modèle LIP permet d'introduire un produit scalaire [10] entre deux fonctions  $f$  et  $g$ , de la manière suivante :

$$\langle f, g \rangle = M^2 \sum_{(x,y) \in D} \ln\left(1 - \frac{f(x,y)}{M}\right) \ln\left(1 - \frac{g(x,y)}{M}\right)$$

$$\langle f, g \rangle = \|f\| \|g\| \cos(f, g) \quad (6)$$

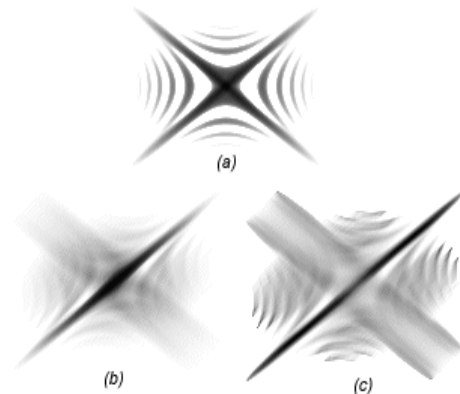
où  $\| \cdot \|$  désigne la norme induite et  $\cos(f,g)$  est la corrélation normalisée entre  $f$  et  $g$ .

Ce produit scalaire permet de déduire d'une part une norme sur l'espace vectoriel des images à tons de gris quantifiant l'opacité du milieu traversé par le signal transmis, et d'autre part une métrique débouchant sur la notion de corrélation logarithmique.

Cette corrélation logarithmique s'applique par exemple dans la détection de modulation linéaire de fréquence (caractérisée par des segments noirs dans des images temps-fréquence d'une distribution de Wigner-Ville DWV) [11]; pratiquement cela consiste à calculer  $\cos(f,g)$  entre l'image étudiée  $f$  et un motif  $g$  (segment noir par exemple) recherché sur l'image  $f$  : les emplacements possibles du motif recherché sont alors donnés par le maxima de  $\cos(f,g)$ .

Application aux images temps-fréquence : Détermination d'un segment dans une direction donnée (figure 4)

- (a) image initiale de DWV.  
 (b) motif obtenu par une corrélation classique  
 (c) motif obtenu par une corrélation logarithmique : le segment est détecté en totalité et possède une meilleure résolution que dans le cas du (b).



- figure 4 -

## 4 Perspectives

De nombreuses techniques de traitement et d'analyse d'images ont été mises en place (voir l'article [3] pour les références complètes des articles publiés) ou peuvent l'être à partir des notions non linéaires du modèle LIP, telles les notions de dérivation, intégration, convolution ou de transformation en ondelettes au sens logarithmique [2].

Le fait de disposer d'une structure d'espace vectoriel ouvre au traitement des images en signal transmis la possibilité d'utiliser de très nombreux outils développés par les mathématiciens dans ce cadre, et particulièrement en analyse fonctionnelle (étude des espaces vectoriels de fonctions). On pourra pour cela se référer à des ouvrages classiques tels que [12,13].

A ces outils de nature algébrique peuvent s'ajouter des techniques plus pointues intégrant la notion de voisinage dans un espace vectoriel : il s'agit du très large domaine des

espaces vectoriels topologiques (e.v.t) et des espaces vectoriels localement convexes (e.l.c) [14]. On peut par exemple exploiter le lien très fort reliant les propriétés géométriques concernant la forme des voisinages (connexité, symétrie ...) à des propriétés topologiques (mise en place d'outils de nature métrique : semi-norme, norme ...).

## 5 Conclusion

Le modèle LIP a permis d'aborder d'autres applications, notamment le rehaussement par filtrage [15], ou bien la visualisation tridimensionnelle [7]; d'autres cas concrets tels que l'analyse de composition de ciment [16] ou celui de la restauration d'images radiographiques [17], utilisent des méthodes basées sur le modèle LIP.

De plus le modèle LIP a été favorablement comparé avec les approches non-linéaires MHIP (Multiplicative Homomorphic Image Processing) et LRIP (Log-Ratio Image Processing) tant au niveau pratique que théorique [18].

Les publications en cours [18,19] démontrent l'intérêt mathématique et applicatif du modèle LIP dans la recherche en traitement et analyse d'images.

## 6 Références

- [1] Jourlin M., Pinoli J.C., "A model for logarithmic image processing ", J. Microscopy, Vol. 149, n°1, pp 21-35, January 1988.
- [2] Pinoli J.C., "Modélisation et traitement des images logarithmiques : Théorie et applications fondamentales", Département de Mathématiques, n°6, Université de Saint-Etienne, Décembre 1992.
- [3] Mayet F., Pinoli J.C., Jourlin M., "Physical justifications and applications of the LIP Model for the processing of transmitted light images", Traitement du Signal, Vol 13, n°3, pp 251-262, 1996.
- [4] Jourlin M., Pinoli J.C., Zeboudj R., "Contrast Definition and contour detection for logarithmic images", J. Microscopy, Vol. 156, n°1, pp 33-40, October 1989.
- [5] Brailean J.C., Sullivan B.J., Chen C.T., Giger M.L., "Evaluation of the EM algorithm for image processing using a human visual fidelity criterion", Proc. ICASSP, pp 2957-2960, May 199.
- [6] Revol C., "Méthodes de segmentation bidimensionnelles et tridimensionnelles appliquée à l'imagerie odontologique et biomédicale", Ph D. Thesis, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, Novembre 1996.
- [7] Gremillet P., Jourlin M., Bron C., Schübach J., Gautschi H.P., Bächli T., "Dedicated image analysis techniques for three dimensional reconstruction from serial sections in electron microscopy", Mach. Vision Appli., Vol 4, n°4, pp 263-270, 1991.
- [8] Deng G., "Image and signal processing using the logarithmic image processing model", Ph D. Thesis, Department of Electronic Engineering, University of La Trobe, Australia, 216 pages, June 1993.
- [9] Jourlin M., Pinoli J.C., "Image dynamic range enhancement and stabilization in the context of the logarithmic image processing model", Signal Process, Vol. 41, n°2, pp 225-237, January 1995.
- [10] Pinoli J.C., "Metrics, scalar product and correlation adapted to logarithmic images", Acta Stereol, pp 157-168, 1992.
- [11] Astrade F., Chiollaz M., Jourlin M., Martinez S., "Time frequency image processing with mathematical morphology", Proc. Symp. time frequency and time scale methods, Coventry UK, pp 202-208, August 1995.
- [12] Yoshida K., "Functional analysis", 3<sup>rd</sup> edition, Springer, Berlin, 1971.
- [13] Dunford N., Schwratz J.T., "Linear operators, part I, general theory", 2<sup>nd</sup> edition, John Wiley and Sons, New-York, 1988.
- [14] Grotendick, "Espaces vectoriels topologiques ", Ecole d'été de Sao Paulo, 1964.
- [15] Deng G., Cahill L.W., Tobin G.R., "The study of the logarithmic image processing model and its application to image enhancement", IEEE Trans. Image Process, Vol IP-4, n°4, pp506-512, April 1995.
- [16] Roux B., Faure R.M., "Recognition and quantification of clinkers phases by image analysis", Acta Stereol., Vol 11, n° suppl. 1, pp 149-154, February 1992.
- [17] Brailean J.C., Little D., Giger M.L., Chen C.T., Sullivan B.J., "Application of the EM algorithm to radiographic images", Med. Physics, Vol 19, n°5, pp1175-1182, September-October 1992.
- [18] Pinoli J.C., "A general comparative study of the multiplicative homomorphic, log-ratio and logarithmic image processing approaches", Signal Process, to appear.
- [19] Pinoli J.C., "The logarithmic image processing model : connections with human brightness perception and contrast estimators", J. Math. Imaging Vision, to appear.
- [20] Stockham T.G., "Image Processing in the context of visual model ", Proc IEEE, 60, (7), 828-842, 1972.