

# HUITIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS

NICE du 1<sup>er</sup> au 5 JUIN 1981

---

## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

GABRIEL E. LOWITZ

MATRA ESPACE, RUE DES COSMONAUTES, 31 400 TOULOUSE - FRANCE

---

### RESUME

Cet article traite d'extraction de paramètres d'information spatiale locale en analyse d'images numérisées. La motivation de cette recherche fut, à l'origine, l'extraction de paramètres de texture ; puis, la notion subjective de texture fut remplacée par celle de l'information de voisinage spatial, qui, elle, a l'avantage de pouvoir être calculée de façon très objective.

L'information recherchée est extraite d'histogrammes locaux de radiométries, les histogrammes représentant la meilleure estimation des distributions des valeurs radiométriques des pixels dans un voisinage donné. On montre d'abord que les distributions des comptes de l'histogramme suivent une loi de Poisson. Ce modèle introduit une entropie puis une distance métrique entre les histogrammes qui permet alors de définir un module et une phase. On peut ensuite définir la carte d'information locale et la carte de phase. On propose une méthode non paramétrique de classification supervisée ou non, spécifique à cette métrique.

#### Mots clés

Texture, Histogrammes, Loi de Poisson, Information Locale, Entropie, Distance Métrique, Divergence, Module et Phase d'un Histogramme.

### SUMMARY

This paper deals with the extraction of local spatial information parameters in digital image processing. Texture extraction was the motivation of this research. The subjective notion of spatial texture is replaced by the concept of local neighborhood information which can be modeled and retrieved very objectively. This spatial information is retrieved from local histograms which are in fact the best available estimators of the distributions of the radiometric pixel values within a given window. It is first shown that the radiometric count follows Poisson's law. This model introduces a metric distance between histograms which permits to define a modulus and a phase.

Using this metric, the map of the variations of the local spatial information is obtained as well as a phase map. Supervised or un supervised classification is then possible by specific non parametric strategies.

#### Key words

Texture, Histograms, Poisson's law, Local Information, Entropy, Metric Distance, Divergence, Module and Phase of a Histogram.



## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

### INTRODUCTION :

#### LE PROBLEME POSE, SON CADRE, LA STRATEGIE UTILISEE.

Dans le contexte d'une image monochromatique on s'accorde généralement à reconnaître que la texture est caractérisée par la distribution spécifique des radiométries de la zone spatiale considérée. En lisant la littérature abondante qui traite de ce sujet on note que les stratégies d'extraction de la texture sont basées soit sur des modèles qui prennent en compte le pixel et qui dérivent des informations à partir de la distribution des niveaux de gris (pixel model), soit sur des modèles structuraux qui prennent en compte des formes élémentaires (primitives) et leurs distributions (local feature model) : DAVIS (1).

L'extraction d'une carte de texture à partir d'une image demande l'utilisation d'une métrique ou du moins d'une mesure d'un paramètre donné. Harralick (2) différencie entre les mesures faibles et les mesures fortes.

Les premières ne prennent pas en compte les relations spatiales entre les pixels qui participent à la description. La stratégie d'extraction d'information spatiale proposée ici est basée sur le pixel et la métrique utilisée est une métrique faible au sens d'Harralick.

Aux dires de DAVIS (3) une telle stratégie d'extraction de texture n'est pas suffisante pour séparer toutes les classes de texture possibles en particulier les textures synthétiques. Cependant l'expérience a montré que la méthode proposée est en fait capable de produire d'excellents résultats lorsqu'elle est appliquée à l'analyse de textures naturelles du genre de celles que l'on trouve dans les photographies aériennes de la surface de la terre.

La raison du succès de la stratégie proposée résulte sans doute de son optimalité découlant d'une mesure d'information locale au sens strict de Shannon suivant un modèle parfaitement justifié dans le contexte envisagé à savoir celui de la loi de Poisson régissant la dispersion des comptes d'un histogramme de valeurs radiométriques.

Le fait de ne traiter que les histogrammes et donc d'ignorer l'arrangement des différentes

valeurs radiométriques dans un voisinage spatial ne semble absolument pas être gênant dans le cas de paysages naturels. Ceci semblerait indiquer que les voisinages locaux sont assimilables à des "mots" d'un langage naturel à deux dimensions, les radiométries étant des "lettres".

La structure et contraintes de ce langage réduisent la liste des mots permis à un très faible nombre par rapport à la liste combinatoire possible : il en résulterait que les mots permis sont pratiquement en correspondance univoque avec les histogrammes de ces mots. Aucun effort de justification de cette intéressante conjecture n'est tentée dans le cadre de cette communication.

### 1. - HISTOGRAMMES LOCAUX ET LOI DE POISSON

Nous considérons ici un histogramme de radiométries pris sur une petite fenêtre de  $\sqrt{n} \times \sqrt{n} = n$  pixels qui va balayer les pixels d'une image dite globale.

La radiométrie est quantifiée en  $r$  niveaux discrets. L'histogramme local peut être considéré comme un vecteur défini sur  $r$  entiers non négatifs, et puisque le nombre de pixels est maintenu à  $n$ , ce vecteur est contraint à rester l'hyperplan :

$$\sum_{i=1}^r z_i = n$$

où  $r_i$  est le compte de pixels se référant à la  $i$ -ème valeur radiométrique.

Notons que, par rapport à l'image globale, la valeur moyenne  $\bar{r}_i$  du  $i$ -ème compte est parfaitement connue car elle peut être calculée à partir de l'histogramme global après une normalisation du nombre des pixels utilisés.

Pour une position quelconque de la fenêtre d'analyse, le compte correspondant  $r_i$  de la  $i$ -ème valeur radiométrique sera une réalisation d'une variable aléatoire dont la moyenne  $\bar{r}_i$  est connue.

Cette loi est en fait une loi du binome car le nombre  $r_i$  peut être considéré comme  $r_i$  succès parmi  $n$  essais du type Bernouilli:

$$B(z_i) = \binom{n}{z_i} p^{z_i} (1-p)^{n-z_i}$$

## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

On sait que lorsque n prend de très grandes valeurs et que le produit n.p reste constant et égal à  $\bar{r}_i$  P (r<sub>i</sub>) tend vers la loi de Poisson.

$$P(r_i) = e^{-\bar{r}_i} \frac{(\bar{r}_i)^{r_i}}{r_i!}$$

### 2. - INFORMATION LOCALE INSTANTANEE ET SA METRIQUE

Classiquement l'information locale instantanée, pour chaque position de la fenêtre d'analyse, sera obtenue en comparant la "nouveau" donnée par la réalisation r<sub>i</sub> à sa "prédiction"  $\bar{r}_i$ .

Connaissant la distribution de r<sub>i</sub> on obtient l'information propre au sens strict de Shannon en prenant le logarithme :

$$I_i(r_i) = - \log \{ P(r_i) \}$$

En approximant r<sub>i</sub> ! par la formule suivante dérivée de STIRLING mais qui donne une approximation meilleure que 1% pour toutes les valeurs depuis zéro :

$$r_i! \approx \left(\frac{r_i}{e}\right)^{r_i} \sqrt{1+2\pi r_i}$$

on trouve :

$$P(r_i) = e^{-(\bar{r}_i - r_i)} \left[ \frac{\bar{r}_i}{r_i \cdot (1+2\pi r_i)^{\frac{1}{2r_i}}} \right]^{r_i}$$

De sorte que :

$$I_i(r_i \rightarrow \bar{r}_i) = \bar{r}_i - r_i + r_i \left[ \log \frac{r_i}{\bar{r}_i} + \log (1+2\pi r_i)^{\frac{1}{2r_i}} \right]$$

Mais comme :

$$\log(1+2\pi r_i) \leq 2\sqrt{r_i} \quad r_i = 0, 1, 2, \dots$$

et que l'incertitude physique d'un compte r<sub>i</sub> est  $\sqrt{r_i}$  et que pour  $\Delta r_i = \sqrt{r_i}$

$$\frac{1}{2\sqrt{r_i}} \log(1+2\pi r_i) \leq \frac{1}{\sqrt{r_i}} = \Delta \left\{ \log(r_i) \right\},$$

on peut, dans les applications, négliger ce terme devant Log (r<sub>i</sub>). On aboutit à la formule

s suivante bien connue en Thermodynamique depuis Gibbs (4) :

$$I_i(r_i \rightarrow \bar{r}_i) = \bar{r}_i - r_i + r_i \left[ \log(r_i) - \log(\bar{r}_i) \right],$$

$$r_i \left[ \log(r_i) - \log(\bar{r}_i) \right] \geq 0$$

qui, d'après le théorème de Gibbs ne peut être égal à zéro que lorsque r<sub>i</sub> =  $\bar{r}_i$ . I<sub>i</sub> est une

distance dirigée représentant le gain d'information qu'apporte la réalisation r<sub>i</sub> par rapport à la prédiction  $\bar{r}_i$ .

En fait  $\bar{r}_i$  peut être banalisé c.a.d. considéré comme une réalisation précise de comptes parmi d'autres. Dans ce cas on peut aussi considérer le gain d'information qu'apporte  $\bar{r}_i$  à r<sub>i</sub> c.a.d.

$$J_i(\bar{r}_i \rightarrow r_i) = r_i - \bar{r}_i + \bar{r}_i \left[ \log(\bar{r}_i) - \log(r_i) \right]$$

$$\bar{r}_i \left[ \log(\bar{r}_i) - \log(r_i) \right] \geq 0$$

La largeur du canal nécessaire à la transmission bilatérale d'information entre r<sub>i</sub> et  $\bar{r}_i$  sera

donné par la somme :

$$D_i(r_i, \bar{r}_i) = I_i(r_i \rightarrow \bar{r}_i) + J_i(\bar{r}_i \rightarrow r_i) =$$

$$= (r_i - \bar{r}_i) \left[ \log(r_i) - \log(\bar{r}_i) \right] \geq 0$$

Comme les différents comptes d'un histogramme sont des événements indépendants dans leur domaine de définition, l'hyperplan  $\sum_{i=1}^n r_i = \sum_{i=1}^n \bar{r}_i = n$ , la largeur du canal nécessaire à la transmission bilatérale entre r<sub>i</sub> et  $\bar{r}_i$  doit être donnée par :

$$\text{Div}(h, \bar{h}) = \sum_{i=1}^n D(r_i, \bar{r}_i) =$$

$$= \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r}_i) \left[ \log(r_i) - \log(\bar{r}_i) \right]$$

On reconnaît sous cette forme une distance métrique bien connue, la divergence entre les deux distributions h et  $\bar{h}$ . La divergence minimise la différence d'entropie.

Cette formulation mathématique laisserait croire que des discontinuités gênantes apparaissent pour les valeurs zéro des comptes. Ceci n'est pas gênant dans les applications physiques car on peut toujours soit interpréter qu'un compte à zéro est en fait un compte à 1 que son incertitude  $\sqrt{1} = 1$  a mis à zéro, donc prendre Log (0) = 0, soit prolonger analytiquement Log (x) par la tangente à x = 1 ce qui donnera Ln (0) = - 1. Cette dernière stratégie a l'avantage de différencier les comptes à zéro et à un. On sait enfin que 0 Log (0) est toujours pris à zéro.

Le modèle de Poisson nous a donc permis de définir une entropie relative entre un compte et sa prédiction, puis une distance classique entre deux histogrammes.



## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

L'image de cette distance instantanée prise pixel à pixel nous fournira une image particulière, la carte d'information relative au voisinage spatial de chaque pixel.

### 3. - L'HISTOGRAMME LOCAL EST UN VECTEUR. MODULE ET PHASE.

L'espace H des histogrammes locaux (instantanés)  $h = \{r_i\}$  est donc un hyperplan  $\sum_{i=1}^r r_i = n$  possédant une symétrie de rotation d'ordre r à une distance (euclidienne)  $n/\sqrt{r}$  de l'origine de  $\mathbb{R}^r$ . Les points remarquables de cet hyperplan sont, d'une part, son centre

$$h_0 = \left\{ \frac{n}{r}, \frac{n}{r}, \dots, \frac{n}{r} \right\}$$

qui est l'histogramme unique minimal de la famille h, celui aussi qui a la plus petite norme (euclidienne) dans  $\mathbb{R}^r$ , d'autre part r histogrammes maximaux

$$h_j^M = \{0, 0, \dots, n, 0, \dots, 0\}$$

situés à l'intersection de H et des axes de  $\mathbb{R}^r$  dont l'unique compte différent de zéro est égal à n.

L'hyperplan H est donc métrisable par  $D(h_0, h)$  et a un rayon fini égal à

$$R_H = D(h_0, h_j^M) = n \left(1 - \frac{1}{r}\right) \left[ \log(n) - \log(n/r) \right] \\ = n \left(1 - \frac{1}{r}\right) \left[ \log(n) + 1 \right].$$

La norme d'un h quelconque sera donné par :

$$0 \leq \|h\| = D(h_0, h) = \sum_{i=1}^r \left( r_i - \frac{n}{r} \right) \log \left( \frac{r_i}{n/r} \right) \\ \in R_H$$

Notons en passant que la distance D entre deux histogrammes maximaux distincts est maximale et égale au diamètre du domaine des h :

$$D(h_j^M, h_k^M) = 2n \left[ \log(n) - \log(n/r) \right] = 2n \left[ \log(n/r) + 1 \right] \\ j \neq k$$

(en prenant les logarithmes népériens et, par prolongement analytique, en prenant  $\log(0) = -1$ ).

Après avoir défini le module  $\|h\|$  dans H nous définissons la phase  $\emptyset(h)$ . Pour cela cherchons parmi les r histogrammes maximaux  $h_j^M$  quel est le plus proche voisin de h au sens de notre métrique D.

On trouve :

$$D(h_j^M, h) = \left[ \sum_{i=1}^r r_i \log \frac{r_i}{n} \right] + n \log n - \\ - \left\{ r_j \log n + n \log \frac{r_j}{n} \right\} \geq 0$$

D sera minimale lorsque la quantité  $\{ \}$  sera maximale, c.a.d. pour ce j tel qu'il n'existe pas de compte  $K \neq j$  dans h plus grand que  $r_j$ . l'indice j est donc donné par la norme sup des comptes  $r_i$  de h. L'indice j n'est pas nécessairement unique, dans ce cas on convient de prendre le plus petit. Par définition donc :

$$\emptyset(h) = j. \text{ en unités de } 2\pi/r$$

De façon pratique j se rapporte à un niveau de quantification, donc à une des r radiométries.

En prenant le sup des comptes on choisit la radiométrie dominante dans la fenêtre d'analyse à partir de laquelle h est extrait.

On voit que la phase  $\emptyset(h)$  est discrète et partitionne H en r secteurs. Dans chacun de ces secteurs un certain nombre de classes de h seront distinguables par leur module  $\|h\|$ .

### 4. - PLAGE DYNAMIQUE DE LA CARTE DE MODULE

Nous avons vu comment la Métrique D après avoir choisi une origine  $h_0 = \left\{ \frac{n}{r}, \frac{n}{r}, \dots, \frac{n}{r} \right\}$

permettait de définir un module  $\|h\|$  pour tout histogramme défini sur r valeurs radiométriques et dont la somme des comptes était égale à n. Nous avons vu que ce module, représentant une entropie, s'étendait de 0 à l'entropie de l'histogramme particulier constitué d'un seul compte non nul égal à n.

Nous pouvons découper cette plage dynamique en zones d'entropie croissante en la jalonnant par les modules d'histogrammes à structure particulière dont nous pouvons facilement calculer le bruit statistique propre en tablant sur le fait que l'incertitude d'un compte  $r_i$  est égale à  $\sqrt{r_i}$ .

Les histogrammes jalons que nous utilisons sont les histogrammes comprenant p comptes égaux donc r - p comptes nuls.

$$\frac{1}{n} \|h\| = \frac{r-p}{2} \left[ \log \frac{n}{p} - \log(0) \right], \quad \frac{n}{p} = r_i(p).$$

Pour chaque p fixe on obtient :

$$\frac{1}{2} \Delta \|h\| = \frac{r-p}{2} \Delta \log \left( \frac{n}{p} \right) = \frac{r-p}{2} \frac{\Delta r_i}{r_i} \\ = \frac{r-p}{2} \frac{1}{\sqrt{r_i}},$$

## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

de sorte que la plage dynamique peut être calculée pour chaque jalon p :

$$\frac{\|k_p\|}{\Delta \|k_p\|} = \sqrt{\frac{n}{p}} \left[ \log\left(\frac{n}{p}\right) - \log(0) \right]$$

Comme on l'a montré plus haut on peut prendre pour valeur initiale d'entropie  $\log(0)$  une constante entre 0 et -1. On choisit celle qui donne :

$$\frac{1}{n} \|k_1\| = \log(n), \text{ soit } -\log(0) = \frac{\log n}{2-1}$$

On obtient alors

$$\frac{1}{n} \|k_2\| = 0, \quad \frac{1}{n} \|k_1\| = \log(n)$$

$$\frac{1}{n} \|k_p\| = \frac{2-p}{2} \left[ \log\left(\frac{n}{p}\right) + \frac{\log(n)}{2-1} \right]$$

et le rapport signal à bruit statistique (Mac Kay 5) :

$$\frac{\|k_p\|}{\Delta \|k_p\|} = \sqrt{\frac{n}{p}} \left[ \log\left(\frac{n}{p}\right) + \frac{\log(n)}{2-1} \right]$$

Ce rapport signal à bruit n'est pas constant le long de la plage dynamique. Pour obtenir une valeur moyenne, on peut prendre la moyenne géométrique sur les r jalons. On trouve alors un nombre de pas égal à 24 pour  $n = 256$ ,  $r = 16$  qui se réduit à 11 pour  $n = 64$ ,  $r = 16$ .

Ceci limite à autant le nombre de classes naturelles de complexité de voisinage spatial que l'on peut obtenir avec la méthode.

Notons qu'il existe une transformation globale des modules  $\|h\|$  sur elle-même qui linéarise en p cette plage dynamique. C'est la fonction inverse de

$$\|k_p\| = f(p)$$

Utilisée comme fonction de transfert de p à  $p' = f^{-1}(p)$  avant calcul de  $\|h\|$ .

Le calcul approché du nombre de pas de bruit statistique de la carte de module montre qu'il est de l'ordre de  $\sqrt{n}$ , soit une "information" sur cette information de l'ordre de 4 bits pour  $n = 256$  et de 3 bits pour  $n = 64$ .

D'autre part, la carte de phase donne par construction r pas de phase, soit 16 pour  $r = 16$  soit également 4 bits dans ce dernier cas.

On voit donc comment, partant d'une image définie sur  $r = 16$  niveaux et se servant d'une fenêtre d'analyse de  $n = 256$  pixels on peut récupérer 4 bits d'information sur la carte correspondante du module de h et 4 bits d'information sur la phase (radiométrie) du voisinage spatial. On perdra 1 bit environ sur le module lorsque la fenêtre d'analyse passera de  $n = 256$  à  $n = 64$  car le bruit statistique sur le module est bien proportionnel à  $\sqrt{n}$ , n le nombre de pixels de la fenêtre d'analyse utilisée.

### 5. - CARTES D'INFORMATION ET STRATEGIES DE CLASSIFICATION SPECIFIQUE

Nous avons vu que la métrique D, permettait, après le choix d'une origine  $h_0$  dans l'hyperplan  $\sum r_i = n$ , domaine de définition des  $h$ , de définir un module et une phase pour le "vecteur" h, ce vecteur se rapportant à la différence d'entropie par rapport au  $h_0$  unique pour lequel l'entropie propre  $\sum r_i \log(r_i)$  est maximale alors que la borne supérieure de  $\|h\|$  est donnée par  $\|h_j^M\|$  pour lesquels l'entropie propre est minimale.

En fait l'objet mathématique h peut être considéré comme une fonction complexe z du type :

$$z = \rho e^{j\phi}, \quad \rho = \|h\|, \quad \phi = 2\pi \frac{\kappa}{2}$$

$\kappa$  défini précédemment comme nombre de phase

dont le contenu informationnel est défini par son logarithme complexe :

$$\mathcal{I}\{z\} = \log \rho + j\phi = \|h\| + j\phi$$

$\log \rho$  et  $\phi$  définissent chacun une carte qui représente l'information locale de voisinage autour de chaque pixel x,y de l'image de départ, le terme réel représentant une amplitude (des bits ou des nats) le terme complexe une phase discrète en unités de  $2\pi/r$ .



## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

Dans le cas d'une scène multispectrale comportant  $N$  canaux principaux decorrélés, on pourra obtenir les  $N$  fonctions  $z_1, z_2, \dots, z_N$  et l'information globale  $I\{Z\}$  s'obtiendra, à l'information mutuelle près, en sommant séparément les  $\log z$  et les  $\emptyset$ . On obtiendra ainsi une carte de module somme et une carte de phase somme qui résumera le contenu informationnel de voisinage.

La stratégie de classification supervisée spécifique à la métrique  $D$  est basée sur le principe suivant :

Un professeur désigne dans l'espace image une zone connexe donnée (\*) qui l'intéresse, pour laquelle il a un nom (zone urbaine, vigne, etc...), dont il calcule l'histogramme  $h^*$  et dont il normalise les comptes pour avoir une somme égale à  $n$ .

Il opère sur la carte de module ou d'amplitude de la même manière en utilisant la métrique  $D$  : il se donne un seuil  $\epsilon$ , en bits pour la carte de module, en radians pour la carte de phase et il cherche toutes les zones de pixels pour lesquels :

$$D(h, h^*) = D(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i) \left[ \log x_i - \log \bar{x}_i \right] \leq \epsilon.$$

Il met en "blanc" ces pixels là, les autres en "noir". Il lui suffit alors de chercher l'intersection des pixels en blanc sur la carte des modules et sur la carte des phases pour trouver les zones de toute l'image pour lesquelles la différence d'information locale ne diffère pas plus d'une quantité prescrite.

Notons que cette technique est entièrement non paramétrique et uniquement basée sur un écart d'information entre histogrammes.

Notons également que les cartes de module et de phase étant des images en soi, toute technique classique de classification supervisée ou non supervisée est également possible.

### 6. - RESULTATS EXPERIMENTAUX ET CONCLUSIONS

On a présenté un modèle probabiliste classique : et très général, la loi de Poisson, qui nous a permis de définir une mesure de nouveauté pour la réalisation instantanée de chaque compte d'un histogramme local de radiométrie. On a pu en déduire une métrique exprimant la distance entre deux histogrammes locaux.

En choisissant ensuite dans le sous-espace de définition de ces histogrammes un point origine, celui, unique, qui correspond à l'histogramme "plat" c.a.d. celui qui possède la plus forte entropie et qui est également le centre de symétrie du sous-espace, on a pu définir une norme et une phase pour tous les histogrammes locaux que l'on obtiendra en balayant l'image à analyser par une petite fenêtre de taille donnée sur laquelle l'histogramme est extrait.

Désirant dériver des paramètres caractérisant la "texture" spatiale, nous avons abouti à une caractérisation de toute l'information locale de voisinage d'un point, y compris l'information dite de phase et qui correspond à la radiométrie dominante dans la fenêtre d'analyse.

La métrique utilisée est une distance d'information : elle est donc strictement additive si on l'utilise sur des images définies sur la même grille mais qui sont indépendantes entre elles.

Nous avons montré comment la métrique proposée pouvait aboutir à des stratégies spécifiques de classification et de traitement des images monochromatiques et multispectrales.

Dans tous les cas où l'information intéressante peut être extraite de la distribution des radiométries locales et non de leurs arrangements particuliers, les stratégies proposées sont optimales et non paramétriques en ce sens qu'elles sont issues de la loi empirique découlant de ces distributions et n'utilisent d'aucune hypothèse sur la forme de ces distributions.

Le modèle probabiliste utilisé au départ ne concerne que l'histogramme en temps que distribution particulière à laquelle une forme particulière de loi d'information s'applique. C'est cette loi d'information qui induit une métrique  $D$  qui est ensuite utilisée directement. Dans ce sens les stratégies proposées sont non-paramétriques et très générales pour tout ce qui peut concerner des histogrammes dits locaux, c.a.d. définis dans le même sous-espace et se rapportant à une même image globale, leur dénominateur commun.

## EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

Les résultats expérimentaux obtenus et dont quelques uns sont reproduits ici sont très encourageants.

Nous n'avons pas répondu à l'importante question suivante : quelle information perd-on en négligeant complètement l'arrangement des radiométries dans la fenêtre d'analyse ?

En l'absence de tout modèle mathématique sérieux qui permettrait de répondre objectivement à cette question nous ne pouvons, dans l'état actuel de nos connaissances et de notre recherche, qu'offrir notre propre conjecture qui est d'ailleurs à l'origine de cette présente étude sur la représentation des histogrammes :

Pour les images dites "naturelles", portraits, photographies aériennes, etc, si l'on assimile les radiométries de chaque pixel à des "lettres", les segments constitués par chaque pixel et ses voisins constituent alors des "mots" à deux dimensions.

Comme pour les langages écrits naturels, de fortes contraintes existent, et le nombre des mots permis, ceux qui figurent dans un certain dictionnaire, sont en nombre extrêmement réduit par rapport à la liste combinatoire exhaustive que l'on pourrait construire. Il en résulte que, de façon pratique, la probabilité de rencontrer deux mots du dictionnaire possédant le même histogramme est extrêmement réduite. Dans les applications, l'occurrence de deux mots distincts représentés par le même histogramme est donc sans conséquence.

On pourrait de plus ajouter, si l'on désirait aborder le problème de l'information d'arrangement des radiométries entre elles sous un aspect beaucoup plus pragmatique, qu'une suite d'analyse d'histogrammes de la même image avec des fenêtres de plus en plus réduites :

$$\sqrt{n} \times \sqrt{n}, \sqrt{n/2} \times \sqrt{n/2}, \dots, \sqrt{n/2^k} \times \sqrt{n/2^k}, \dots$$

finirait nécessairement par aboutir à une analyse pixel par pixel de l'image considérée. A chacune de ces étapes on ajoute donc une certaine information d'arrangement des radiométries entre elles, et, à la fin de cette séquence d'analyse, toute l'information concernant les arrangements aura été acquise.

En suivant ce raisonnement, qui conduirait à une analyse extrêmement coûteuse, on conçoit

qu'une seule étape d'analyse, limitée à un seul voisinage, de  $n = p \times p$  pixels, mais avec la connaissance de l'histogramme global, apporte une certaine information d'arrangement des radiométries entre elles.

Pour les images naturelles, nous croyons que cette information, aussi minime qu'elle puisse être, est suffisante dans la plupart des applications.

Pour résoudre le passionnant problème que constitue l'extraction de la texture des images, d'autres voies sont également ouvertes, en particulier, le développement unitaire dans un voisinage donné. En principe une telle stratégie permet de prendre en compte directement l'arrangement des radiométries et leur répartition. Nous faisons ici allusion aux travaux de MM. G. LÉBOUCHER et J.M. VIVIER de la MATRA dont quelques résultats devraient être publiés prochainement.

### REMERCIEMENTS

L'auteur désire remercier toutes les personnes qui, au travers de nombreuses discussions ont contribué à éclaircir et formaliser les concepts utilisés, en particulier M. G. LÉBOUCHER et M. J.M. VIVIER de MATRA, J. SALENTIN du CNRS, et M. G. BOURRY de MATRA qui a programmé les simulations nécessaires à la mise en oeuvre des concepts.

### REFERENCES

1. L. S. DAVIS : "Image Texture Analysis Techniques - A. Survey".  
Nato Advanced Study Institute on Digital Image Processing, 1980, BONAS, FRANCE
2. R. HARRALICK : "A Survey of Texture Analysis Techniques".  
Proc. IEEE, in press
3. L.S. DAVIS : "Computing the Spatial Structure of Cellular Texture".  
Computer Graphics and Image Processing II.pp III - 122, 1979
4. S. WATANABE : "Knowing and Guessing".  
1.3, pp 15,16, John Wiley and Sons, 1969
5. Mac KAY : "Structural Information".  
Trans; Inf. Th. Vol 1, 1955
6. R. HARRALICK and AL : "Texture Features for Image Classification".  
IEEE Trans. on Systems, Man and Cybermétrics. 3, pp 610 - 622;



# EXTRACTION DE CARICATURES ET TEXTURE DEPUIS UN HISTOGRAMME LOCAL

QUELQUES EXEMPLES D'EXTRACTION DE CARICATURES  
ET TEXTURE PAR HISTOGRAMMES  
LOCAUX

IMAGE ORIGINALE 512x512 PIXELS 8 BITS  
FENETRE 8x8 PIXELS, 512x512 POINTS D'EXPLOITATION  
TFMPS MACHINE PDP-11/34 PHASE 10m. MODULE 20m.



ORIGINAL

FILLE SEXY  
← LANDSAT  
VALLEE DU RHONE →



MODULE



PHASE

