

Analyse de scènes dynamiques complexes par la méthode du plongement fractal

Dynamic complex scene analysis with the fractal embedding method

par P. GUILLEMANT, J. VICENTE

I.U.S.T.I. Université de Provence, 5 rue Enrico Fermi 13453 Marseille cedex 13

résumé et mots clés

Nous présentons une nouvelle méthode d'analyse de séquences d'images adaptée à l'extraction automatique en temps réel de mouvements localisés dans des scènes naturelles. Nous montrons comment extraire ces mouvements sous la forme de voisinages de points formés dans un espace de très grande dimension par le plongement temporel des variations de niveaux de gris des pixels d'une même enveloppe. Nous présentons tout d'abord notre méthode d'extraction rapide des voisinages dans cet espace multidimensionnel. Ses étapes principales sont l'indexation et le chaînage des points : l'indexation des points se fait selon une courbe fractale qui remplit l'espace, et le chaînage des points indexés permet un accès immédiat aux points voisins. Nous validons ensuite la méthode dans le cas du plongement temporel d'enveloppes de pixels rendus dynamiques par la présence de fumée. L'application est un détecteur des feux de forêts capable de faire la distinction entre des enveloppes causées par une source de fumée ou par tout autre phénomène dynamique pouvant apparaître localement dans un paysage. On exploite les propriétés caractéristiques des mouvements fugitifs et diversifiés qui sont causés par les bouffées de fumée, même à l'intérieur de petites enveloppes de pixels. Nous généralisons ensuite les perspectives d'utilisation de la méthode du plongement fractal en envisageant d'autres types d'applications par l'extraction de caractéristiques autres que des mouvements.

Détection de mouvement, séquences d'images, courbes space-filling, clustering, plongement multidimensionnel, systèmes dynamiques complexes, reconnaissance de forme.

abstract and key words

We present a new image sequence analysis method for automatic and real-time extraction of transitory and complex motions in natural scenes. We show how to extract these motions as multidimensional point clusters obtained from the temporal embedding of grey level variations, in five successive steps: embedding, fractal indexing, point chaining, cluster identification and data extraction. We develop the two main algorithms: fractal space filling indexing and chaining in order to access directly to the relevant information. To illustrate our method, we present an automatic system for early smoke source detection through the processing of landscape images by extracting fugitive and various movements within a small spot of pixels affected by the smoke. We show how to modify the embedding technique used to obtain the data points coordinates to produce many other applications for the fractal embedding method, for example the recognition of complex moving or varying shapes objects.

Motion detection, Image sequences, Space filling curves, Clustering, Multidimensional embedding, Complex dynamic systems, Shape recognition.

1. introduction générale

Le traitement d'images de phénomènes dynamiques est un domaine en pleine évolution qui nous réserve sans doute à l'avenir les applications les plus intéressantes. A l'heure actuelle la détection des mouvements dans une image reste un problème qui nécessite le recours à des hypothèses limitatives sur les objets en mouvement, telles que des conditions de contraste, de mobilité, etc...

Ce problème est alors rendu complexe dans le cas de scènes naturelles extérieures telles que des paysages, où les objets ou phénomènes à extraire sont imprévus, multiples, diversement éclairés, souvent peu contrastés et de taille et de forme apparentes très variables.

Dans cet article nous proposons une nouvelle méthode d'analyse de scènes dynamiques, qui permet de caractériser certains objets déformables ayant une structure dynamique complexe. Elle nécessite dans un premier temps l'extraction des enveloppes dynamiques, ou masques, qui correspondent aux zones de variations locales de niveaux de gris dans les images. Cette extraction peut se faire à partir d'algorithmes connus en calculant par exemple les différences d'images et en étiquetant des ensembles de pixels connexes, et ne sera donc pas traitée ici. Nous proposons de montrer que notre méthode du plongement fractal permet d'effectuer une analyse fine de la structure dynamique de chaque enveloppe afin de caractériser l'objet ou le phénomène qui en est à l'origine.

Le plongement fractal s'applique plus généralement à l'analyse d'informations massives de nature quelconque, et non pas exclusivement des enveloppes dynamiques de séquences d'images. Nous en faisons donc une présentation séparée dans la première partie, indépendamment de l'application qui fait l'objet de la seconde partie. Nous discuterons ensuite dans la troisième partie les perspectives d'application de cette méthode à l'analyse de scènes dynamiques plus générales.

Nous l'avons exploité sur deux applications différentes. La première qui est présentée ici, est un détecteur automatique de sources de fumées dans une image de paysage quelconque. La seconde application est un appareil de mesure des trois mouvements de rotation d'une caméra mobile au centre d'un décor quelconque. Ces deux applications partagent certaines caractéristiques, comme la nature inconnue *a priori* des scènes à traiter et la complexité des mouvements à extraire dans ces scènes. Dans cet article nous présentons seulement la première application comme validation de notre méthode.

La faisabilité d'un détecteur de feux de forêts par traitement d'images du paysage doit faire face à de multiples phénomènes dynamiques qui peuvent affecter localement les niveaux de gris d'une telle image : arbres en mouvement, ombres portées des nuages, reflets divers, activité humaine locale, etc. Parmi les

outils de détection et d'estimation de mouvements par traitement d'images, l'analyse par champs de Markov semble *a priori* la mieux adaptée en permettant l'extraction et l'étiquetage de leurs masques [1, 2]. Le suivi temporel de ces masques s'impose alors pour caractériser les différents mouvements. Mais dans le cas d'une source de fumée, les mouvements de bouffées sont fugitifs, souvent peu contrastés, et occupent une enveloppe déformable réduite et peu mobile.

Les méthodes de traitement existantes permettent alors d'extraire au mieux cette enveloppe des pixels où se détache la fumée, et il reste à caractériser son contenu. La méthode que nous proposons permet, grâce à un échantillonnage temporel des signaux contenus dans les séquences d'images, de détecter des mouvements variés dans l'enveloppe d'une fumée. Pour cela on fabrique par plongement temporel [3] des points dans un espace de grande dimension, qui ont pour coordonnées les variations successives de niveaux de gris des pixels d'une enveloppe. La propagation des bouffées dans l'enveloppe produit alors des corrélations temporelles qui se traduisent par des voisinages de points. L'avantage déterminant du plongement fractal est de permettre l'extraction automatique très rapide de ces voisinages de points. Les trajectoires des bouffées sont alors identifiées, même lorsque la taille de l'enveloppe est très réduite et que les bouffées sont peu contrastées et fugitives.

Le nombre de points à prendre en compte dans une analyse en temps réel, pour une seule enveloppe, est de l'ordre du produit de la surface de l'enveloppe (quelques centaines de pixels) avec le nombre d'échantillons temporels (plusieurs dizaines de pas de temps). Il est alors courant d'avoir 10 000 points à comparer entre eux en un seul pas de temps, ce qui peut sembler rédhibitoire.

La méthode du plongement fractal permet une sélection fine et un accès direct à l'information pertinente. Plus généralement, cette méthode intéresse l'analyse de données issues de tout système complexe, qui requiert un espace de représentation multidimensionnel. Chaque point de cet espace représente un état du système étudié. Les voisinages de points contiennent alors par construction, si les paramètres du plongement sont bien choisis, l'information à partir de laquelle l'identification du système peut être effectuée, et ceci de façon d'autant plus significative que les voisinages sont plus denses.

Nous avons qualifié notre méthode de « plongement fractal » en faisant référence au sens mathématique du plongement utilisé, car elle est indépendante de la nature des données (temporelle, spatiale ou autre) initialement plongées. Notre méthode consiste en effet à plonger les points qui représentent ces données sur une courbe fractale qui remplit l'espace, à l'aide d'une indexation suivie d'un chaînage approprié. Dans la partie qui suit nous présentons en détail les algorithmes de calcul qui sont liés à l'utilisation de ce support fractal, et nous insistons en particulier sur le chaînage fractal qui représente la partie essentielle de notre contribution.

2. la méthode du plongement fractal

2.1. introduction

L'extraction d'informations pertinentes à l'intérieur d'ensembles de données massives intéresse les spécialistes de la fouille de données ou « Data-mining ». Les techniques qu'ils utilisent permettent la découverte et l'extraction à partir de bases de données d'une information implicite, non triviale et non identifiée, potentiellement contenue dans ces bases et utile pour l'utilisateur. La plupart des applications issues du Data-Mining utilisent des méthodes d'extraction consistant à rechercher les similitudes dans un espace multidimensionnel où chaque point de l'espace constitue un enregistrement. Aujourd'hui, ces techniques se sont bien développées et on en trouve des applications dans l'analyse des séries temporelles [4, 5, 6], des bases de données multimédia [7], médicales [8] ou encore scientifiques [9]. Ces applications consistent par exemple à rechercher les marchandises présentant les mêmes évolutions de prix, les paires d'images similaires ou bien encore à rechercher les morceaux de musique se rapprochant d'un morceau donné. Les techniques qui permettent de regrouper et d'associer des données entre elles réalisent en fait une compression de l'information à traiter sans dénaturer l'information initiale. Cette compression de l'information facilite la recherche de points voisins en grande dimension en minimisant le nombre de calculs d'interdistances entre points. La difficulté tient à la nature multidimensionnelle des données qui, contrairement au cas monodimensionnel, n'admet pas de méthode simple de classification ou d'ordonnement qui préserve complètement le voisinage spatial. Un premier pas vers l'optimisation des bases de données multidimensionnelles a résidé dans l'utilisation d'index spatiaux [10, 11] et d'algorithmes de jointures spatiales [12] permettant un stockage structuré des données. Un ordonnancement peut alors être établi *via* une décomposition des données en arbre de type $R+$ ou $\varepsilon - k$ par exemple [13]. Un tel ordonnancement n'est cependant pas général et nécessite un nouveau calcul pour chaque nouveau cas de figure.

Une approche très intéressante au problème d'indexation spatiale à été proposée par Orenstein [14], dont l'idée consiste à associer un index numérique unique à chaque point de l'espace de telle sorte que pour un ensemble quelconque de points voisins, les index constituent un intervalle dans lequel ne figurent que très peu de points extérieurs au voisinage. Il propose d'utiliser des courbes remplissant l'espace [15] et possédant la propriété de conserver l'échelle de distance entre points dans l'espace après indexation sur ces courbes (figure 1).

Ces courbes sont des cas particuliers des courbes fractales [16], en ce qu'elles réalisent un chemin continu passant par tous les points de l'espace une seule fois sans jamais se croiser, et

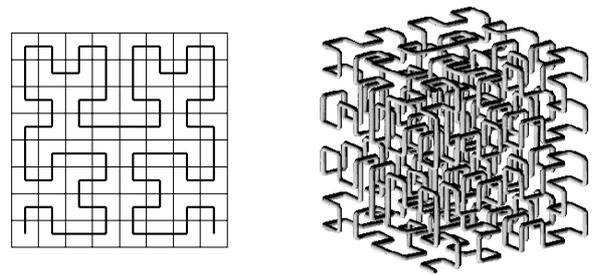


Figure 1. – Courbe de Hilbert en dimension 2 et dimension 3.

conservent grâce à leur nature fractale la continuité et le voisinage, quelle que soit l'échelle considérée. Ainsi des points proches dans l'espace vont se retrouver voisins au sens de leur rang le long de la courbe fractale [14].

La méthode du plongement fractal permet l'identification immédiate des proches voisins d'un point donné sans avoir à comparer ce point à tous les autres points de l'espace, réduisant ainsi considérablement le temps de calcul. Après le plongement initial des points, la méthode met en œuvre trois autres étapes que nous allons détailler : l'indexation, le chaînage, et l'identification des voisinages de points.

2.2. l'indexation fractale par la courbe en Z

L'indexation de données expérimentales ayant une résolution limitée codée par un nombre de bits e ($e = 8$ bits le plus souvent), dans un espace de plongement de dimension d , nécessite un nombre d'index égal à 2^{de} . L'indexation fractale consiste à faire balayer entièrement cet espace par une courbe fractale de type space-filling. Les points sont alors codés par un index compris entre 0 et $2^{de} - 1$, représentant leur position le long de cette courbe et qualifié de rang fractal.

Le calcul du rang fractal varie considérablement selon la courbe utilisée, ce qui rend décisif le choix de la courbe pour l'optimisation des temps de calcul. La contrainte du temps de calcul nous a orientés vers le choix de la courbe en Z (figure 2) initialement proposée par Orenstein [14, 17] pour laquelle l'obtention des index est très simple.

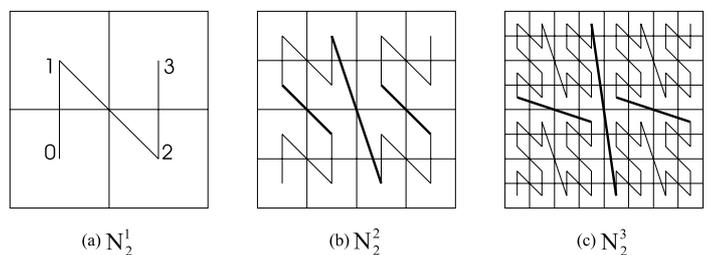


Figure 2. – Courbe en Z à l'ordre 1, 2, et 3 en dimension 2 pour des espaces discrets pouvant contenir respectivement 4, 16 et 64 points.

Pour simplifier l'explication et les notations nous nous plaçons dans le cas bidimensionnel. La construction itérative de la courbe en Z est détaillée sur la figure 2.

La courbe élémentaire en Z d'ordre 1 pour une grille 2×2 notée N_2^1 est représentée sur la figure 2.a. Pour obtenir les courbes à l'ordre supérieur, N_2^i , il suffit de remplacer chaque sommet de la courbe par la courbe élémentaire en respectant le cheminement imposé par cette courbe.

Dans le recouvrement proposé par Orenstein, le rang fractal d'un point de l'espace est obtenu simplement en entrelaçant les bits des coordonnées du point. Considérons le point P où chacune des d coordonnées x_i est codée sur e bits, $x_i \in \{0, \dots, 2^{e-1}\}$ avec $i : 0 \text{ à } d, x_i$ d'expression binaire :

$$x_i = (x_i^{e-1}, \dots, x_i^1, x_i^0)_2 = \sum_{j=0}^{e-1} 2^j x_i^j \quad (1)$$

avec x_i^j le $j^{\text{ème}}$ bit de la coordonnée x_i .

La courbe en Z permet une indexation fractale très rapide du point P grâce à une formulation analytique du rang en fonction des bits de coordonnées cartésiennes des points :

$$z(P) = \sum_{j=0}^{e-1} \sum_{i=0}^{d-1} 2^{i+jd} x_i^j \quad (2)$$

Le calcul du rang $z(P)$, appelé Z -valeur dans le cas de cette courbe en Z , revient dans la pratique à transposer la matrice constituée par les bits des coordonnées du point P . L'exemple de la figure 3 illustre le calcul du rang fractal $rf(P)$ d'un point P de coordonnées (1,6) sur la courbe N_2^3 ($d = 2$ et $e = 3$ bits).

Pour des espaces de dimension d supérieur à 2 le calcul des rangs sur la courbe Z est obtenu en entrelaçant les bits de d nombres au lieu de 2 dans cet exemple.

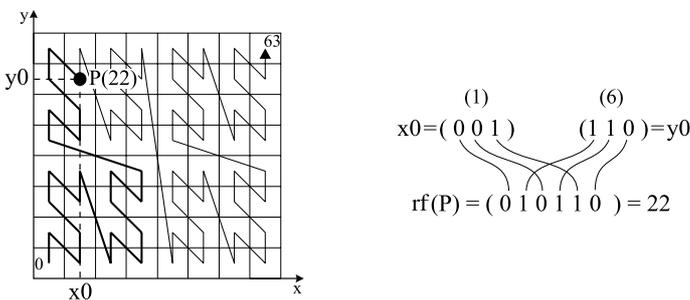


Figure 3. – Calcul du rang fractal par entrelacement des bits (note : la coordonnée monodimensionnelle du point (1,6) est 22 pour $k = 2$ et $d = 2$).

2.3. le chaînage fractal

Le chaînage fractal consiste à relier les points plongés dans l'espace par une chaîne en respectant l'ordre de rencontre sur la courbe fractale. Soient deux séries af et bf qui mémorisent pour chaque indice de point, les indices des points respectivement suivant et précédent sur la courbe fractale. Les points sont ainsi classifiés puis stockés dans une table par rang fractal croissant.

Considérons K points de l'espace de plongement, $P_k, k \in \text{Ind} = \{1, \dots, K\}$, et la série $af : \text{Ind} \rightarrow \text{Ind}$ qui ordonne les points selon leur rang fractal en associant à tout indice i l'indice $af(i)$ du point succédant à P_i dans la chaîne. Soit bf la série inverse de af telle que pour tout $i \in \text{Ind}, af(bf(i)) = i$.

La figure 4 schématise les suites af et bf sur une portion de la chaîne reliant trois points rangés dans l'ordre croissant de leur rang fractal, d'indices respectifs i, j et k .

La figure 5 présente l'algorithme de gestion mémoire permettant un chaînage rapide et économe en mémoire. Au fur et à mesure que de nouveaux points P_i sont pris en compte, ils sont insérés dans une liste enchaînée de manière à ce que les points de même hypercube restent consécutifs dans la liste. Les points appartenant à un même hypercube sont représentés sur la figure 5 sur une même verticale.

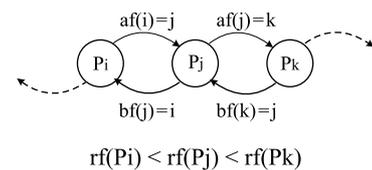


Figure 4. – Séries élémentaires af et bf du chaînage des points dans l'ordre croissant de leur rang sur la courbe fractale.

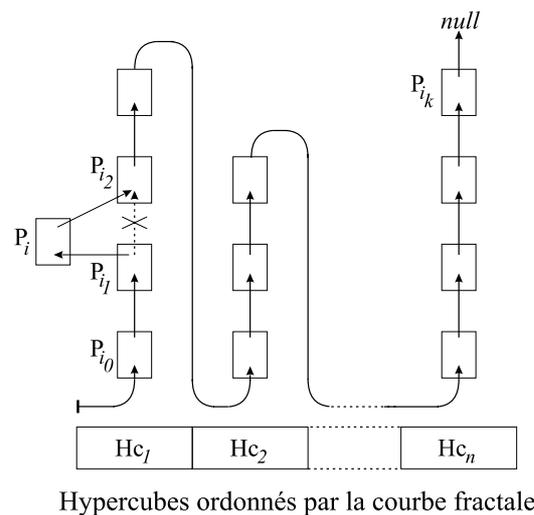


Figure 5. – Principe du chaînage et contribution d'un nouveau point dans la chaîne.

Le principe d'insertion illustré sur la figure 5 est le suivant : lorsque l'on acquiert un nouveau point P_i , on commence par calculer son rang fractal $z(P_i)$. Le nombre de valeurs possibles de ce rang dépassant très largement les possibilités d'adressage de tout système, une troncation de ce rang est nécessaire pour mémoriser des classes de rang ou identificateurs d'hypercubes. Après avoir subi la troncation de bits adéquate, ce rang devient un identificateur de l'hypercube d'appartenance du point, la taille de l'hypercube étant fonction de la troncature appliquée. On crée ainsi une table d'identificateurs tronqués Hc_1, Hc_2, \dots , permettant de mémoriser les points du chaînage.

L'identificateur d'hypercube donne accès à l'ensemble restreint de points chaînés dans lequel le nouveau point P_i doit être inséré. Dans l'exemple de la figure 5, Hc_1 est l'identificateur d'hypercube de point P_i . Pour trouver la place de P_i dans la liste, on parcourt de proche en proche les points de la table de l'identificateur tronqué Hc_1 à partir de son premier point, et on compare $z(P_i)$ au rang de chaque point rencontré. L'insertion de P_i dans la chaîne se fait alors entre les deux points dont les rangs encadrent le rang $z(P_i)$. Une fois la position trouvée dans la liste, on met à jour :

- la valeur de la série af du point précédent (ici P_{i1}) pour pointer vers l'indice du nouveau point $P_i : af(i_1) = i$
- la valeur de la série bf du point suivant (ici P_{i2}) pour pointer vers l'indice du nouveau point $P_i : bf(i_2) = i$
- les valeurs $af(i)$ et $bf(i)$ du nouveau point pour pointer vers les points P_{i1} et $P_{i2} : af(i) = i_2, bf(i) = i_1$

Ce procédé de chaînage des points de l'espace présente l'intérêt d'être bien adapté aux applications nécessitant la comparaison de nombreux points en temps réel, où il est nécessaire d'identifier rapidement le voisinage d'appartenance d'un nouveau point. Chaque fois qu'un point est positionné dans l'espace de plongement, son insertion dans la chaîne permet de le mémoriser comme fonction de deux points déjà chaînés. En parcourant la liste dans un sens ou dans l'autre à partir de la position de ce nouveau point, on récupère ses différents voisins. On supprime ainsi tous les calculs d'interdistances avec tous les autres points (soit environ $K^2/2$ opérations au total, où K est le nombre de points plongés).

2.4. identification des voisinages par la fonction d'isolement

Pour analyser et visualiser les propriétés de la chaîne obtenue, nous avons introduit une fonction mathématique que nous avons appelée fonction d'isolement I . Cette fonction de chaque point ou indice de point de la chaîne quantifie le degré d'isolement de ce point vis-à-vis de ses plus proches voisins sur la courbe fractale. Elle est assimilable à un histogramme de densité dans l'espace de plongement.

Par définition, la fonction d'isolement $I(j)$ du $j^{\text{ème}}$ point de la chaîne est la plus petite distance sur la courbe fractale entre ce point et son plus proche voisin dans la chaîne. Soit P_{ij} le $j^{\text{ème}}$ point de la chaîne, $I(j)$ s'exprime à l'aide des deux plus proches voisins de P_{ij} sur la courbe fractale par la relation :

$$i(j) = \min \left(z(P_{af(i_j)}) - z(P_{ij}), z(P_{ij}) - z(P_{bf(i_j)}) \right) \quad (3)$$

La plus petite distance séparant deux points sur la courbe fractale, correspondant à la différence de deux rangs fractals consécutifs, est supposée égale à un. Ainsi définie, la notion d'isolement est relative à une paire de points qui se succèdent sur la chaîne. Il est plus général d'introduire une fonction d'isolement moyenne définie pour une séquence de $\Delta > 2$ points consécutifs sur la chaîne. On utilisera en pratique cette définition plus générale de la fonction d'isolement sur des séquences composées de Δ points, $I_\Delta(j)$ pour la $j^{\text{ème}}$ séquence du chaînage par la relation :

$$I_\Delta(j) = z(P_{af_\Delta(i_j)}) - z(P_{ij}) \quad (4)$$

i_j étant l'indice du $j^{\text{ème}}$ point de la chaîne, ou premier point de la $j^{\text{ème}}$ séquence du chaînage, avec $j \in [0, K - \Delta]$ K étant le nombre de points de la chaîne, et la série af_Δ définie sur $[0, K - n]$ par :

$$af_\Delta(i_j) = \underbrace{af(af(af(\dots af(i_j))))}_{\Delta \text{ fois}} \quad (5)$$

Lorsque les Δ points de la séquence appartiennent à un voisinage réel, la densité de ce voisinage peut être quantifiée par la fonction d'isolement. La valeur de $I_\Delta(j)$ calculée sur la séquence composée des Δ points successifs du chaînage varie alors en proportion inverse à la densité locale de ces points dans l'espace. L'utilisation de cette fonction d'isolement est illustrée (figure 10) dans le § qui suit, consacré à l'application.

3. application du plongement fractal à la reconnaissance de la fumée

3.1. introduction

Pour détecter les feux de forêts, la reconnaissance d'une source de fumée dans un paysage par traitement d'images dans le visible (caméras CCD) est aujourd'hui reconnue comme plus efficace que la détection thermique ou infrarouge. La détection thermique se heurte en effet au problème des fumées froides et des feux masqués par différents obstacles : un arbre suffit à mas-

quer le rayonnement infrarouge issu d'un foyer. Le rayonnement issu d'un départ de feux est en fait constitué principalement du rayonnement solaire diffusé par la fumée. Même la nuit, un rayonnement visible issu de la combustion continue d'être diffusé par la fumée. La détection d'un départ de feu peut donc être réalisée, de jour comme de nuit, à partir de simples caméras CCD.

Les zones de pixels présentant des variations de niveaux de gris importantes et prolongées sont extraites par un algorithme de prétraitement et constituent les enveloppes des phénomènes dynamiques. Il s'agit dans ce procédé non décrit ici de récupérer par une analyse cumulée dans le temps l'information dynamique basse fréquence caractéristique des apparitions successives des bouffées dans une même zone de l'image. Au stade qui nous intéresse l'information issue des séquences d'images est donc supposée déjà segmentée en une succession d'enveloppes (enveloppe dynamique). Le traitement que nous présentons s'effectue sur ces enveloppes ou ensembles de pixels, dont les niveaux de gris varient de façon significative dans le temps, témoignant d'une certaine dynamique au-dessus du bruit électronique.

La figure 6 montre une telle enveloppe de pixels affectés par la présence d'une source de fumée. En dessous d'une certaine taille apparente, l'enveloppe se révèle quasi immobile. Dans tous les cas, les contours fournissent une information insuffisante pour caractériser une fumée.

Pour discerner la fumée des nombreux autres phénomènes qui peuvent produire une enveloppe quasi-statique similaire, nous proposons de calculer les mouvements fugitifs de bouffées (ou pulses) qui apparaissent de façon épisodique dans chaque enveloppe. L'extraction des fronts de bouffées par segmentation est difficile. En effet, les fronts sont relativement peu contrastés et se superposent à l'intérieur d'un volume déjà occupé par la fumée. De plus, les vitesses apparentes de propagation peuvent être très faibles selon la distance d'observation et l'information

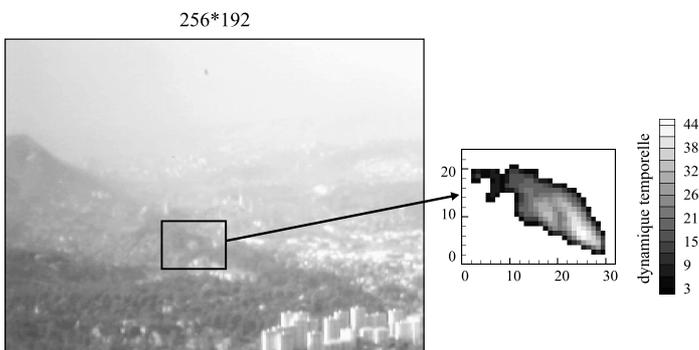


Figure 6. – Sous-image contenant l'enveloppe d'une fumée. L'écart entre les niveaux de gris maximal et minimal d'un pixel est reporté en fausses couleurs.

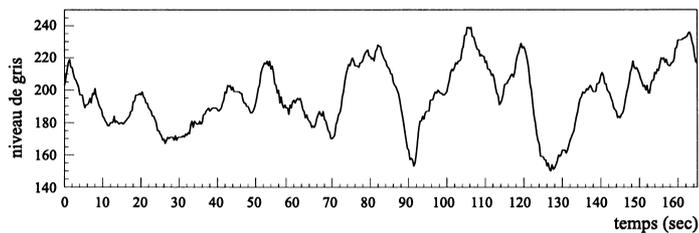


Figure 7. – Signal temporel des variations de niveaux de gris d'un pixel traversé par plusieurs fronts de bouffées. (fumée < 1.5 km)

spatiale se dégrade assez vite (déstructuration des panaches et dilution de la matière en suspension).

Compte tenu des difficultés de l'approche spatiale, nous proposons une approche dynamique du problème, qui consiste à analyser les signaux temporels que constituent chacun des pixels de l'enveloppe. L'information dynamique se traduit au niveau de ces pixels par des variations de niveau de gris dans le temps (figure 7) qui résultent des mouvements des panaches de la fumée et des variations des conditions d'éclairage (ombres portées et autres variations des conditions météorologiques..).

La caractérisation de ce type de signal qui ne présente aucune structure apparente typique et reproductible, peut être effectuée par différentes méthodes, parmi lesquelles on peut citer l'analyse par ondelettes et la transformée de Fourier. Ces différentes analyses requièrent cependant un nombre de points important et une durée du signal conséquente, incompatible avec notre contrainte de rapidité de détection (< 30 secondes) sur un nombre de pas de temps limité (< 100 pour un échantillonnage à 3 Hz). Par ailleurs ces méthodes ne permettent pas d'exploiter l'information importante qui est contenue dans les corrélations transitoires entre les différents signaux, induites par la propagation des bouffées. La méthode de plongement temporel que nous proposons permet de l'exploiter par une analyse multivoie. Le plongement temporel est habituellement employé par les physiciens pour calculer différents estimateurs [18] (dimensions de corrélation, exposants de Lyapunov...) de signaux issus de systèmes dynamiques complexes ou chaotiques. Dans le cas des enveloppes de fumée, le plongement temporel consiste à fabriquer autant de points qu'il existe de segments temporels dans les signaux issus de chaque pixel de l'enveloppe. La manière dont sont fabriqués ces points, en particulier le choix des paramètres de plongement, conditionne la bonne correspondance entre corrélations et voisinages de points.

3.2. plongement temporel des bouffées de fumée

A chaque enveloppe dynamique est associé un ensemble de signaux de niveaux de gris attachés aux différents pixels de l'enveloppe. La figure 8 montre les corrélations temporelles dans

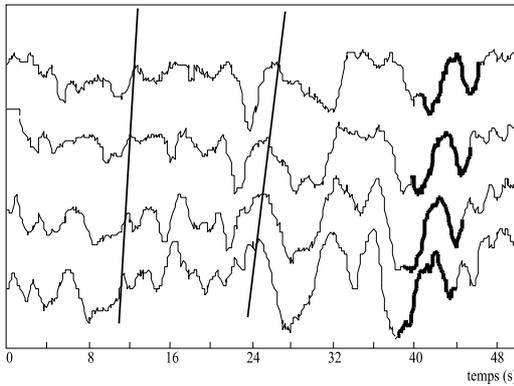


Figure 8. – Variations des niveaux de gris de 4 pixels contenus dans une enveloppe de fumée, et leurs arguments temporels corrélés.

4 signaux particuliers, issus de 4 pixels voisins dans une enveloppe de fumée, disposés le long des trajectoires de bouffées. Les deux traits sur la figure 8 représentent différentes vitesses de propagation de deux bouffées différentes et successives qui traversent les mêmes pixels. Afin de suivre une seule trajectoire de bouffée, caractérisée par une vitesse donnée, il est nécessaire d'extraire de l'enveloppe les segments temporels de relativement courte durée qui ont une même signature. Ces segments corrélés autour d'une même signature sont produits à des instants différents par un front de propagation d'une bouffée bien précise. Une signature temporelle telle que celle qui est représentée en trait épais sur la figure 8 représente une telle bouffée transitoire de fumée.

Le choix le mieux approprié des paramètres de plongement par la méthode des délais [3], est celui qui permet de représenter les segments temporels corrélés par les bouffées sous la forme de voisinages de points (figure 9). Pour chaque nouveau pixel p d'une enveloppe, ses précédents niveaux de gris sur une échelle de temps de d instants passés constituent les coordonnées d'un nouveau point P_i dans l'espace de plongement :

$$P_i = (l_p(t - (d - 1)\tau), \dots, l_p(t - \tau), l_p(t)) \quad (6)$$

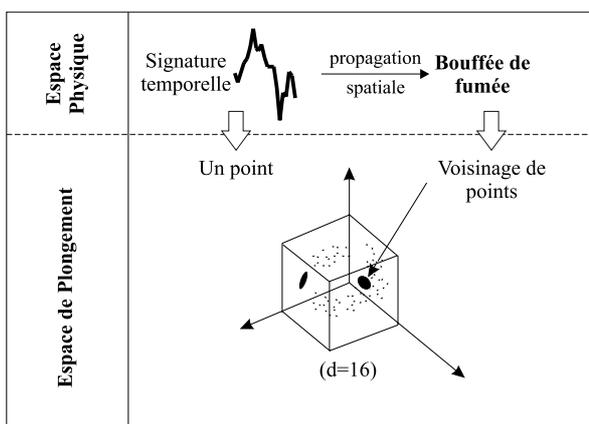


Figure 9. – Formation de voisinages de points induits par la propagation de bouffées, reproduisant des segments temporels corrélés.

avec $l_p(t)$ le niveau de gris du pixel p (codé sur 8 bits) à l'instant t , et τ la période d'échantillonnage des images. Le choix des valeurs de la dimension de plongement d et de la période d'échantillonnage des images τ détermine la durée des segments temporels, liée au temps de passage d'une bouffée sur un pixel. Cette durée dépend de la vitesse apparente de la bouffée dans l'image. Cette vitesse dépend elle-même de façon prépondérante de la distance à laquelle est observée la fumée.

La période d'échantillonnage est fixée par le système de détection à la valeur $\tau = 0.33$ s. Ce taux d'échantillonnage est adapté aux fumées proches (distances de 500 mètres avec un objectif de 60°), dont les bouffées traversent rapidement chaque pixel. A l'opposé, nous avons besoin de détecter les fumées éloignées à des distances d'au moins 5 km. Dans ce cas, la fréquence moyenne des signaux de fumée est plus faible et par conséquent la durée de la signature temporelle optimale est allongée.

La dimension de plongement d détermine la durée des segments temporels plongés. Si cette dimension est trop petite, les mouvements lointains ne peuvent être détectés, et si elle est trop grande les bouffées rapides et fugitives des fumées proches ne peuvent être suivies. Le choix de la valeur de $d = 16$ a été guidé par la nécessité d'un compromis entre ces deux situations extrêmes. Il faut également noter qu'une valeur élevée de d requiert pour le système de détection une quantité très importante de mémoire, et de plus diminue la puissance de calcul. Une valeur de d plus élevée est fortement recommandée pour détecter des fumées lointaines (> 5 km).

Après avoir plongé l'ensemble des segments temporels d'une même enveloppe sur quelques dizaines de pas de temps, nous devons extraire les voisinages de points qui sont formés par les corrélations entre ces segments temporels. L'extraction de ces voisinages parmi une quantité massive de points nécessite l'utilisation d'une technique appropriée, adaptée à un espace de très grande dimension. Nous utilisons pour cela la technique du plongement fractal.

3.3. extraction des bouffées en temps différé : validation

Nous présentons ici une version de notre méthode d'extraction des voisinages de points qui est applicable en temps différé, et n'est pas implantée dans notre algorithme de détection temps réel (voir prochaine section). Elle présente l'intérêt de bien illustrer les résultats du plongement fractal, et donc de servir de validation à cette méthode. Il s'agit de démontrer la bonne correspondance entre les voisinages extraits par plongement fractal et les trajectoires de bouffées qui produisent des segments temporels corrélés.

Les résultats présentés sont issus d'une analyse *a posteriori* d'une enveloppe d'une séquence de 100 images, effectuée en calculant, à partir de la liste chaînée de tous les points, la fonction d'isolement $I_\Delta(j)$. Cette fonction $I_\Delta(j)$ définie précédemment,

quantifie la dispersion moyenne de Δ points successifs sur la liste chaînée. Elle permet d'illustrer et de vérifier la propriété de conservation des distances de la courbe space-filling en Z, au moyen du calcul de ses minima locaux. L'hypothèse à vérifier est que la fonction $I_{\Delta}(j)$ varie bien en proportion inverse de la densité locale réelle de la $j^{\text{ème}}$ séquence de points chaînés dans la liste, et que par conséquent un minimum local pour une séquence de Δ points successifs sur la liste chaînée correspond effectivement à un voisinage de Δ points de l'espace, ce qui permet de le localiser le long de la liste chaînée afin de l'extraire plus aisément.

Nous avons calculé la fonction I_{Δ} (figure 10) à partir d'une enveloppe dynamique de fumée distante de 500 m, présentant une élongation maximale de 40 pixels environ dans la direction principale de propagation de la fumée. L'analyse est effectuée sur une durée de 33 secondes, soit 100 images successives. Nous avons utilisé un espace de plongement de dimension $d = 16$, où chaque axe quantifie un niveau de gris codé sur $e = 8$ bits. Les index des points sur la courbe Z sont donc compris entre 0 et $2^{128} - 1$. Pour quantifier un tel nombre sur 128 bits, nous utilisons un tableau de 4 entiers de type long (32 bits). Nous avons fixé le paramètre $\Delta = 40$ de façon à égaliser l'extension maximale de l'enveloppe, s'agissant d'une estimation moyenne du nombre de pixels pouvant être affectés par une bouffée dans une direction donnée. Δ étant une estimation grossière de la taille des voisinages dans la liste chaînée, nous avons vérifié que des variations importantes de ce paramètre, de 50 % à 200 %, n'affectaient que de façon peu significative les résultats.

La figure 10 présente I_{40} en fonction des indices des séquences de points rencontrés le long de la liste chaînée. Nous remarquons la présence de 23 minima principaux. Chaque minimum correspond à une séquence de Δ points du chaînage pouvant correspondre à un voisinage de points dans l'espace de plongement.

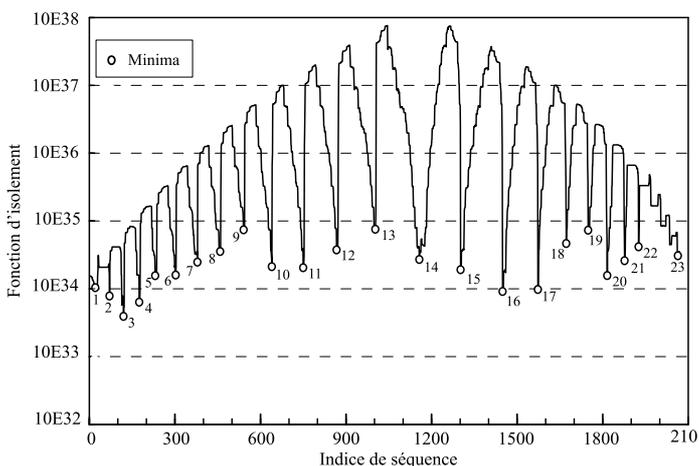


Figure 10. – Fonction d'isolement et identification des voisinages par les minima locaux.

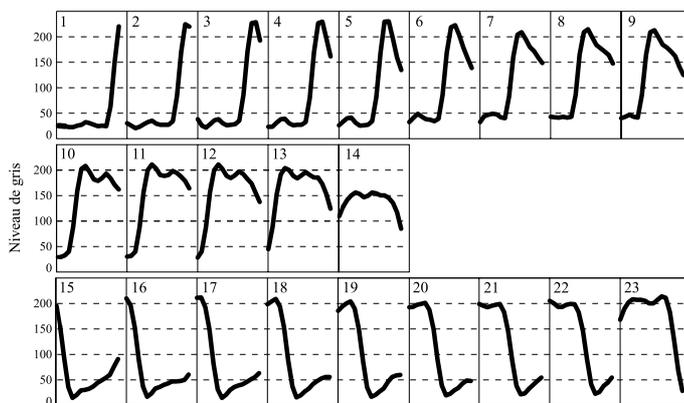


Figure 11. – Signatures moyennes des segments temporels contenus dans les séquences identifiées par les minima locaux de la fonction d'isolement.

Le grand nombre de minima est dû à la répétition de voisinages constitués par les différentes phases des signatures temporelles. Pour vérifier cette conclusion, nous avons calculé les signatures (ou segments temporels moyens) de chaque voisinage identifié par un minimum, en moyennant les Δ segments temporels de chaque voisinage (figure 11). Nous remarquons alors que les signatures caractérisent 3 fronts différents au travers de segments temporels de même aspect et déphasés.

Le premier front regroupe les minima 1 à 9, le second 10 à 13, et le dernier 15 à 23. La succession des signatures déphasées d'une unité, d'un pic de la fonction d'isolement à l'autre, est due à l'indexation en Z, qui transforme un écart de phase d'une unité en un décalage d'un bit (multiplication ou division par 2) de la Z-valeur. Nous supposons dans un premier temps qu'il est possible d'identifier la trajectoire d'une bouffée à partir d'un nombre fixe Δ de segments temporels corrélés se succédant le long de la chaîne. Cette hypothèse est limitée par différentes observations. Premièrement nous ne connaissons pas la taille réelle des voisinages d'une séquence, donc il est inévitable que certaines des séquences de Δ points de la liste puissent contenir plusieurs voisinages et/ou des voisinages partiels. Deuxièmement, nous utilisons des courbes de type space-filling qui ne préservent pas totalement les distances par un recouvrement linéaire, et c'est le cas particulièrement pour la courbe en Z, qui génère des artefacts (figure 12).

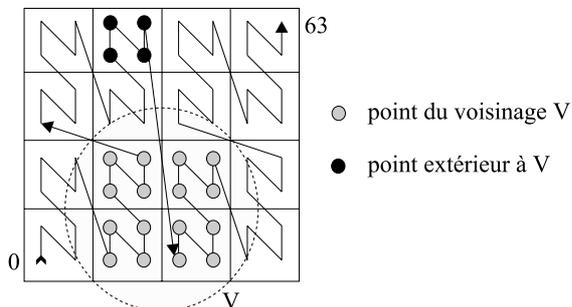


Figure 12. – Artefact de saut d'hypercube de la courbe en Z.

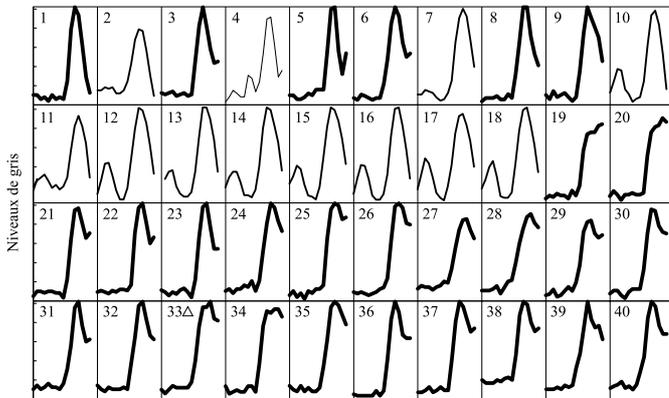


Figure 13. – Séquence de segments temporels successifs dans la chaîne, dont la différence des rangs fractals extrêmes correspond au minimum n° 5 de la fonction d'isolement.

Ces limitations engendrent notamment des sauts d'hypercubes, observables dans les séquences de la liste chaînée, pouvant contenir des signatures temporelles distinctes. Pour l'illustrer, la figure 13 présente un voisinage de $\Delta = 40$ points qui est associé au minimum numéro 5 de la fonction d'isolement I_Δ de la figure 10. Les différents segments temporels associés aux points des voisinages sont représentés sur cette figure dans l'ordre croissant de leur rang fractal. Il faut noter que la succession des segments temporels n'est pas continue : par moment des signatures provenant d'autres voisinages s'insèrent à l'intérieur d'un même voisinage de la séquence, par exemple entre les numéros 10 à 18. Cependant, ces artefacts restent acceptables dans la mesure où notre méthode d'estimation du mouvement sélectionne les segments les mieux corrélés à l'intérieur d'une même séquence. Nous n'avons ainsi pas besoin dans notre étude d'une définition précise de la taille des voisinages. Les segments temporels de la figure 13 ont à première vue le même aspect, ce qui permet d'extraire une signature temporelle unique à partir de cette séquence de points, même s'il en existe d'autres, plus fines.

Les segments temporels prépondérants, qui présentent le plus de corrélations avec la signature moyenne n° 5, sont tracés en trait gras. Les segments temporels moins bien corrélés s'intercalent à l'intérieur de la séquence. Malgré ce mélange entre des segments plus ou moins bien corrélés à l'intérieur d'une même séquence de la chaîne, des trajectoires peuvent être détectées. Pour vérifier que ces segments corrélés correspondent bien à des trajectoires de bouffées, considérons les coordonnées spatio-temporelles des points $P_{i_j}, P_{af(i_j)}, \dots, P_{af_\Delta(i_j)}$ constituant la $j^{\text{ème}}$ séquence de la liste chaînée :

$$(x_{i_j}, t_{i_j}), (x_{af(i_j)}, t_{af(i_j)}), \dots, (x_{af_\Delta(i_j)}, t_{af_\Delta(i_j)}) \quad (8)$$

et

$$(y_{i_j}, t_{i_j}), (y_{af(i_j)}, t_{af(i_j)}), \dots, (y_{af_\Delta(i_j)}, t_{af_\Delta(i_j)}) \quad (9)$$

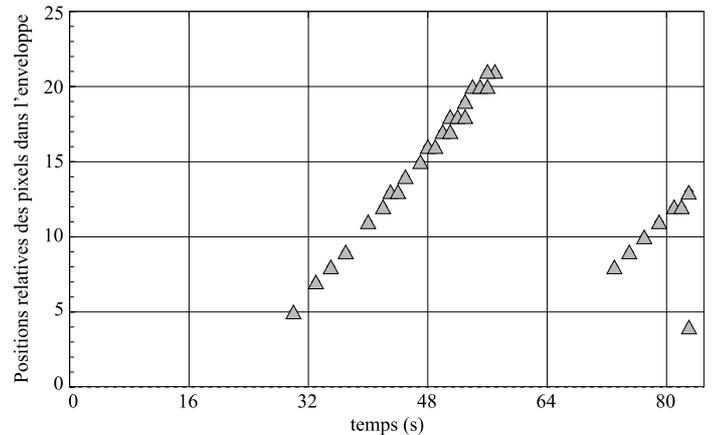


Figure 14. – Trajectoire dans le plan (x, t) des segments temporels de la séquence du minimum n° 5 de la figure 10.

La fumée étudiée dans ce travail présente une orientation prépondérante horizontale. La figure 14 montre des alignements de points qui traduisent le déplacement horizontal de deux bouffées distinctes, extraites du voisinage n° 5 de la figure 10. Les alignements obtenus sur la figure 14 montrent une vitesse de propagation constante des bouffées extraites. Ces deux trajectoires distinctes correspondent aux deux segments temporels différenciés sur la figure 13.

De façon générale pour tous les minima, les diagrammes $x(t)$ et $y(t)$ obtenus à partir des différents voisinages présentent cette disposition linéaire, qui correspond à différents mouvements de bouffées de fumée. Chaque phase d'une même bouffée se traduit par un nouveau minimum. Cette redondance d'information est très utile pour compenser le cas où les trajectoires associées aux voisinages ne contiennent pas assez de points pour les identifier et calculer précisément leurs paramètres à partir d'un seul voisinage. La figure 15 présente des résultats typiques obtenus pour d'autres fumées ainsi que pour des phénomènes dynamiques concurrents, comme des nuages ou des arbres mus par le vent. Nous remarquons une nette différence entre les mouvements d'arbres (figure.15.c) et les phénomènes (fumée : figure.15.a, nuages : figure.15.b) qui propagent une signature de variation de niveau de gris le long d'une trajectoire spatiale. Ce résultat nous a permis d'utiliser un critère de détection fondé sur la détection élémentaire de mouvement par l'extraction d'alignements de points. Un tel critère est décrit plus loin dans notre algorithme de détection temps réel. Les alignements très comparables des figures 15.a et 15.b montrent cependant qu'il n'est pas possible de discerner la fumée d'un nuage à partir de l'analyse d'un seul voisinage. Il faut remarquer que dans la réalité, un guetteur humain peut lui aussi avoir du mal dans certains cas à discerner nuage et fumée.

Toujours dans un but de validation, nous avons utilisé un calcul en temps différé du cône spatial de propagation en réalisant une analyse cumulée sur l'ensemble des minima locaux. La figure

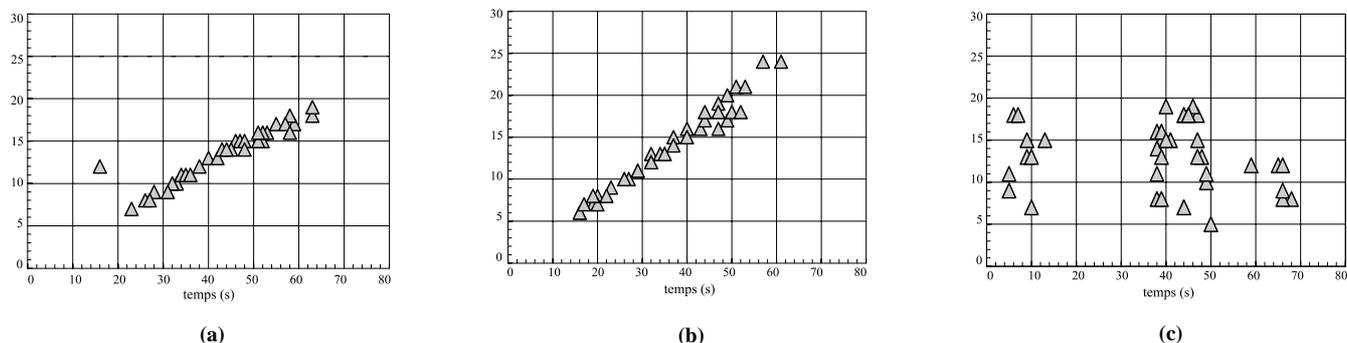


Figure 15. – Détection de mouvements dans plusieurs enveloppes dynamiques de phénomènes naturels.

16 montre que les angles des trajectoires calculées sont contenus à l'intérieur d'un cône d'ouverture correspondant bien à l'enveloppe du phénomène. La longueur des segments de droite de la figure 16 quantifie le nombre de pixels traversés par la signature temporelle extraite. On remarque l'existence de plusieurs directions de propagation prépondérantes dans l'enveloppe, traduisant des mouvements non uniformes.

Cette variabilité des directions angulaires témoigne de la diversité des mouvements de bouffée à l'intérieur même de l'enveloppe de la fumée. Cependant, dans la pratique la quantification de cette diversité ne permet pas une bonne identification de la fumée, parce que les largeurs de cône peuvent être très différentes selon les fumées observées. D'autres critères sont donc nécessaires pour réaliser un détecteur de fumée efficace. Nous présentons dans la suite les critères retenus dans un processus de détection temps réel des fumées qui sont effectivement implantés dans notre système de détection, actuellement en veille sur le terrain.

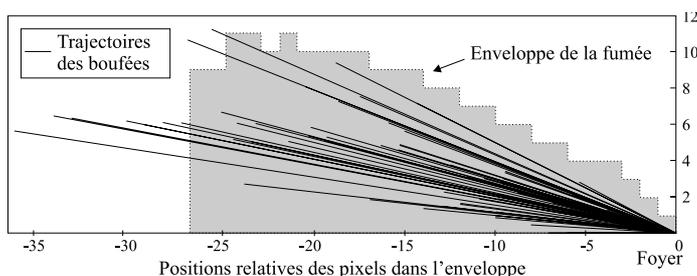


Figure 16. – Ensemble des trajectoires extraites de l'analyse cumulée des voisinages de l'espace de plongement.

3.4. extraction des bouffées en temps réel : algorithmes et critères de détection

La version de notre méthode d'extraction des voisinages qui utilise les minima de la fonction d'isolement n'est pas bien adap-

tée à une implémentation temps réel pour diverses raisons: elle requiert que suffisamment de points soient préalablement plongés, et elle nécessite un algorithme qui permette de rafraîchir automatiquement la fonction d'isolement à chaque nouveau pas de temps, sans parcourir tous les points de la liste chaînée. Or ce dernier est difficile à mettre au point dans le cas où l'on souhaite éviter trop de calculs redondants.

L'algorithme temps réel présenté ici permet de fournir un diagnostic à chaque pas de temps, basé sur une estimation des mouvements dans les enveloppes dynamiques. Au lieu d'utiliser la fonction d'isolement, cet algorithme cumule dans différents histogrammes les résultats acquis à chaque pas de temps et travaille directement à partir du voisinage immédiat de chaque nouveau point plongé, de la façon suivante :

- 1) A chaque pas de temps, les segments temporels composés des $d = 16$ derniers niveaux de gris de tous les pixels d'une l'enveloppe sont plongés et chaînés dans la liste.
- 2) Chaque nouveau point P_i fait l'objet d'un calcul de toutes les vitesses instantanées $((x_i - x_j)/(t_i - t_j)$ et $(y_i - y_j)/(t_i - t_j))$ de propagation avec ses voisins immédiats P_j dans la liste chaînée. Le nombre de calculs de vitesse noté Δ (par analogie avec le paramètre de la fonction d'isolement : $\Delta/2$ avant P_i , $\Delta/2$ après P_i), varie proportionnellement au nombre de pixels de l'enveloppe, mais reste cantonné entre deux valeurs minimum et maximum. Le maximum dépend de la puissance du système.
- 3) L'écart type ISD de l'histogramme des vitesses instantanées associé à ces Δ couples de points est calculé puis comparé avec un seuil IMD. Si ISD est inférieur à IMD, ce qui se produit dans le cas où un pic apparaît dans l'histogramme, on considère qu'on a détecté un mouvement de propagation sur le pixel associé au point P_i . L'abscisse du pic correspond alors à la vitesse apparente du mouvement.

La figure 17 montre des résultats représentatifs de l'histogramme typique des vitesses instantanées pour différentes enveloppes : nuage (a), fumée à 4 km (b), et arbres en mouvement (c). On remarque l'absence de pic significatif dans le cas des

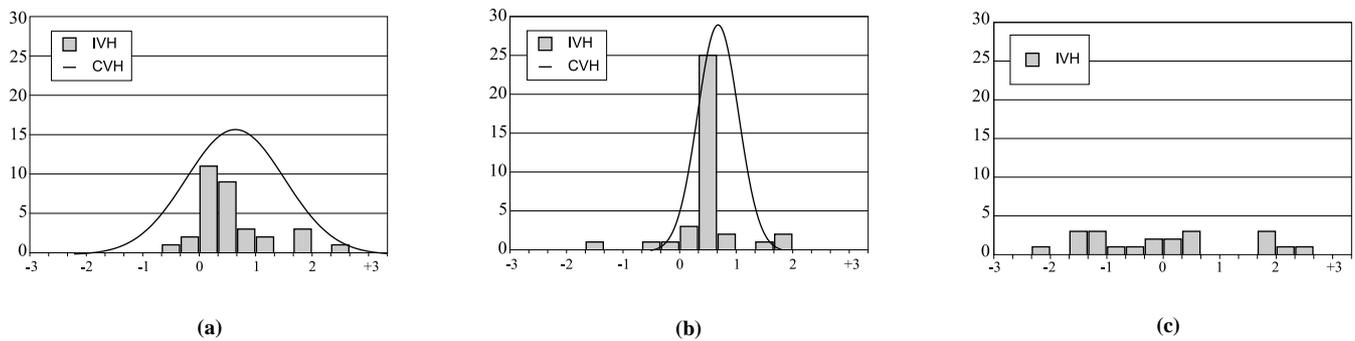


Figure 17. – Histogrammes instantanés des vitesses (IVH) pour une séquence de points du chaînage, et allures des histogrammes cumulés des vitesses (CVH) pour toutes les séquences de points.

mouvements des feuilles d’arbres. On observe à l’opposé un pic très significatif dans le cas d’un nuage, et une situation intermédiaire dans le cas de la fumée.

Les courbes continues en cloche de la figure 17 représentent l’allure des histogrammes CVH des vitesses des pics des histogrammes des vitesses instantanées IVH. Ces histogrammes CVH sont cependant mis à jour (incrémentés) pour chacune de ces vitesses seulement lorsque l’écart type ISD de l’histogramme IVH est inférieur au seuil IMD, indicatif d’un mouvement de propagation. L’histogramme CVH cumule les résultats de tous les pixels d’une même enveloppe sur plusieurs pas de temps. Cet histogramme fait également l’objet d’un calcul d’écart type CSD.

Pour l’ensemble des fumées que nous avons pu étudier, l’écart type CSD présente une certaine variabilité, mais ces écarts restent supérieurs à ceux obtenus pour les nuages. Dans le cas des mouvements d’arbres qui ne sont pas des mouvements de propagation, nous n’obtenons pas d’histogramme cumulé ayant un nombre de valeurs significatif, car en général ISD est supérieur à IMD. En pratique, le paramètre IMD est fixé dans le fichier d’initialisation du système. C’est à partir de l’analyse de l’histogramme des vitesses cumulées CVH, mis à jour pour chaque pas de temps, que sont calculés des critères qui permettent de séparer la fumée des autres phénomènes.

Le premier de ces critères est l’énergie E de l’histogramme CVH qui doit être supérieure à un minimum ME . L’énergie E représente tout simplement le cardinal de CVH divisé par le nombre de points plongés. Cette énergie est donc d’autant plus élevée que le nombre de mouvements de propagation détectés, en comparaison au nombre de points testés, est élevé. Ce critère est le plus efficace, car il sépare la fumée des nombreuses enveloppes pseudo-dynamiques qui ne sont pas éliminées par le système d’extraction automatique des enveloppes. Il est particulièrement adapté à la caractérisation des fumées en ce sens que contrairement aux autres phénomènes qui induisent des mouvements, ceux induits dans la fumée ont tendance à remplir son enveloppe en tout point et à tout instant. Un exemple d’énergie faible,

où E est inférieur à ME , est celui des arbres mus par le vent, dont l’histogramme cumulé des vitesses contient peu d’information, car les mouvements détectés concernent des pixels bien précis où s’observent de forts contrastes dus au masquage d’un fond clair ou à des reflets.

Le second critère important est basé sur la valeur de l’écart type CSD de l’histogramme des vitesses cumulées. Dans le cas des fumées et des nuages, nous observons que les valeurs de CSD sont relativement stables et séparables (figure 17.a et 17.b). Quand les enveloppes de fumée sont balayées par un vent très stable, les histogrammes des vitesses cumulées sont alors assimilables à ceux des nuages. En pratique, ces effets ne durent pas, aussi lorsque CSD est inférieur à un écart type minimum CMD, on invalide la détection de la fumée pour le pas de temps correspondant, en considérant que les mouvements détectés sont trop uniformes pour témoigner de la présence de fumée.

En plus des critères présentés ici (ME et CMD), d’autres critères sont utilisés comme celui exploitant le fait que la fumée se déplace presque toujours vers le haut. L’analyse utilise alors la distribution angulaire des trajectoires calculées. Comme pour les vitesses, des histogrammes angulaires instantanés et cumulés sont utilisés de façon semblable avec des seuils adéquats.

La figure 18 illustre l’algorithme utilisé pour la détection des fumées à partir des deux critères principaux. En résumé, dans un premier temps chaque point calculé à partir des variations de niveaux de gris antérieures, pour chaque pixel d’une enveloppe, fait l’objet successivement d’un plongement temporel, d’une indexation, d’un chaînage dans une liste, d’une extraction de voisinage (*clustering*) puis d’une analyse de ce voisinage pour détecter un mouvement de propagation instantané ($ISD < IMD$) en ce pixel.

Dans un deuxième temps sont calculés les histogrammes cumulés des vitesses de mouvements. Des cardinaux élevés témoignent d’une densité importante des mouvements, c’est-à-dire envahissant toute l’enveloppe. Des écarts types importants témoignent de vitesses de mouvements très variées. La présence conjointe de ces deux observations constitue un critère de forte probabilité de présence de fumée.

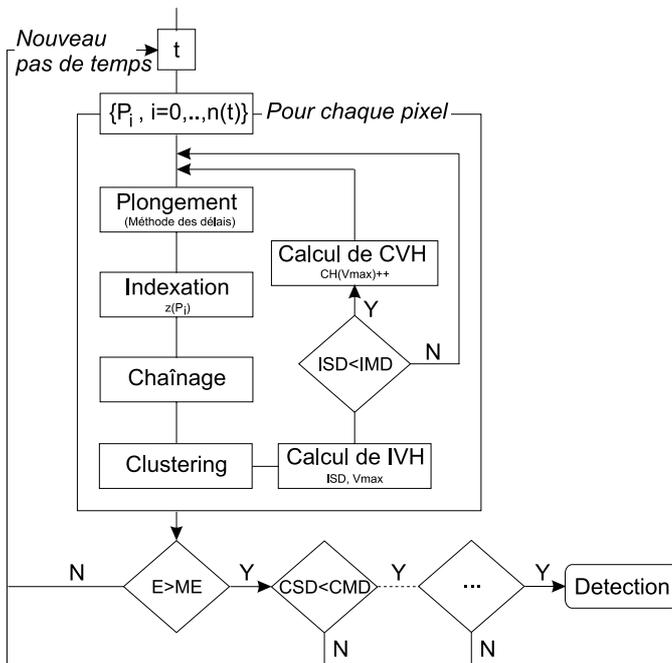


Figure 18. – Organigramme de la détection temps réel illustrant les 5 étapes du plongement fractal : plongement temporel, indexation fractale, chaînage, extraction de voisinage et analyse de voisinage (détection de mouvement).

4. discussion et généralisation

Pour bien comprendre comment la méthode du plongement fractal peut se généraliser à d'autres applications, nous séparons dans cette discussion les étapes liées à l'application : plongement, identification et extraction, et les étapes liées à la méthode : indexation et chaînage.

Le plongement repose sur la connaissance physique de l'information à traiter et suppose une bonne caractérisation élémentaire de cette information. Dans le cas d'enveloppes dynamiques de pixels où l'on cherche à détecter en priorité des mouvements de bouffées de fumée, nous avons supposé que nous pouvions caractériser ces mouvements de façon élémentaire par des segments temporels de niveaux de gris. Nous avons donc fabriqué des points par la méthode des délais, chaque point représentant un segment temporel. Nous avons montré que les voisinages de points obtenus représentent bien des corrélations qui sont dues au mouvement des bouffées, ce qui a confirmé notre hypothèse. Pour détecter les mouvements de bouffées de fumées lointaines, nous avons dû plonger des segments de durée assez longue pour pouvoir englober des variations de niveaux de gris à spectre de fréquence large, du fait de la diversité des distances et des dyna-

miques propres aux objets des scènes naturelles. Cette contrainte a déterminé la dimension élevée (16) de l'espace de plongement. L'identification des mouvements s'effectue par la recherche des voisinages de points créés par plongement temporel. Nous avons présenté deux algorithmes d'identification, temps réel et temps différé. En temps différé, nous avons calculé les pics de la fonction d'isolement I_{Δ} de tous les voisinages. En temps réel, nous avons calculé le pic de l'histogramme des vitesses IVH d'un voisinage. Dans ce dernier cas, l'observation d'un pic conduit à un critère de détection de mouvement instantané sur un pixel de l'image. Ce critère calculé à partir de l'histogramme IVH, qui échantillonne les meilleurs couples de segments corrélés, ne restreint pas la détection du mouvement à une analyse qui ne prend en compte que les pixels contigus. Si le mouvement est rapide, le critère rassemble des segments temporels issus de pixels qui peuvent être éloignés.

L'extraction des trajectoires avec notre méthode repose sur l'accès direct aux informations liées à chaque pixel de la trajectoire, grâce aux points correspondants, voisins dans la chaîne. Pour se passer d'un tel accès direct à l'information corrélée, il serait nécessaire de comparer chaque segment temporel d'une enveloppe à tous les autres segments temporels de positions et instants différents. En effet, l'absence de connaissance préalable des directions ou vitesses de mouvement, oblige à tester tous les couples de segments temporels. Compte tenu de la taille moyenne des enveloppes à traiter (plusieurs centaines de pixels), cela représente une quantité considérable de comparaisons de points, soit plusieurs milliers sur seulement une dizaine de pas de temps. La méthode proposée a permis de restreindre sélectivement ce nombre de comparaisons à quelques dizaines par pixel quelle que soit la taille de l'enveloppe, ce qui a fait gagner au minimum un facteur 100, et souvent un facteur 1000 sur le nombre de comparaisons à effectuer. Il reste à vérifier que ce gain n'est pas trop entamé par le temps de calcul lié aux étapes d'indexation et de chaînage de la méthode.

L'indexation des points par le calcul du rang fractal à partir de la Z -valeur est très rapide, car il fait intervenir une transposition de la matrice de bits de ses coordonnées facile à optimiser à bas niveau de programmation (langage C ou assembleur). Cette indexation n'a donc pas d'incidence notable sur la rapidité des calculs. Les artefacts liés à l'utilisation de la Z -valeur sont contournés par la redondance de l'information qui opère à deux niveaux : redondance de points au niveau de chaque trajectoire, dont l'ensemble de points est toujours suffisant pour la reconstituer, et redondance de phases temporelles, qui multiplie le nombre de possibilités de reconstituer une trajectoire à partir de différents voisinages.

Le chaînage introduit une certaine complexité dans l'implantation de la méthode. Pour faire le bilan objectif du gain apporté par la méthode du plongement fractal, il faut évaluer le temps de calcul introduit par le chaînage en prenant en compte pour chaque nouveau point son temps d'insertion au bon endroit dans la liste chaînée. Ce temps dépend du nombre de points apparte-

nant à un même hypercube, auxquels il faut comparer le nouveau point avant de trouver cet emplacement. Il est indéniable que l'on perd en comparaisons à ce niveau une partie du temps que l'on regagne ensuite par l'accès direct aux voisinages. Mais cette perte dépend très peu de la quantité de points analysés, car l'augmentation du nombre de points crée de nouveaux hypercubes. De ce fait, le plongement fractal est une méthode de calcul intéressante seulement à partir d'une certaine quantité d'informations traitées. Cette quantité est difficile à évaluer car elle dépend de la nature de l'information elle-même. L'expérience que nous en avons dans le cas des fumées nous porte à penser que le nombre de points à partir duquel un plongement fractal commence à être intéressant est de l'ordre de 10^3 . Sachant que l'on travaille avec une chaîne d'environ 10^4 points, on peut estimer gagner un facteur de l'ordre de 10 par rapport à une méthode qui effectuerait toutes les comparaisons.

Pour pouvoir utiliser avantageusement le chaînage de points plongés dans un espace multidimensionnel dans d'autres applications, certaines conditions sont donc à remplir. En premier lieu, la quantité d'information à traiter doit être importante. En second lieu, il faut choisir le type le plus approprié de plongement physique, en fonction de l'information recherchée, sachant qu'un plongement utile consiste à exploiter des corrélations qui engendrent des voisinages de points. Dans le cas de séquences d'images, on peut distinguer deux types principaux de plongement, spatial et temporel. Une fois ce type de plongement choisi, un réglage optimal des paramètres de plongement est nécessaire. Si ce n'est pas le cas, l'espace de plongement risque de contenir des points éparpillés, au lieu de voisinages resserrés contenant l'information recherchée.

Moyennant ces conditions, les applications potentielles du plongement fractal en traitement d'images dynamiques sont nombreuses et nous avons testé deux autres exemples, dont nous donnons ici simplement les principes :

• *Premier exemple : La détection des mouvements rotatoires d'un capteur CCD*

L'analyse d'images d'un décor hétérogène à partir d'une caméra mobile en un point fixe permet d'extraire ses trois mouvements de rotation, à condition de reconnaître chaque objet du décor avec sa position. Un plongement fractal de type spatial le permet, si on fabrique les points à partir des valeurs codées des différents critères géométriques qui définissent une forme d'objet par son contour : surface, périmètre, diamètre moyen, distances extrêmes du contour, aplatissement, régularité du contour, etc. L'espace de plongement est ici de dimension égale au nombre de critères ou descripteurs de forme. Un même objet est alors caractérisé par un ensemble de descripteurs multidimensionnels qui mémorisent les différentes saisies possibles de cet objet lorsque les conditions de prise de vue varient, en particulier lors de mouvements de la caméra. Lors de ce mouvement les contours de cet objet varient tout en restant proches d'une ou plusieurs signatures. Un plongement spatial produit différents voisinages qui correspondent à différents objets, mais aussi à

plusieurs manifestations d'un même objet. A partir d'une centaine de contours par image, notre méthode s'applique efficacement et l'identification de ces voisinages par plongement fractal permet l'extraction de la structure détaillée de la scène, qui permet de remonter à la position de la caméra, sans avoir fait d'hypothèses sur la structure du décor.

• *Deuxième exemple : L'identification d'un objet complexe déformable ou mobile*

Toujours en exploitant un plongement spatial de contours, un objet déformable ou mobile filmé par une caméra, tel qu'un visage, peut être identifié sous la forme d'un ensemble de voisinages produit par le plongement des critères les plus stables des contours de cet objet. Le mouvement ou la déformation de l'objet produit des variations de contours dont certaines caractéristiques inconnues *a priori* peuvent subsister dans un voisinage, et être extraites durant une phase d'apprentissage. Cette émergence de caractéristiques stables peut être identifiée par des pics de la fonction d'isolement, que nous avons effectivement pu observer dans certaines conditions. Une comparaison ultérieure entre les rangs fractals des pics observés lors du plongement d'une image complète, et les rangs fractals des pics mémorisés pour l'objet recherché, permet alors d'identifier cet objet, sans qu'aucune hypothèse n'ait été nécessaire pour codifier et caractériser cet objet.

Dans le cas de cette dernière application, nous avons expérimenté que seuls certains types d'objets déformables peuvent être analysés de cette façon, de préférence des objets peu mobiles ou présentant très peu de déformations. Pour mieux prendre en compte les déformations, nous avons également testé l'index de la courbe fractale de type space-filling de Hilbert (figure 1) en travaillant dans un espace de dimension beaucoup plus faible (4). Ces applications restent aujourd'hui expérimentales et exploitent un nombre de points à peine supérieur aux conditions requises pour que la méthode soit vraiment concurrentielle. Mais elles nous ont permis de dégager un intérêt au plongement fractal qui est peut-être le plus intéressant : l'économie d'hypothèses de travail sur la scène à analyser, qui se traduit par l'usage d'un nombre de paramètres restreint (ou non directement liés à la méthode).

5. conclusion

Dans une optique plus générale d'application du plongement fractal, il est utile de résumer, dans l'ordre algorithmique, ses différentes étapes de calcul :

• *Première étape : Le plongement*

Un plongement s'adapte à l'information recherchée. Un plongement temporel nous a permis d'extraire des mouvements fugitifs très localisés dans une image. Un plongement spatial nous per-

met de coder la structure stable d'un objet complexe à partir de ses contours. De façon générale, un plongement adéquat doit exploiter des corrélations pour engendrer des voisinages de points.

• *Deuxième étape : L'indexation*

L'indexation par la courbe en Z rend le calcul du rang fractal simple et rapide, par transposition d'une matrice de bits de coordonnées. Cette opération peut être implantée par une routine spécialisée de très bas niveau (un câblage électronique peut être envisagé). La troncation de l'index permet une première classification de l'information en un nombre limité de classes (ou hypercubes) respectueuses de la propriété de voisinage.

• *Troisième étape : Le chaînage*

Après troncation du rang, chaque nouveau point est inséré à l'intérieur d'une chaîne à l'aide d'un nombre restreint de comparaisons avec les seuls points partageant le même hypercube. Ce procédé permet de limiter, aussi bien au moment du chaînage qu'au moment de son exploitation ultérieure, le nombre de comparaisons de rang et donc le temps de calcul.

• *Quatrième étape : L'identification*

Les pics de la fonction d'isolement donnent un accès direct en temps différé, aux points centroïdes des voisinages, qui servent de références ou de signatures à l'information recherchée. En temps réel, le parcours de la chaîne de part et d'autre d'un nouveau point inséré, donne également un accès direct à son voisinage qui fournit immédiatement la référence ou l'identificateur recherché.

• *Cinquième étape : L'extraction*

L'extraction de l'information attachée aux différents points appartenant à un même voisinage permet une analyse fine du phénomène produisant les corrélations, en exploitant à nouveau le sens physique de l'information recherchée. De façon générale l'analyse d'histogramme calculé au niveau de ce voisinage est un moyen d'établir un critère de détection physique.

Parmi ces cinq étapes du plongement fractal, il faut insister particulièrement sur l'avantage déterminant apporté par le chaînage fractal. Qu'il s'agisse du stockage du rang d'un point donné dans la chaîne, ou de l'extraction des points voisins d'un point donné en utilisant les fonctions de chaîne, le chaînage permet de limiter considérablement les temps de calcul, en évitant les comparaisons inutiles entre ce point donné et tous les autres points de l'espace. Cet avantage est primordial dans le cas de données massives, c'est pourquoi la méthode du plongement fractal est intéressante pour l'analyse de séquences d'images, et en particulier pour leur analyse en temps réel.

Le caractère massif de l'information à traiter n'est pas la seule condition qui rende applicable la méthode du plongement fractal. Il est nécessaire que des corrélations soient présentes en quantité suffisante pour générer des voisinages de points. Cette condition est liée à la redondance de l'information. Dans le cas d'un plongement spatial, cette redondance est due à l'accumula-

tion d'images dans le temps d'un même objet. Dans le cas d'un plongement temporel, elle est due à la quantité des points de mesure en différents pixels d'une enveloppe spatiale, ainsi qu'aux différentes phases. Elle est donc plus importante et c'est la raison pour laquelle l'application présentée ici, qui utilise un plongement temporel, est particulièrement bien adaptée pour une première illustration de cette méthode. L'exploitation de données redondantes est incontournable en matière d'analyse de systèmes complexes. Les physiciens nous ont montrés, à travers l'utilisation d'outils issus de la théorie du chaos, que la recherche de l'ordre à l'intérieur de systèmes complexes ou désordonnés peut se faire par l'identification d'attracteurs, qui ne sont ni plus ni moins que des zones de forte densité de points dans un espace de phases. La notion de complexité d'une information est là aussi liée à un espace multidimensionnel, et à l'extraction de voisinages de points. La méthode du plongement fractal nous semble ainsi plus particulièrement adaptée à l'analyse d'informations complexes, qui échappent à une modélisation directe. En conclusion, le plongement fractal nous semble être une méthode prometteuse pour l'exploration de certaines images de scènes dynamiques, pour lesquelles l'information à analyser est à la fois massive, redondante et complexe.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] P. Boutheymy, « Motion segmentation and qualitative dynamic scene analysis from an image sequence. » *International Journal of Computer Vision*, Vol. 10 (2), 1993, pp. 157-182.
- [2] A. Caplier, C. Dumontier, F. Luthon, P.Y. Coulon, « Algorithme de détection de mouvement par modélisation markovienne. Mise en œuvre sur DSP. » *Traitement du signal*, Vol. 13, 1996, n° 2, pp. 177-190.
- [3] F. Takens, « Detecting strange attractors in turbulence », *Lecture Notes in Mathematics* 898, Springer-Verlag 1981, pp. 366-381.
- [4] R. Agrawal, C. Faloutsos, A. Swani, « Efficient similarity search in sequence databases », *4th Int. Conf. on Foundations of Data Organization and Algorithms*, Chicago, October 1993, pp. 69-84.
- [5] R. Agrawal, K.I. Lin, H.S. Sawhney, K. Shim, « Fast similarity search in the presence of noise, scaling and translation in time series databases. » *21st Int. Conf. on very large databases*, Zurich, Switzerland, Septembre 1995, pp. 490-501.
- [6] C. Faloutsos, M. Ranganathan, Y. Monolopoulos, « Fast subsequence matching in time-series databases. » *Special Interest Group on Management of Data (SIGMOD)*, 1994, pp. 419-429.
- [7] G.H. Cha, C.W. Chung, « Object-Oriented Retrieval Mechanism for Semistructured Image Collections. » *6th ACM International Multimedia Conference (ACM Multimedia '98)*, Bristol UK, Sep. 1998, pp. 323-332.
- [8] F. Korn, N. Sidiropoulos, C. Faloutsos, E. Siegel, « Fast nearest-neighbor search in medical image databases. » *Int. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB '96)*, Bombay, India, September 1996, pp. 215-226.
- [9] D. Vassiliadis, « The input-state space approach to the prediction of auroal geomagnetic activity from solar wind variables. » in *Int Workshop on Applications of Artificial Intelligence in Solar Terrestrial Physics*, edited by J. Joselyn, H. Lundstedt and J. Trolinger, NOAA, Boulder, 1994, pp. 145-151.
- [10] A. Guttman, « R-Trees : A Dynamic Index Structure for Spatial Searching. » (R-Trees : une Structure d'Index Dynamique pour les Recherches Spatiales) *ACM SIGMOD Int. Conf. on Management of Data*, Boston, MA, June 1984, pp. 47-57.

- [11] N. Roussopoulos, C. Faloutsos, S. Timos, « The R+-trees : A Dynamic index for multi-dimensional objects. », *13th International Conference on Very Large Databases (VLDB'87)*, Brighton, 1987, pp. 507-518.
- [12] T. Brinkhoff, H.P. Kriegel H.P. B. Seeger, « Efficient Processing of Spatial Joins Using R-Trees », *ACM SIGMOD (Special Interest Group on Management of Data)*, Washington D.C., 22(2) : pp. 237-246, June 1993.
- [13] T. Sellis T, N. Roussopoulos, C. Faloutsos, « The R+Tree: A Dynamic Index for Multi-Dimensional Objects. », *12th Int. Conf. on Very Large Data Bases (VLDB)*, Brighton, 1987 pp. 507-518.
- [14] J.A. Orenstein, « Spatial query processing in an object-oriented database system ». *ACM SIGMOD*, Washington U.S., May 1986, pp. 326-336.
- [15] Hans Sagan, « Space-Filling Curves », Springer-Verlag, New York, 1994.
- [16] M. Mandelbrot, « Fractal geometry of nature », W.H. Freeman, New York, 1977.
- [17] J.A. Orenstein, « Redundancy in Spatial Databases, » *ACM SIGMOD Int. Conf. On the Management of Data*, Portland, OR, May-June 1989, pp. 294-305.
- [18] P. Grasberger, I. Procaccia, Generalized dimension of strange attractors, *Phys. Rev. Let. A*, 97 (1983) 227.

Manuscrit reçu le 26 novembre 1999

LES AUTEURS

Philippe GUILLEMANT



Philippe Guillemant est chercheur au CNRS à Marseille (IUSTI UMR 6595) et ingénieur Centrale Paris. Il s'intéresse au couplage entre les réseaux de neurones et le plongement fractal appliqué au génie de la perception visuelle. Il est inventeur de plusieurs procédés ayant abouti à la création d'entreprises licenciées par le CNRS, parmi lesquelles Synapsys, qui commercialise un appareil d'exploration médicale des vestiges utilisant le tracking des mouvements 3D de l'œil, et Uratek, qui transfère une technologie dans l'industrie sous la forme de composants informatiques de vision artificielle.

Jérôme VICENTE



Jérôme Vicente est docteur de l'Université de Provence (IUSTI UMR 6595). Dans sa thèse, il a développé un détecteur automatique de feux de forêts par analyse d'images. Il s'intéresse à la caractérisation de phénomènes dynamiques complexes ou chaotiques par traitement des signaux et images. Les méthodes développées sont basées sur l'analyse fractale d'espaces multidimensionnels. Ces travaux trouvent également des applications dans le milieu médical pour la caractérisation des stades du sommeil ou la localisation des foyers lors des crises d'épilepsie.