



Identification de Données Partiellement Occultées en RdF Statistique

Barbara Romaniuk, Michel Desvignes, Marinette Revenu, Marie-Josèphe
Deshayes

► **To cite this version:**

Barbara Romaniuk, Michel Desvignes, Marinette Revenu, Marie-Josèphe Deshayes. Identification de Données Partiellement Occultées en RdF Statistique. XXXVèmes Journées de Statistique (SFdS), 2003, Lyon, France. 2, pp.815-818, 2003. <hal-00843117>

HAL Id: hal-00843117

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00843117>

Submitted on 10 Jul 2013

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

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

Identification de Données Partiellement Occultées en RdF Statistique.

Barbara Romaniuk* — **Michel Desvignes**** — **Marinette Revenu***
— **Marie-Josèphe Deshayes*****

* *Laboratoire GREYC IMAGE, Ensicaen*
6, Boulevard Maréchal Juin, 14050 Caen cedex 4
{Barbara.Romaniuk, Marinette.Revenu}@greyc.ismra.fr

** *Laboratoire LIS*
961, Rue de la houille blanche, BP 46 St Martin d'Herès
michel.desvignes@lis.inpg.fr

*** *Société Télécrâne Innovation, <http://www.cranexplo.net>*
deshayes@mail.cpod.fr

RÉSUMÉ. Nous nous intéressons au problème de modélisation de la variabilité de formes et de points dans le cadre de la reconnaissance de formes statistique. Nous proposons un modèle statistique non linéaire. Celui-ci, en combinaison avec l'ACP, nous permet de résoudre le problème d'identification de données partiellement occultées.

ABSTRACT. We solve the problem of modelling of the variability of a set of shapes and points in statistical pattern recognition. We propose a statistical non linear model. It allows us, with the formalism of PCA, to solve the problem of identification of partially occulted data.

MOTS-CLÉS : Modèle non linéaire, relations spatiales, variabilité, données occultées.

KEYWORDS: Non linear model, spatial relationships, variability, occulted data.

1. Introduction

Dans le cadre de la reconnaissance de formes statistique, on vise à modéliser un objet moyen à partir d'une population d'objets connus, appelée ensemble d'apprentissage. Souvent cette modélisation ne s'intéressait qu'à l'objet moyen lui-même. Nous proposons ici un modèle non linéaire permettant d'apprendre ce dernier, ainsi que la variabilité et les relations spatiales existantes entre les différents éléments constituant l'objet appris. Ce modèle est utilisé dans la résolution du problème d'identification des données manquantes. L'ensemble de ces travaux a été validé en céphalométrie.

2. Modélisation de la variabilité des formes

2.1. Etat de l'art

La variabilité d'une forme par rapport à un modèle est la différence de forme restant lorsqu'elle est alignée sur le modèle. Nous réduisons la forme à un ensemble fini de points. L'alignement peut être assuré par l'analyse de Procrustes [BOO 97]. Les données sont alors projetées dans un espace de formes invariant. Deux familles de méthodes existent dans le cadre de la modélisation : les méthodes linéaires et les méthodes non linéaires [COO 01]. Parmi les premières on distingue l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Parmi les méthodes non linéaires l'ACP à noyau consiste en une projection des données dans un nouvel espace de caractéristiques à l'aide d'une fonction non linéaire, puis l'application d'une ACP dans cet espace.

2.2. Notre approche

Trois points clés ont dirigé notre modélisation : invariance aux transformations affines grâce à un espace non linéaire ; représentation de la variabilité des points et des relations spatiales entre ces points ; formalisme général permettant l'introduction de courbes. Nous disposons d'un ensemble de données expertisées que nous projetons dans un espace de caractéristiques. La projection est définie par rapport à une forme de référence échantillonnée en p points P_k . Les coordonnées d'un point $M(x, y)$ dans le nouvel espace sont définies à l'aide de β, γ et δ calculés pour chaque triplet possible entre les points P_k :

$$\beta = \frac{\overline{P_j M P_k}}{\overline{P_i P_j P_k}} \quad \gamma = \frac{\overline{P_k M P_i}}{\overline{P_i P_j P_k}} \quad \delta = \frac{\overline{P_i M P_j}}{\overline{P_i P_j P_k}}$$

où $\overline{P_i P_j P_k}$ est l'aire algébrique du triangle $P_i P_j P_k$. Soit n le nombre de triplets et A' la matrice de projection, les nouvelles coordonnées du point M sont alors :

$$X' = [\beta_1 \gamma_1 \delta_1 \dots \beta_n \gamma_n \delta_n]^t = A' X.$$

L'apprentissage est effectué sur une base de N images. Pour chaque image i , nous disposons des points $\{P_k^i\}$ (forme de référence), de la matrice A'^i et des q points $\{X_j^i\}$ à modéliser. Un point de l'image i est représenté par le vecteur ϑ^i dans le nouveau repère. La position moyenne $\hat{\vartheta}$ de chaque point étudié est calculée. Leur variance $\hat{\sigma}$ définit la matrice de pondération P (fiabilité des données). Lorsque l'échantillonnage de la forme de référence génère un nombre important de points, nous proposons de réaliser une ACP sur la matrice de covariance des vecteur ϑ^i (Φ).

Sur une image inconnue, nous savons que : $\vartheta = A' X$. Retrouver le point caractéristique X consiste à résoudre le système surdimensionné : $\hat{\vartheta} = A' X$. La position estimée \tilde{X} d'un point caractéristique X est alors donnée par l'équation :

$$\tilde{X} = (A'^t P^t \Phi \Phi^t P A')^{-1} A'^t P^t \Phi \hat{\vartheta}.$$

3. Identification des données partiellement occultées

Dans de nombreuses applications certains points du modèle sont apparents et d'autres masqués. Notre objectif est d'utiliser le modèle de la variabilité afin de contraindre le modèle moyen à la confirmation de ce qui est visible. La solution proposée utilise l'ACP et exploite de manière élégante et uniforme les relations spatiales appises.

Soient p le cardinal de l'ensemble d'apprentissage, \bar{T} la forme moyenne du patron et S la matrice de covariance des données centrées de taille $(m+n) \times (m+n)$. Soient ϕ la matrice des t premiers vecteurs propres de S . Nous pouvons écrire : $T_i \approx \bar{T} + \phi b$. Le vecteur b est une bonne approximation de l'ensemble d'origine à la condition d'une distribution gaussienne. Tout ensemble de $(m+n)$ points peut alors être "presque" représenté et retrouvé à travers les $t_{\{t < m+n\}}$ composantes du vecteur b .

Après détection de la forme de référence sur une nouvelle image, nous l'alignons avec le modèle. Le problème à résoudre est alors : connaissant une partie des informations dans l'image, retrouver la position des données manquantes. Supposons $t = n$ points connus, les m points restant peuvent être retrouvés en utilisant une ACP. Si $C = (c_x, c_y)$ est l'ensemble des n points connus et $X = (x, y)$ celui des m points à retrouver, nous pouvons écrire :

$$\begin{pmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_n \\ X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{C}_1 \\ \vdots \\ \bar{C}_n \\ \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{1,1} & \cdots & \phi_{1,m+n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{m+n,1} & \cdots & \phi_{m+n,m+n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \\ b_{n+1} \\ \vdots \\ b_{m+n} \end{pmatrix}.$$

Il est possible de représenter ces données avec moins de valeurs en écartant les vecteurs propres ϕ_i qui apportent peu d'information. En supposant $t \leq n$ nous pouvons reformuler le problème sous forme d'un système à $m+t$ équations et $m+t$ inconnues en remplaçant b par le vecteur b' composé des n premières composantes de b . Nous avons considéré le cas extrême $t = n$. Nous pouvons déterminer le vecteur des paramètres de variabilité de la forme b' par les n premières équations du système. Connaissant b' , les m dernières équations du système d'origine permettent de résoudre le problème grâce à un système à m équations et m inconnues :

$$\begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{X}_1 \\ \vdots \\ \bar{X}_m \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \phi_{1+n,1} & \cdots & \phi_{1+n,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{m+n,1} & \cdots & \phi_{m+n,n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \quad [1]$$

Une approximation linéaire des relations spatiales entre les points connus et les points caractéristiques est définie à partir des vecteurs propres de la matrice S . Ainsi sont aussi approximées les relations spatiales entre les points caractéristiques.

4. Résultats

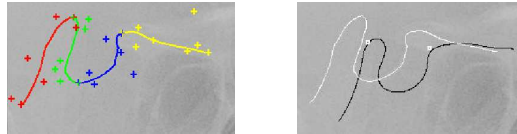


Figure 1. Apprentissage de la selle turcique. Image à gauche : approximation de la selle turcique. Image à droite : position du modèle moyen (noir).

L'évaluation a été effectuée en céphalométrie, dont l'objectif est de repérer des points sur des radiographies. Ces points ont une définition anatomique : leur position est liée à des structures (os ou sutures), que l'on approxime par des courbes de Bézier. Une courbe est apprise à travers ses points de contrôle (figure 1) par rapport au contour du crâne (forme de référence). La courbe moyenne est ensuite recalée sur les contours de l'image. Nous en déduisons la position des points. Les résultats ont été évalués sur l'exemple de la selle turcique et des points nommés TPS et CLP (figure 2).

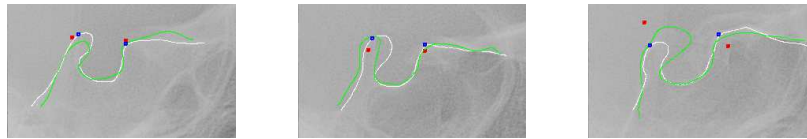


Figure 2. Reconnaissance de la selle turcique et identification des points TPS et CLP. Expertise de la selle turcique (blanc) et des points (rouge), structure reconnue (vert) et points identifiés (bleu).

5. Conclusion

Nous avons proposé un modèle non linéaire englobant l'objet moyen, la variabilité autorisée et les relations spatiales. Ce modèle est invariant par transformations affines. Nous l'avons utilisé pour résoudre le problème de l'identification de données partiellement occultées. Les travaux ont été validés en céphalométrie. La précision du repérage est liée à la qualité de la reconnaissance de la structure.

6. Bibliographie

- [BOO 97] F. L. Bookstein. *Landmark methods for forms without landmarks : Morphometrics of group differences in outline shape*. Medical Image Analysis, pp. 225-244, 1997.
- [COO 01] T.F. Cootes, C.J. Taylor. *Statistical Models of Appearance for Computer Vision*. Report, 2001.