



**HAL**  
open science

## Recherche d'un référentiel stable pour la reconnaissance des formes statistique

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

► **To cite this version:**

Barbara Romaniuk, Michel Desvignes, Julien Robiaille, Marinette Revenu, Marie-Josèphe Deshayes.  
Recherche d'un référentiel stable pour la reconnaissance des formes statistique. ORASIS Congrès  
Francophone de Vision par Ordinateur, 2001, Cahors, France. pp.445-454. hal-00867680

**HAL Id: hal-00867680**

**<https://hal.science/hal-00867680>**

Submitted on 30 Sep 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.

# Recherche d'un référentiel stable pour la reconnaissance des formes statistique

Barbara Romaniuk\*, Michel Desvignes\*, Julien Robiaille\*, Marinette Revenu\*,  
Marie-Josèphe Deshayes \*\*

\* GREYC-CNRS 6072  
Bd Maréchal Juin  
14050 Caen Cedex

\*\* Société  
Télécrâne Innovation  
<http://www.cranexplo.net>

{bromaniu, desvignes, jrobiail, mrevenu}  
@greyc.ismra.fr

deshayes@mail.cpod.fr

## Mots-clés

Reconnaissance des formes statistique, céphalométrie, modélisation des variations non linéaires.

## Résumé

Dans cet article nous étudions le problème de la recherche d'un référentiel stable dans le cadre de la reconnaissance des formes statistique. Cette étude s'applique au problème de repérage des points céphalométriques sur des radiographies de crâne de jeunes enfants. Notre but est de réduire la variabilité inter-individu, en prenant en compte la taille et la forme des données, *i.e.* du crâne. Selon les experts en orthodontie, la partie supérieure de la voûte crânienne joue un rôle essentiel dans le développement de l'enfant ainsi que dans la morphogenèse. Trouver un repère lié au crâne donne une certaine stabilité statistique à la position des points céphalométriques. Deux familles de méthodes ont été explorées. La première série est fondée sur une méthode linéaire, la deuxième est une méthode non linéaire basée sur une projection. Leur évaluation a permis de définir une procédure de reconnaissance des formes statistique sur les radiographies illustrant la réduction de la variabilité.

## 1 Introduction

Le but de la céphalométrie est d'améliorer les relations entre les différents tissus cranio-faciaux. Ces relations déterminent la forme, le fonctionnement et l'esthétique faciaux des patients. Un céphalogramme, projection latérale 2D du crâne, est utilisé pour évaluer ces relations. Les points céphalométriques sont localisés sur cette image. Des distances et des angles entre ces repères osseux sont alors mesurés et comparés à des valeurs idéales pour établir un diagnostic et prescrire un traitement. Les enjeux thérapeutiques et économiques sont réellement importants, 70 % des enfants présentant actuellement des malocclusions (*i.e.* problèmes dans le rangement dentaire). La détection et le traitement précoce permettent d'améliorer les résultats thérapeutiques et de réduire les coûts de ce traitement.

Plusieurs écoles céphalométriques [3][8][11][12][13][22] s'affrontent mais elles sont toutes basées sur la détermination d'un nombre limité de points céphalométriques par le praticien sur la radiographie. Ces radiographies sont prises à des distances de 3 à 5 m, faciales ou latérales. Cette distance permet d'éviter les problèmes de perspective. Sur les radiographies latérales, objet de nos travaux, les points à rechercher sont définis par des intersections de structures, limites d'os ou de sutures (point *Na*, *cf.* figure 3) ou par des lieux géométriques particuliers, comme le sommet d'un os (point *TPS* de la selle turcique). L'absorption

des rayons X par les tissus durs (os) ou mous (peau), la superposition des structures liée à la projection 2D d'objets 3D [4], le mauvais rapport signal sur bruit dû aux doses limitées de rayons X, la définition anatomique trop peu précise rendent la localisation des points céphalométriques peu robuste et difficile pour le praticien (*cf.* figure 1). Ainsi, plusieurs travaux [7][18] ont montré des variabilités inter-expert de 3,3 à 5 mm et intra-expert de 1 mm.



FIG. 1 – Points céphalométriques.

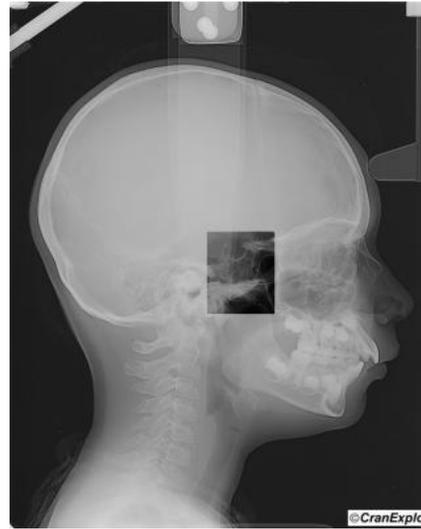


FIG. 2 – Image augmentée.

L'objectif de notre projet est l'étude et la recherche d'une plus grande robustesse de ce repérage. Les difficultés exposées ci-dessus excluent une solution purement automatique. Nous proposons dans une première étape une aide au praticien en lui fournissant des images sur lesquelles la perception des structures importantes a été améliorée par des processus de réalité augmentée (*cf.* figure 2) [14][15]. Pour chaque point céphalométrique, nous devons donc définir la position estimée du point et une région d'intérêt au sein de laquelle ce point est présent, puis améliorer le contraste de l'image au voisinage des structures importantes. Les travaux que nous présentons ici concernent le premier point, c'est-à-dire l'estimation statistique de la position des points et la recherche d'une méthode minimisant la variabilité de ce repérage.

La variabilité observée des points céphalométriques ou de n'importe quelle application basée sur la localisation de points par un expert humain est la résultante de plusieurs éléments [16] :

- La variabilité anatomique, qui est celle des points eux-mêmes, liée aux différences entre individus. Quelles que soient les méthodes utilisées pour l'étude statistique, c'est le seuil en dessous duquel il est impossible de descendre. Nous allons l'estimer à partir des connaissances des praticiens (voir le paragraphe 3.2).

- La variabilité liée au repérage par le praticien. La répétabilité du praticien (repérage des mêmes points sur les mêmes radiographies) a été estimée à 0,5 mm.

- La variabilité liée à l'acquisition (conditions d'acquisition différentes) a été jugée négligeable. La plupart des radiographies proviennent du même cabinet de radiologie et du même radiologue. L'aspect visuel des radios est peu différent. A noter que Chen [1] montre qu'il y a peu de variabilité de repérage entre des radiographies numériques et des radiographies classiques, ce qui encourage à négliger ce terme dans nos travaux.

- La variabilité du repère dans lequel les mesures statistiques sont réalisées. Classiquement, les mesures sont réalisées dans un référentiel commun par recalage. Des aspects non linéaires sont introduits soit par le biais du recalage, soit par le biais d'une méthode d'analyse. Le concept que nous développons dans nos travaux est de travailler dans un référentiel non linéaire, dépendant du patient, au sein duquel la variabilité résiduelle est due à la variabilité anatomique. Cependant, ce référentiel est obtenu à partir de points anatomiques ayant des caractéristiques géométriques et photométriques qui doivent présenter une grande stabilité et être facilement repérables.

Dans une première partie, nous présentons les méthodes de réduction de la variabilité à partir d'un ensemble de points d'apprentissage que nous avons testées et la manière dont elles sont exploitées pour le repérage. Elles sont soit linéaires (méthode basée sur les moments), soit non linéaires, simplifiées ou non par une analyse en composantes principales. Dans une deuxième partie, ces méthodes sont appliquées au problème de la céphalométrie. Les différents résultats sont alors comparés entre eux ainsi qu'à une estimation de la variabilité anatomique.

## 2 Optimisation d'un référentiel de recalage

### 2.1 Position du problème

Dans ces travaux, le problème que nous étudions peut être formulé de la manière suivante :

Etant donné un ensemble d'apprentissage de  $N$  images comportant chacune  $M$  points connus, trouver la fonction optimale (au sein d'une famille de fonctions donnée) qui minimise l'erreur totale d'alignement de ces  $N$  images.

Sous cette formulation, nous retrouvons le problème classique de recalage d'images, largement abordé dans la littérature [19] pour  $N = 2$  images. Dans le cadre général de  $N$  images, [17] utilise l'algorithme de Procrustes pour les familles de fonctions affines, c'est-à-dire dans le cas d'un recalage rigide (translations, rotations) ou affine (homothéties).

Notre approche se démarque de ces travaux en tentant d'introduire des aspects non linéaires au sein de cette fonction par un changement de l'espace de représentation.

### 2.2 Projection dans un espace de dimension supérieure

Cette méthode consiste à projeter les points d'apprentissage dans un espace surdimensionné, en supposant que parmi les vecteurs du repère, certains vont minimiser la variabilité.

Soit un ensemble  $\zeta$ , de  $m$  vecteurs et d'une origine, caractérisant le nouveau repère. En utilisant le vecteur  $\alpha$ , projection du vecteur coordonnées des points d'apprentissage  $X$  dans ce nouveau repère, l'ensemble des vecteurs d'apprentissage définit  $n$  vecteurs  $(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$  et une matrice  $A$  telle que  $\alpha = AX$ . Le modèle statistique comporte la moyenne et la variance de chaque composante  $\{\alpha_i\}$ .

La méthode de repérage global des points dans un nouveau repère est basée sur l'estimation de la valeur moyenne de  $\alpha$  (coordonnées dans le nouveau repère),  $\hat{E}[\alpha]$ , à partir d'un ensemble d'apprentissage, où la position exacte de chaque point est connue. Lors de l'analyse d'une nouvelle image,  $\alpha$  est approximé par  $\hat{E}[\alpha]$ .

A partir des informations provenant de l'image, nous calculons la matrice  $A$ , ce qui permet de passer d'un repère cartésien à notre nouveau repère. Pour retrouver un point  $Y$  sur une nouvelle image il est nécessaire d'inverser le système  $\hat{E}[\alpha] = AY$ .

La solution de ce système est obtenue grâce à une version pondérée de la méthode des moindres carrés [9]. L'idée est de considérer la variance  $\sigma_i = \hat{E}[(\alpha_i - \hat{E}[\alpha_i])^2]$  comme coefficient de pondération. En effet, si la variance  $\hat{\sigma}_i$  du coefficient  $\alpha_i$  est faible ceci signifie que l'information contenue par ce coefficient est plus stable que celle contenue par un autre coefficient dont la variance est supérieure. On peut donc introduire une matrice de pondération :

$$P = \begin{pmatrix} \frac{1}{\hat{\sigma}_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\hat{\sigma}_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{\hat{\sigma}_n} \end{pmatrix} \quad (1)$$

La fonction de coût associée à l'inversion par la méthode des moindres carrés avec matrice de pondération devient :  $J = \| P\hat{E}[\alpha] - PAX \|^2$ .

La position d'un point  $X$  quelconque de l'image est alors donnée par l'équation :

$$\hat{X} = (A^t P^t P A)^{-1} A^t P^t \hat{E}[\alpha] \quad (2)$$

### 2.3 Simplification par analyse en composantes principales

L'ensemble des  $\alpha_i$  est simplifié en utilisant une analyse en composantes principales. C'est une méthode d'analyse des données qui a pour but de réduire la dimension de l'espace de représentation d'un ensemble de données d'apprentissage.

Considérons un ensemble d'apprentissage formé de  $n$  vecteurs  $(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ . On cherche un sous-ensemble  $W$  de  $\mathbb{R}^n$  de dimension  $d'$  et de base  $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_{d'})$  qui représente au mieux les points de l'ensemble d'apprentissage. Nous cherchons donc à minimiser le critère (3) :

$$J_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n dist(\alpha_i - \alpha_{ip}) \quad (3)$$

où  $\alpha_{ip}$  est le projeté orthogonal de  $\alpha_i$  sur  $W$ . Nous introduisons la matrice de covariance (4) :

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \langle \alpha \rangle)(\alpha_i - \langle \alpha \rangle)^t \quad (4)$$

Soit  $\lambda_i$  et  $\phi_i$  ses valeurs et vecteurs propres. Le critère  $J_2$  est minimal si l'on choisit pour  $\phi_1, \dots, \phi_{d'}$  les vecteurs propres de la matrice de covariance correspondant aux  $d'$  plus grandes valeurs propres  $\lambda_k$ . Le rapport (5) indique la qualité du sous-espace de représentation. Le choix d'une qualité désirée (90%, 95%, ...) permet de déterminer la dimension  $d'$ .

$$R = \frac{\sum_{k=1}^{d'} \lambda_k}{tr(S)} \quad (5)$$

Utiliser cette technique revient donc à choisir uniquement les  $d'$  composantes les plus informantes. Sur ces axes, la variance du nuage de points est minimale, ce qui correspond exactement au but recherché. Le critère  $J_2$  devient :

$$J = \|\Phi^t P \hat{E}(\alpha) - \Phi^t P A X\|^2 \quad (6)$$

La solution est :

$$\hat{X} = (A^t P^t \Phi \Phi^t P A)^{-1} A^t P^t \Phi \hat{E}(\alpha) \quad (7)$$

### 2.4 Méthode linéaire

L'idée d'un repère barycentrique est de considérer la forme complexe (la voûte crânienne) comme une forme simple déformée. L'origine du nouveau repère est le barycentre  $G$  du contour de la forme déterminé auparavant. Les axes du repère sont les axes d'inertie et les homothéties seront déterminées par le choix du vecteur unitaire.

Pour déterminer l'axe principal d'inertie de la forme étudiée, nous déterminons tous les points de l'intérieur  $I$  de cette forme. Nous calculons ensuite les moments centrés d'ordre (0,2), (2,0) et (1,1) par la formule (8) :

$$\mu_{p,q} = \sum_{(x,y) \in I} (x - x_G)^p (y - y_G)^q \quad (8)$$

L'angle  $\theta$  (entre le grand axe et l'axe  $(O, x)$  de l'image) de l'axe principal d'inertie est alors donné par la formule (9) :

$$\tan(2\theta) = \frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{0,2} - \mu_{2,0}} \quad (9)$$

Nous déduisons ainsi les directions des deux vecteurs de base. La norme  $(k_1, k_2)$  de ces vecteurs est donnée par l'intersection de l'axe avec le contour crânien de la forme étudiée dans les directions trouvées.

Soit la matrice d'inertie :

$$M = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{pmatrix} \quad (10)$$

Soit  $\hat{X}_i$  la moyenne des positions de chaque point céphalométrique. L'estimé de chaque point céphalométrique est donné par :

$$X_{estime} = M^{-1} \hat{X} + \begin{pmatrix} x_G \\ y_G \end{pmatrix} \quad (11)$$

## 3 Application à la céphalométrie

### 3.1 Problématique de la céphalométrie

En anatomie céphalométrique, de nombreux points osseux du crâne ont été définis. La définition de ces points n'est pas contestée et reste stable selon les ouvrages consultés. Toutefois, c'est leur utilisation qui fait encore l'objet de nombreux désaccords dans le milieu médical. C'est dans ce cadre que le Docteur Marie-Josèphe Deshayes a développé une méthode de tracé céphalométrique [11][12][13]. Actuellement, le repérage des points se fait à la main. Ce repérage manuel est coûteux en temps et devient pénible lorsque l'on doit recommencer l'opération sur plusieurs radiographies. L'opération est délicate et le résultat varie souvent selon l'expert et même entre plusieurs repérages d'un même expert. Plusieurs travaux ont tenté ces dernières années de proposer des solutions automatisées de repérages céphalométriques [5][6][20][21][23][24]. La plupart d'entre elles sont basées sur des solutions statistiques qui ne permettent pas d'obtenir une précision suffisante sur un nombre suffisant de céphalogrammes (une dizaine environ). Les méthodes sont basées soit sur des détections de contours (points sur des os très marqués), soit sur des modélisations des niveaux de gris des points céphalométriques. L'extension à de larges bases de données avec des conditions d'acquisition réelles de ces méthodes est peu vraisemblable. L'amélioration de la perception des structures par le praticien améliore la qualité et la précision des points repérés. Cette amélioration est réalisée dans une zone d'intérêt autour des points céphalométriques, que nous allons estimer le plus précisément possible en utilisant des solutions statistiques.

A partir d'une banque de 57 images expertisée manuellement et des connaissances des praticiens, nous estimons la variabilité anatomique de l'ensemble des points céphalométriques : c'est l'ensemble d'apprentissage.

Les méthodes développées précédemment sont ensuite appliquées à un ensemble de 79 radiographies de test, là encore expertisées par un praticien. Certaines de ces radiographies présentent des formes de crânes très différentes, certaines sont incomplètes afin d'être représentatives d'une application réelle. Les mesures réalisées sont les moyennes des erreurs de repérage sur les radiographies entre l'expert et les solutions logicielles.

Les points céphalométriques sont liés mécaniquement au crâne. Dans une première approximation, nous considérons le crâne comme un solide quasi rigide, bien qu'il soit théoriquement un assemblage de parties rigides. Cette première approximation est couramment utilisée lorsque les praticiens parlent de la flexion baso-crânienne [13]. Le but est donc de déterminer une relation optimale pour chaque individu entre la boîte crânienne et les points céphalométriques.

### 3.2 Repère exocrânien : repérage semi-automatique

Le repère préconisé par les praticiens est dépendant du contour exocrânien limité par la base du crâne. Cette base est assimilée à une droite limitée par deux points déterminés manuellement :

- le point qui est à l'intersection de l'os frontal, de l'os nasal et de la suture fronto-nasale, proche du point  $Na$  (figure 3) ;
- le point approximativement le plus bas à l'arrière de la voûte crânienne, proche du point  $OB$  (figure 3).

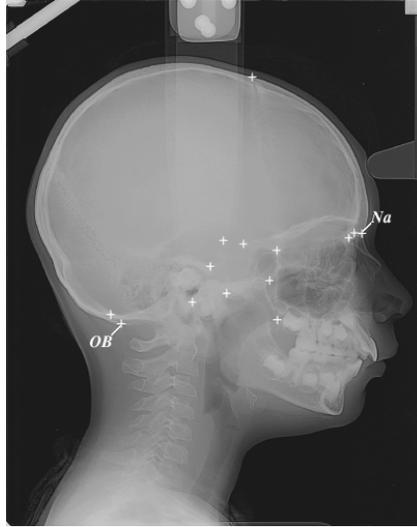


FIG. 3 – Points  $OB$  et  $Na$ .

Ceci nous a permis de trouver un contour fermé constitué du contour de la voûte crânienne et de la droite reliant ces deux points.

La recherche du contour exocrânien est réalisée automatiquement par une recherche de chemin de coût minimal entre  $Na$  et  $OB$  sur l'image de gradient.

Le contour ainsi obtenu est ensuite représenté par seize points  $P_i$  régulièrement répartis sur ce contour, et commençant en  $Na$ . Soit l'ensemble de vecteurs  $\zeta$  :

$$\zeta = \{(O_i, \vec{v}_i) \mid \forall (j, k) \in \{1 \dots n\}, j < k, \exists i \text{ tel que } O_i = P_j \text{ et } \vec{v}_i = \overrightarrow{P_i P_k}\} \quad (12)$$

L'ensemble  $\zeta$  est composé des  $p = n(n - 1)/2$  vecteurs formés entre les points caractéristiques. Pour un point  $M$  donné, les paramètres  $\{\alpha_1, \dots, \alpha_p\}$  sont définis par l'équation :

$$\alpha = \langle \overrightarrow{OM} \mid \vec{v} \rangle \quad (13)$$

Le passage d'un repère cartésien à l'ensemble  $\{\alpha_1, \dots, \alpha_p\}$  peut être formulé à l'aide d'un système linéaire. Soit  $X$  le vecteur correspondant au point  $M$  (dans un repère homogène). On obtient alors :

$$X = \begin{pmatrix} M_x \\ M_y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

Le calcul du coefficient  $\alpha_i$  associé au couple  $(O_i, \vec{v}_i) \in \zeta$  est donné par :

$$\alpha_i = (v_{ix} \quad v_{iy} \quad - (O_{ix}v_{ix} + O_{iy}v_{iy})) \begin{pmatrix} M_x \\ M_y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

ou matriciellement par :

$$\alpha = AX \quad (16)$$

Les coordonnées  $\alpha_i$  correspondent à la projection du point  $M$  sur chacun des vecteurs construit à partir de l'ensemble  $\zeta$ . Ce repère permet à chacun des points de la radiographie d'être positionné en fonction de la forme et de la morphologie du patient.

A partir de là nous appliquons la méthode de repérage statistique présentée dans la partie 2.2.

Le tableau 1 donne les résultats obtenus sur une base de 79 radiographies.

pts	NA	M	FM	SE	TPS	CLP	SSO	BA	CT	OP	OB	PTS	PTI	BR
$m_x$	0.3	0.9	1.0	3.1	2.5	2.3	2.3	3.4	2.6	4.9	3.5	2.6	2.7	4.4
$m_y$	0.9	1.1	1.1	2.0	2.3	2.4	3.2	3.8	3.1	2.1	1.8	2.6	2.6	1.4
$e_x$	0.24	0.58	0.75	2.73	1.81	1.79	1.61	2.58	1.90	4.24	2.89	2.05	1.82	3.30
$e_y$	0.55	0.89	0.97	1.72	1.68	1.64	1.97	2.92	1.99	2.98	3.12	1.96	1.90	1.03

TAB. 1 – Erreurs moyennes et variances obtenues en utilisant un repère exocrânien sur 79 radiographies.

Le repérage du point  $Na$  par une solution automatique est assez fiable, car le contour présente dans 95% des cas un changement de courbure du contour facilement détectable. Par contre le repérage du deuxième point est assez difficile et peu stable statistiquement. Cette méthode sert donc de base de référence aux comparaisons effectuées par la suite. Basée sur les connaissances des orthodontistes, elle est l'objectif à atteindre par des méthodes automatiques.

### 3.3 Repère endocrânien : repérage automatique

#### 3.3.1 Repère complet

Pour automatiser le repérage statistique, nous avons décidé d'utiliser la surface interne du crâne (contour endocrânien). Celle-ci permet d'obtenir un modèle numérique simple caractérisant aussi bien la position que la forme du crâne.

Le gradient de Deriche a été choisi pour le calcul de gradient [10] et le contour endocrânien est détecté à l'aide de la méthode des contours actifs, issue du modèle de Cohen [2] initialisé au centre du crâne. La courbe ainsi obtenue (contour endocrânien) est ensuite simplifiée : elle est représentée par seize points régulièrement répartis sur la courbe. Le premier point est le point de courbure maximale. Il se trouve près de l'intersection entre la courbe et l'os nasal. Ce point est stable, *i.e.* il est toujours présent dans la même région quelle que soit l'image étudiée. Les quinze autres points sont régulièrement distribués sur la courbe endocrânienne, la distribution commence au point de plus forte courbure. Cinq autres points sont ensuite ajoutés : l'isobarycentre de tous les points de la courbe endocrânienne, ainsi que les quatre coins du plus petit rectangle contenant cette courbe. L'ensemble de ces points forme l'ensemble  $\zeta$ .

Le calcul des coordonnées des points céphalométriques est identique à celui présenté dans la partie 3.2.

pts	NA	M	FM	SE	TPS	CLP	SSO	BA	CT	OP	OB	PTS	PTI	BR
$m_x$	2.2	2.2	2.2	2.3	2.7	2.8	3.3	3.5	3.1	5.7	4.1	2.7	2.9	5.2
$m_y$	3.7	3.5	3.2	2.1	2.4	2.1	3.0	3.2	3.7	1.5	1.7	3.2	3.1	1.5
$e_x$	1.65	1.62	1.53	1.87	2.12	1.96	2.73	3.37	2.56	5.19	3.01	2.06	2.56	3.54
$e_y$	3.34	2.93	2.51	1.62	1.62	1.53	2.09	2.29	2.26	1.16	1.17	2.05	1.87	1.32

TAB. 2 – Erreurs moyennes et variances du repérage automatique en utilisant un repère endocrânien sur 79 radiographies.

Le tableau 2 donne les résultats obtenus sur une base de 79 radiographies avec cette méthode entièrement automatique. Nous remarquons cependant que les résultats obtenus sont moins bons que dans le cas précédent. Parmi les plus mauvais résultats, on trouve les radiographies pour lesquelles le crâne n'est pas complètement inclus dans l'image. Ceci illustre cependant que la forme du crâne est bien prise en compte

par la méthode. De mauvais résultats sont observés dans le cas où le point d'origine (de plus forte courbure) est mal positionné. Le contour endocrânien semble donc moins stable d'un point de vue statistique. D'un point de vue céphalométrique, l'erreur moyenne sur les quatorze points à repérer s'établit à 3,2 mm selon l'axe des abscisses et 2,7 mm selon l'axe des ordonnées, ce qui est un bon résultat.

### 3.3.2 Application de l'analyse en composantes principales

Le premier repère réalisé est constitué de 210 vecteurs. L'analyse en composantes principales de l'ensemble d'apprentissage cherche à représenter le mieux possible cet ensemble par un espace de dimension inférieure. La décroissance rapide des valeurs propres de la matrice des variances covariances (cf. figure 4 pour le point *Na*) montre la légitimité de cette approche par rapport au problème.

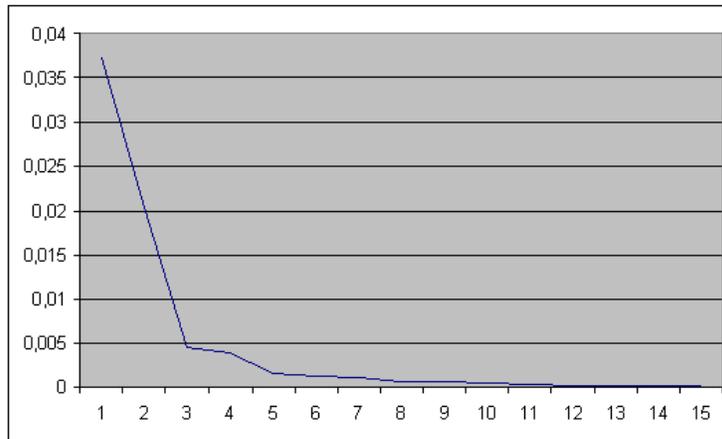


FIG. 4 – 15 plus grandes valeurs propres pour le point *Na*.

Sur l'ensemble initial d'apprentissage, on calcule les valeurs propres de la matrice de covariance de chaque point céphalométrique, afin de déterminer le sous-espace de représentation. On constate que les valeurs propres décroissent très rapidement. Les premiers vecteurs propres vont donc très bien représenter l'ensemble d'apprentissage. En choisissant dix valeurs propres par point céphalométrique on couvre entre 91% et 99% de la trace.

Le tableau 3 présente les résultats obtenus. Cette version de l'ACP donne des erreurs convenables, mais nous n'améliorons pas la méthode précédente. Les résultats obtenus sont parfaitement similaires

pts	NA	M	FM	SE	TPS	CLP	SSO	BA	CT	OP	OB	PTS	PTI	BR
$m_x$	2.1	2.4	2.1	2.6	2.6	3.4	5.8	8.1	6.9	4.3	4.4	2.7	3.0	4.4
$m_y$	3.5	3.0	2.7	3.6	2.7	2.7	5.6	3.5	3.3	1.5	2.1	3.7	3.3	1.1
$e_x$	1.54	1.80	1.69	2.20	1.84	2.37	3.36	4.29	3.22	3.83	3.32	2.61	2.04	4.21
$e_y$	4.49	3.34	3.79	2.19	1.97	1.86	3.35	2.71	2.39	1.11	1.48	3.29	2.89	1.02

TAB. 3 – Erreurs moyennes et variances du repérage avec la méthode d'analyse en composantes principales sur 79 radiographies.

aux résultats précédents, avec un coût de calcul nettement inférieur. Les remarques sur les plus mauvais résultats restent valables.

### 3.3.3 Recherche d'un repère barycentrique

Les méthodes précédentes montrent une dépendance vis-à-vis du point d'origine (point de plus forte courbure) qui doit être repéré avec une incertitude minimale. Or l'expérience montre qu'il y a des dif-

ficultés pour certaines formes de crânes (sinus très développé). Par conséquent, il semble intéressant de chercher un repère qui, même s'il est moins précis *a priori*, présente une plus grande robustesse.

Le tableau 4 présente les résultats obtenus pour la méthode décrite dans le paragraphe 2.3.

pts	NA	M	FM	SE	TPS	CLP	SSO	BA	CT	OP	OB	PTS	PTI	BR
$m_x$	3.7	3.4	3.3	3.0	2.7	2.8	3.1	4.6	3.6	6.1	6.0	3.2	3.4	8.2
$m_y$	3.8	4.0	3.9	2.3	2.2	2.2	2.3	3.3	2.4	2.6	2.9	2.3	3.1	2.3
$e_x$	2.49	2.40	2.41	2.29	2.17	2.14	2.17	3.17	2.30	4.14	4.33	2.35	2.51	6.32
$e_y$	2.75	2.87	2.74	1.63	1.65	1.62	1.74	2.33	1.89	2.23	2.33	1.77	2.48	1.71

TAB. 4 – Erreurs moyennes et variances du repérage avec la méthode de repère barycentrique sur 79 radiographies.

Les résultats obtenus par cette méthode n'apportent pas d'amélioration en moyenne. Les cas où le point d'origine était mal placé sont effectivement améliorés, sans que cela compense la moins bonne stabilité statistique de l'ensemble. Cette méthode est cependant représentative des solutions de type "recalage rigide" et permet d'illustrer la réduction de la variance de localisation des points pour les méthodes précédentes.

## 4 Conclusions

Dans cet article, nous avons étudié des méthodes destinées à réduire la variabilité d'un ensemble de points d'apprentissage dans le cadre de la localisation statistique de points céphalométriques. Ces points sont des repères osseux, qui sont donc liés entre eux de manière quasi rigide. L'idée essentielle de ces travaux est de changer d'espace de représentation. Pour prendre en compte la variabilité due à la forme différente des individus, ce changement de repère est non linéaire et adapté à chaque individu. Dans le cas de la céphalométrie, il est guidé par deux éléments : les connaissances des praticiens ont désigné l'os crânien comme élément de base du repère, la fiabilité de détection automatique a désigné le contour endocrânien. La localisation automatique des points céphalométriques est réalisée par projection des points d'apprentissage sur une approximation du contour endocrânien. Les mesures numériques obtenues confirment les résultats attendus. Les méthodes linéaires (recalage rigide) sont les plus mauvaises. Elles permettent de montrer que les solutions basées sur les projections endocrâniennes réduisent bien l'erreur de repérage et la variabilité du nuage de points d'apprentissage. Enfin, la solution proposée par les praticiens est la plus fiable de l'ensemble. Ces travaux se poursuivent donc en cherchant à fiabiliser la détection des points de ce dernier repère.

## Références

- [1] Y.J. Chen, S.K. Chen, H.F. Chang, K.C. Chen. *Comparison of landmark identification in traditional versus computer-aided digital cephalometry*. Angle Orthod., Vol. 70 (5), pp. 387-92, 2000.
- [2] L.D. Cohen, I. Cohen. *Finite-Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2-D and 3-D Images*. IEEE Transactions on PAMI, Vol. 15, pp. 1131-1147, 1993.
- [3] E.R. Cohn, C.R. Eigenbrode, P. Dongelli, M. Ferketic, J.M. Close, V. Sassouni, A. Sassouni. *A simple procedure to assess aesthetic preference for dentofacial treatment*. American Journal of Orthodontics, Vol. 89, pp. 223-227, 1986.
- [4] M. Crétot. *L'image téléradiographique en céphalométrie*. Éditions CDP, 1989.
- [5] D.N. Davis, D. Forsyth. *Knowledge-based cephalometric analysis: A comparison with clinicians using interactive methods*. Computers and Biomedical Research 27, 1994.

- [6] D.N. Davis, C.J. Taylor. *A Blackboard Architecture for Automatic Cephalogram Analysis*. Medical Informatics, Vol. 16, pp. 137-149, 1991.
- [7] D. Dean, M. Palomo, K. Subramanya, M.G. Hans, B.H. Broadbent, A. Moullas, O. Macarae. *Accuracy and precision of 3D cephalometric landmarks from biorthogonal plain-film x rays*. SPIE Medical Imaging, Vol. 333, pp. 50-58, 1998.
- [8] J. Delaire. *Vers une analyse teleradiographique architecturale et structurale de la face*. Orthodontie Française, Vol. 42, pp. 411-25, 1971.
- [9] R. Demoment. *Automatisation de repérage de points céphalométriques sur des radiographies crâniennes de jeunes enfants*. Rapport de DEA TIS, septembre 1998.
- [10] R. Deriche. *Fast algorithms for low-level vision*. IEEE Transactions on PAMI, Vol. 1(12), pp. 78-88, janvier 1990.
- [11] M.J. Deshayes. *Nouvelle approche de céphalometrie: le projet télécrâne international*. L'orthodontie française, 1997.
- [12] M.J. Deshayes. *Cranofacial Morphogenesis CD-ROM*, 1998.
- [13] M.J. Deshayes. *Repérages crâniens Cranial Landmarks* Editions CRANEXPLO, 2000.
- [14] M. Desvignes, B. Romaniuk, R. Demoment, M. Revenu, M.J. Deshayes. *Computer Assisted Landmarking of Cephalometric Radiographs* IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Austin, États-Unis, pp. 296-300, avril 2000.
- [15] M. Desvignes, B. Romaniuk, R. Demoment, M. Revenu, M.J. Deshayes. *First Steps toward Location of Landmarks on X-Ray Images* Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelone, Espagne, Vol. 2, pp. 275-278, septembre 2000.
- [16] M. Desvignes, N. Royackkers, M. Revenu. *Sulcal variability in a computerized brain atlas*. IEEE EMBS 96, Amsterdam, novembre 1996.
- [17] I.L. Dryden, K.V. Madria. *Statistical Shape Analysis*. Eds John Wiley, 1998.
- [18] W. Geelem, A. Wenzel, E. Gotfredsen, M. Krüger, L.G. Hansson. *Reproducibility of cephalometric landmarks in conventional film, and hardcopy and monitor-displayed images obtained by the storage phosphor technique*. European Journal of Orthodontics, Vol. 20, pp. 331-340, 1998.
- [19] J.B.A. Maintz, M.A. Viergever. *A survey of medical image registration*. Medical Image Analysis, Vol. 2, pp. 1-36, avril 1998.
- [20] S.H. Ong, X. Han, S. Ranganath, A.A. Kassim, K.F. Lim, K.W.C. Foong. *Identification of feature points in cephalograms*. ICARCV'98, Singapour, pp. 1056-1060, décembre 1998,
- [21] B. Pass, T. Hope, P. H. Gregson. *Automated Identification of Anatomical Structures in Cephalometric Radiographs*. American Academy of Oral and Maxillofacial Radiology, Nouvelle Orléans, État-Unis, novembre 1994.
- [22] R.M. Ricketts. *Planning treatment on the basis of the facial pattern and an estimate of its growth*. Angle Orthod, Vol. 27, pp. 14-37, 1957.
- [23] D.J. Rudolph. *Automatic Landmark Identification in Orthodontic Cephalometric Radiographs (Machine Vision)*. Biomedical Engineering and Mathematics, UNC-Chapel Hill, Under the direction of James Coggins, 1995.
- [24] G. Subsol, J.Ph. Thirion, N. Ayache. *A General Scheme for Automatically building 3D Morphometric Anatomical Atlases: Application to a Skull Atlas*. Medical Image Analysis, Vol. 2(1), pp. 37-60, 1998.