

CONSTRUCTION AUTOMATIQUE DE MODÈLES RADIOGRAPHIQUES FLEXIBLES À PARTIR D'UN JEU D'EXEMPLES

Stéphane GIRARD*, Jean-Marc DINTEN*, Bernard CHALMOND**

*LETI (CEA-Technologies Avancées) DSYS, CEN/G, 17 rue des Martyrs, F 38054 Grenoble Cedex 9

**Université Cergy-Pontoise, 8 Le campus, F 95033 Cergy-Pontoise Cedex

RÉSUMÉ

Nous décrivons une méthode permettant de construire un modèle déformable paramétrique de l'image radiographique d'un objet. Nous utilisons à la fois *a priori* sur la géométrie 3D de l'objet et un jeu d'images exemples, ce qui nous permet d'obtenir un modèle bien adapté à toutes les déformations possibles de l'objet. Ce type de modèle peut être régularisé par troncature des déformations hautes-fréquences, ou par la construction de relations entre des paramètres. Le "matching" d'un tel modèle avec une observation est très simple à réaliser.

1. POSITION DU PROBLÈME

Les méthodes présentées dans ce papier ont été développées dans le cadre d'une étude de contrôle non destructif des soudures de circuits imprimés par radiographie numérique [1]. Plus précisément, nous avons focalisé notre attention sur l'interprétation des images radiographiques de ces circuits. Sur de telles images, les contributions des soudures ne sont en effet pas accessibles directement, elles sont superposées aux contributions des pattes de composants. Le but de l'étude est de séparer ces contributions, c'est à dire de construire une image caractéristique des soudures.

Pour cela, nous proposons de construire une image modèle des pattes de composant que nous identifierons dans l'image du composant soudé afin de la soustraire et d'isoler les contributions des soudures. Le modèle doit être *flexible* afin de prendre en compte les variations de la géométrie d'une patte: tolérances de fabrication et déformations. Cependant, il doit rester suffisamment *rigide* pour que les superpositions avec la soudure n'induisent pas de déformations parasites.

L'étude des modèles proposés dans la littérature, menée dans le paragraphe suivant, nous conduit à proposer une solution basée sur un apprentissage des déformations observées dans un jeu de radiographies de référence. Notre méthode est mise en oeuvre dans le cas d'images de circuits imprimés et nous présentons nos travaux actuels permettant de compléter notre modélisation avant de conclure.

2. LES APPROCHES CLASSIQUES

L'étude des modèles flexibles a connu de larges développements ces dix dernières années afin de subvenir aux limitations des modèles rigides qui ne peuvent représenter

ABSTRACT

This paper presents a method allowing to build a parametrically deformable model of an object's radiographic image. We use both 3D prior information on the object's geometry and a training set of images. This kind of model is well-adapted to represent the whole variability of the object. Besides, it can be regularized by suppressing high-frequency deformations from the description, or by building relations between different parameters. Matching such a model to an observation is straightforward.

que de petites familles d'objets. On peut distinguer trois approches selon la façon dont les degrés de liberté sont introduits dans le modèle.

L'approche "templates"

L'objet est décrit par une combinaison de formes élémentaires dont les déformations supposées *a priori* connues sont paramétrées [2]. Barr [3] complète ce modèle par l'ajout de déformations géométriques sans pour autant s'affranchir de la trop grande rigidité des "templates". De par leur nature, ils sont trop spécifiques et ne peuvent représenter des déformations locales.

Les modèles élastiques

Les modèles élastiques sont utilisés généralement pour compléter le modèle précédent en augmentant ses degrés de liberté [4]. Ils peuvent alors être utilisés pour segmenter précisément des objets observés en deux [5] ou trois dimensions [6]. La capacité de ces modèles à prendre en compte les informations locales présente cependant des inconvénients: ils épousent, dans une radiographie, toute structure se superposant à l'objet modélisé.

Décomposition sur une base de fonctions

La forme de l'objet est décrite par une fonction décomposée sur une base appropriée. En faisant varier les coefficients de la décomposition, on déforme ainsi l'objet. L'idée est que le choix de la base détermine le type des déformations obtenues. Par exemple, Staib et Duncan [7] décomposent la frontière des objets sur une base d'ellipses ce qui permet de conserver des courbes fermées et régulières. Cootes *et al* [8] utilisent une base de déformations "propres" calculée par Analyse en Composantes Principales (ACP) à partir d'un jeu d'exemples. Cette approche est très séduisante car elle



permet de représenter uniquement des déformations propres à l'objet aussi bien locales que globales. Elle apporte une solution à l'apparente contradiction entre modèle flexible et rigide. Cependant, la méthode présentée par Cootes *et al* comporte deux limitations: elle est supervisée et ne permet de représenter que les déformations du contour des objets. Nous y avons donc apporté deux améliorations:

- Nous construisons des modèles à partir d'images en niveaux de gris afin de prendre en compte les déformations de toute l'image de l'objet et non seulement de son contour. Ceci est essentiel car les niveaux de gris des images radiographiques sont porteurs d'informations sur la géométrie 3D de l'objet et sont donc représentatifs d'éventuelles déformations de l'objet.
- La construction de notre modèle est non supervisée, elle ne nécessite pas d'intervention de l'utilisateur pour repérer les points de déformation. Cette automatisation est importante dans le cas du contrôle industriel.

Ces améliorations demandent cependant de se restreindre aux déformations d'une classe d'objets particuliers.

3. CONSTRUCTION DU MODÈLE

La construction du modèle se fait en deux étapes au cours desquelles nous précisons progressivement l'ensemble des déformations admises par le modèle. Dans un premier temps, nous proposons un modèle analytique de l'image d'une patte compatible avec notre *a priori* 3D, puis ses déformations sont "appprises" à partir du jeu d'exemples.

3.1. Information tridimensionnelle

Dans cet article nous illustrons notre approche en choisissant des objets filiformes pouvant être représentés des cylindres généralisés [9] dont les sections rectangulaires sont de hauteur constante et ne pivotent pas autour de l'axe (figure 1). Cette classe d'objets correspond tout à fait aux pattes de composants de type Gull-Wing schématisées figure 4.

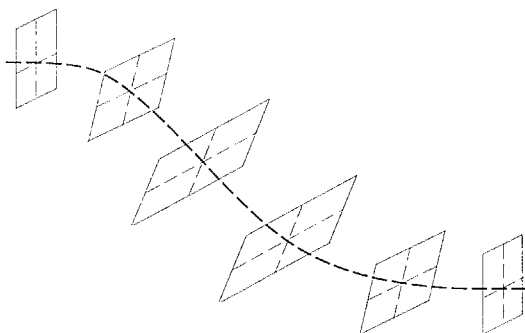


FIG. 1 - Forme des objets considérés

Pour de tels objets, la surface des niveaux de gris ϕ de leur projection est entièrement définie par trois courbes μ , l et f (figure 2).

μ , l et f sont appelées courbes caractéristiques et sont définies comme suit:

- La surface $S : y = \mu(x)$ est une surface de symétrie pour la surface ϕ ie, chaque plan tangent à S est un

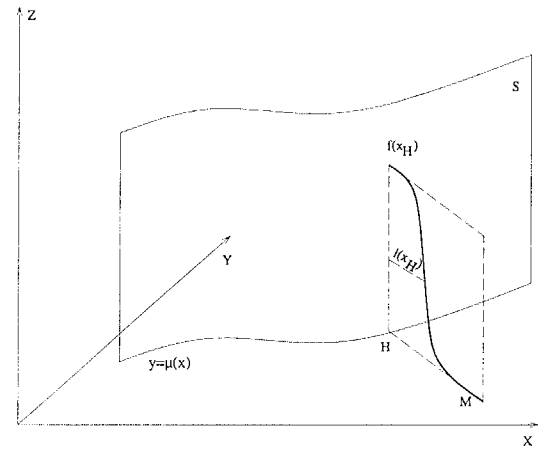


FIG. 2 - Forme de la projection

plan de symétrie local pour ϕ . Cette surface de symétrie de la projection reflète la symétrie de l'objet 3D.

- La fonction f décrit la hauteur des sections de ϕ orthogonales à S .
- La fonction l représente la largeur de ces sections.

D'autre part, du fait du flou induit par le système d'acquisition, la projection d'une section rectangulaire de l'objet est donnée par une courbe en cloche. La surface des niveaux de gris est alors définie par une fonction exponentielle caractérisée par μ , l et f :

$$\phi(M) = f(x_H) \exp \left\{ -K_n \left(\frac{\|HM\|}{l(x_H)} \right)^n \right\} \quad (1)$$

Où n est une constante liée à l'importance du flou, H est la projection orthogonale de M sur la surface S et x_H son abscisse. K_n est une constante de normalisation de telle sorte que $l(x_H)$ soit la largeur à mi-hauteur de la section. Remarquons que le niveau de gris au point M dépend uniquement de la distance $\|HM\|$ du point M à la surface S et de sa position x_H le long de celle-ci.

Dans ce paragraphe, nous avons utilisé l'information sur la géométrie 3D de l'objet pour restreindre les déformations de sa surface de projection à des déformations de trois courbes uniquement. Nous nous sommes ramenés d'un problème de modélisation de surface (dimension 2) à trois problèmes de modélisation de courbes (dimension 1). Nous utilisons maintenant le jeu d'exemples pour contraindre les déformations des courbes.

3.2. Utilisation du jeu d'exemples

Les déformations des courbes sont paramétrées en les décomposant sur une base. Le choix de la base est important, il doit mener à un paramétrage compact, et bien adapté aux objets à représenter. Nous avons choisi de ne pas imposer une base *a priori* [7] mais de la construire à partir d'observations [8]. L'Analyse en Composantes Principales construit une telle base, en cherchant dans le jeu d'exemples les directions selon lesquelles les déformations sont les plus significatives. Prenons l'exemple de la fonction f . Le modèle obtenu

est linéaire:

$$f(x) = \bar{f}(x) + \sum_{k=1}^n \beta_k \bar{f}^k(x) \quad (2)$$

\bar{f} est la moyenne de toutes les fonctions f observées dans le jeu d'exemples. Les fonctions \bar{f}^k sont données par l'ACP (par diagonalisation d'une matrice de covariance [10]), elles sont appelées les modes propres de f , les coefficients β_k sont les paramètres du modèle. n représente le nombre de pixels sur lesquels sont définies les courbes. Les fonctions de base sont orthogonales, elles correspondent à des déformations indépendantes. Chaque mode de déformation \bar{f}^k voit d'autre part son importance quantifiée par une valeur λ_k indiquant le pourcentage d'information qu'il représente. Grâce à ces données, nous pouvons tronquer la description de f pour ne conserver que les n_f modes les plus significatifs. Le modèle se trouve ainsi davantage contraint par troncatures des hautes fréquences. Nous allons voir dans le paragraphe suivant que généralement, un petit nombre de modes permet de représenter une grande partie des déformations.

4. QUELQUES RÉSULTATS

Nous avons mis en oeuvre notre méthode pour modéliser des pattes de circuits imprimés de type "Gull-Wing". Dans un premier temps, nous appliquons le schéma décrit précédemment pour construire le modèle paramétrique; puis dans un second temps nous vérifions la validité de notre modèle en le comparant à une observation: une patte non soudée. Le principe de ces étapes "duales" est présenté figure 3.

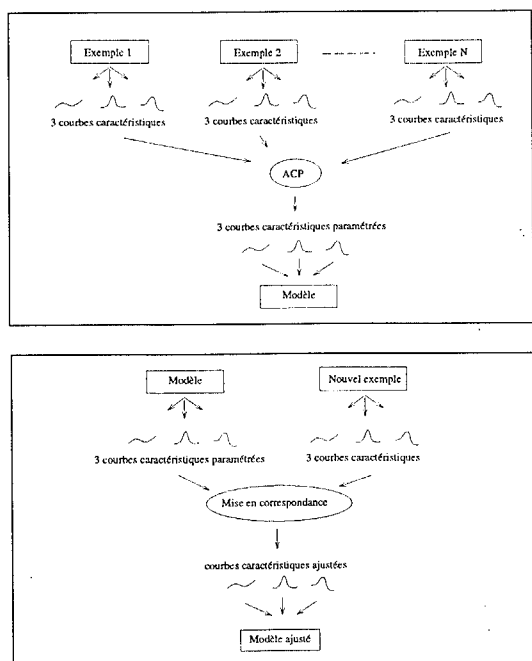


FIG. 3 - Etapes de construction et d'identification

4.1. Construction du modèle

Nous avons utilisé un jeu de 32 exemples. Il apparaît après ACP que 2 modes de chaque courbe suffisent à représenter 93% des déformations ce qui nous conduit à un

modèle avec 6 paramètres d'une patte. En faisant varier ces paramètres indépendamment il est possible d'interpréter physiquement les modes de déformation associés.

4.2. Comparaison modèle-observation

Nous avons vérifié que notre modèle représente bien l'ensemble des déformations en le comparant successivement aux 32 exemplaires de patte. L'estimation des paramètres est aisée: les modèles de courbes sont linéaires et toutes les déformations sont indépendantes. On peut écrire explicitement l'estimation au sens des moindres-carrés de chaque paramètre. Prenons l'exemple de la fonction f :

$$\beta_k = \int \bar{f}^k(x)(\tilde{f}(x) - \bar{f}(x))dx \quad (3)$$

Avec \tilde{f} la fonction f extraite de l'observation en question. La figure 5 montre un exemple de nappe de niveaux de gris observée. Nous avons calculé le modèle approchant au mieux cette surface (figure 6) puis soustrait les deux nappes (figure 7). Il apparaît que l'erreur résiduelle est faible, 5% des observations en général, et relativement homogène.

5. PERSPECTIVES

Dans le paragraphe précédent nous avons présenté comment réaliser le "matching" du modèle à une patte non soudée. Le but de notre étude est plus complexe: nous souhaitons retrouver le modèle dans une patte soudée. Ceci soulève un problème de données cachées. Nous ne pouvons avoir accès à l'intégralité des courbes caractéristiques des pattes soudées. Dans le cas de la courbe f , on ne dispose pas de toutes les valeurs de $\tilde{f}(x)$ mais seulement d'un petit nombre d'entre elles. L'estimation des paramètres est alors un problème sous-déterminé. Nous allons contraindre davantage le modèle en cherchant à traduire des relations entre les paramètres de différentes courbes (nous savons que les paramètres d'une même courbe sont indépendants). Par exemple, les variations de largeur de la patte doivent être reliées à des variations de son épaisseur.

Nous envisageons dans un premier temps de chercher des relations linéaires entre les paramètres. Ceci peut être réalisé à partir d'une Analyse Canonique [10] du nuage des paramètres évalués sur le jeu d'exemples. Dans un second temps, nous nous proposons de prendre en compte le caractère non gaussien de la distribution des déformations observées par des techniques de régression non-paramétrique.

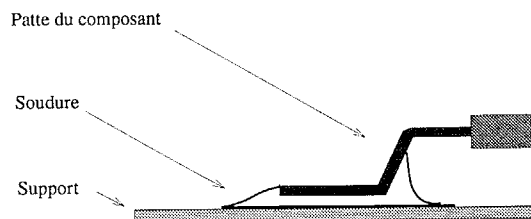


FIG. 4 - Patte de type "Gull-Wing"



6. CONCLUSION

Nous avons décrit une méthode de construction automatique d'un modèle radiographique de pattes de composants. La modélisation des déformations est issue de l'examen statistique d'un ensemble d'observations par ACP ce qui nous assure de bien représenter l'ensemble des déformations possibles. Il est possible de se restreindre aux déformations les plus significatives par une simple troncature du modèle. La mise en correspondance modèle-observation est à la fois simple et immédiate.

L'objet de nos travaux actuels est d'étendre cette mise en correspondance en présence de soudure. Dans ce cas, en raison du manque d'informations, le modèle doit être contraint plus fortement. Ceci est possible en abandonnant l'hypothèse selon laquelle les déformations de caractéristiques différentes sont indépendantes, et en cherchant les relations existant entre elles. Une autre possibilité de régularisation est la prise en compte d'information *a priori* sur la forme de la soudure.

7. BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. Darboux and J.M Dinten. *Development of an automated bond verification system for advanced electronic packages*. admis à ICIAP, Sanrémo, Italie, Septembre 1995.
- [2] F. Solina and R. Bajcsy. Recovery of parametric models from range images: The case for superquadrics with global deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12 (2):131-147, 1992.
- [3] A.H. Barr. Global and local deformations of solid primitives. *Computer Graphics*, 18 (3):21-30, 1984.
- [4] D. Terzopoulos and D. Metaxas. Dynamic 3D models with local and global deformations: Deformable superquadrics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13 (7):703-714, 1991.
- [5] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, pages 321-331, 1987.
- [6] A. Pentland. Automatic extraction of deformable part models. *International Journal of Computer Vision*, 4:107-126, 1990.
- [7] L.H. Staib and S. Duncan. Boundary finding with parametrically deformable models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14 (11):1061-1075, 1992.
- [8] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham. Active shape models- their training and application. *CVGIP: Image Understanding*, 61 (1):38-59, 1995.
- [9] D.H. Ballard and C.M. Brown. *Computer Vision*. Prentice-Hall, 1983.
- [10] G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*. Editions Technip, Paris, 1990.

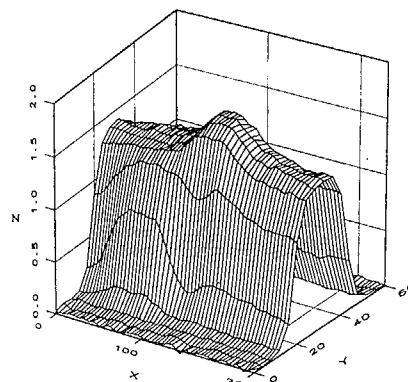


FIG. 5 - Observation

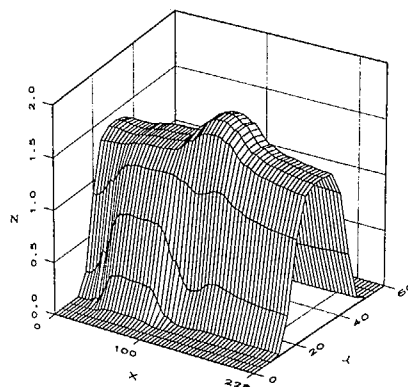


FIG. 6 - Modèle

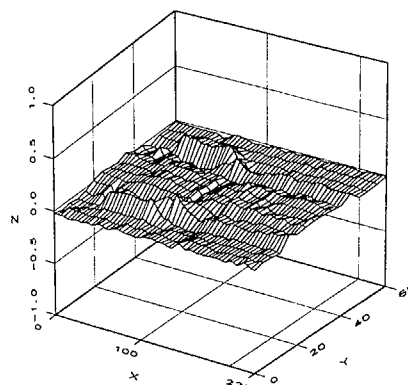


FIG. 7 - Erreur résiduelle