



HAL
open science

Une approche pour estimer la normale sur données discrètes et bruitées issues d'une numérisation 3D par capteur laser plan

M Makki, Christophe Tournier, F Thiebaut, Claire Lartigue

► **To cite this version:**

M Makki, Christophe Tournier, F Thiebaut, Claire Lartigue. Une approche pour estimer la normale sur données discrètes et bruitées issues d'une numérisation 3D par capteur laser plan. Groupe de Travail en Modélisation Géométrique – GTMG08, Mar 2008, Mulhouse, France. hal-01101520

HAL Id: hal-01101520

<https://hal.science/hal-01101520>

Submitted on 8 Jan 2015

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.

Une approche pour estimer la normale sur données discrètes et bruitées issues d'une numérisation 3D par capteur laser plan

M.MAKKI, C.TOURNIER, F. THIEBAUT, C. LARTIGUE

LURPA ENS Cachan - Université Paris Sud 11
nom@lurpa.ens-cachan.fr

Résumé

Nous proposons dans cette communication une méthode de calcul de la normale, robuste et rapide qui s'applique aux données discrètes issues de numérisation 3D par capteur optique à triangulation. Cette méthode s'appuie sur le lancé d'une sphère sur le nuage de points et consiste à poser la sphère sur le nuage et d'en extraire le point de contact et le centre sphère. La particularité de notre application est qu'elle porte sur des formes complexes, numérisées par plusieurs orientations et par balayage, ce qui conduit en général à un nuage de points bruité, hétérogène et non filtré. Après avoir exposé les approches développées dans la littérature nous présenterons notre approche. Nous évaluerons ensuite les paramètres influents ainsi que les performances de la méthode sur divers exemples.

Mots-clés : Nuage de points, estimation de la normale, Taguchi, Copiage direct

1 Introduction

Dans le cadre de l'usinage d'un nuage de points issus d'une numérisation 3D par capteur laser, les problèmes majeurs résident dans le positionnement de l'outil et la gestion des collisions. L'estimation de la normale à partir des données discrètes est alors une étape essentielle et indispensable pour mener à bien la génération de trajectoires d'usinage. Dans le contexte du calcul de la normale à partir de données discrètes, denses et bruitées, nous pouvons regrouper les différentes méthodes issues de la littérature en trois grandes familles. La première famille regroupe les méthodes qui associent des plans des moindres carrés à des groupes de points avant d'en extraire la normale. Dans Mitra et al, [1] par exemple, le plan des moindres carrés ainsi que la normale sont évalués en chaque point du nuage à partir d'un voisinage de points déterminé par l'écart maximum au plan et le respect de la courbure locale. La méthode est appliquée à un nuage homogène, sans recouvrement et le bruit est artificiel. Dans [2], après voxelisation du nuage de points, un plan des moindres carrés est associé au sous ensemble de points contenus dans chaque voxel. La normale du plan définit la normale locale. Une normale moyenne est ensuite estimée à l'aide du diagramme de Voronoi construit sur les 26 voxels voisins. Ces méthodes ne sont cependant pas bien adaptées aux formes complexes car la normale du plan des moindres carrés n'exprime pas la normale réelle pour les zones complexes où la courbure est assez forte. De plus ces méthodes n'assurent pas l'orientation correcte (extérieur ou intérieur matière). La deuxième famille regroupe les méthodes qui associent soit des courbes [3] soit des quadriques locales [4] à des groupes de points avant d'en extraire la normale. Ces approches ne fonctionnent pas bien quand le nuage est non homogène et bruité. De même que précédemment, elles ont des difficultés pour définir correctement l'orientation de la normale. La troisième famille regroupe les méthodes qui associent un polyèdre soit directement à partir du nuage de points après le filtrage soit en appliquant la méthode des marching cubes. Dans [5], l'espace est discrétisé par voxels, et une triangulation locale est effectuée pour chaque groupe de huit voxels (une cube) selon la méthode des marching cubes. La normale est alors calculée pour chaque facette de la triangulation. Le calcul de la normale selon cette méthode semble complexe et coûteux en temps de calcul. De plus, la précision de la normale calculée en direction est assez faible dû à l'approximation lors de la création de facettes : chaque facette est créée en utilisant les sommets

du cube considéré. Dans cet article, nous proposons une méthode de calcul de la normale sur données discrètes obtenues par numérisation 3D rapide et facile à mettre en oeuvre. Elle permet en particulier d'estimer la direction et l'orientation de la normale locale sans approximation locale de surface ou ni filtrage des données. Cette méthode s'appuie sur les concepts classiques de positionnement d'un outil de forme hémisphérique sur une surface.

2 Estimation de la normale

2.1 Concept général de la méthode proposée

Soit une surface continue S , suffisamment régulière pour laquelle on cherche à estimer en tout point sa normale. Considérons Z une direction quelconque de l'espace, et imaginons de faire glisser une sphère de rayon R non nul, le long de Z , jusqu'à ce qu'elle entre en contact avec la surface S en C_C (figure 1). Le contact sphère/surface est ponctuel et la normale à la surface en C_C passe par le centre de la sphère C_L . Ainsi, pour déterminer la normale en tout point de la surface, il suffit de définir un ensemble de droites Z parallèles, chacune représentant une direction de guidage ou de lancer de sphère. Ce concept simple défini à partir d'une surface continue peut être étendu à un ensemble discret de points.

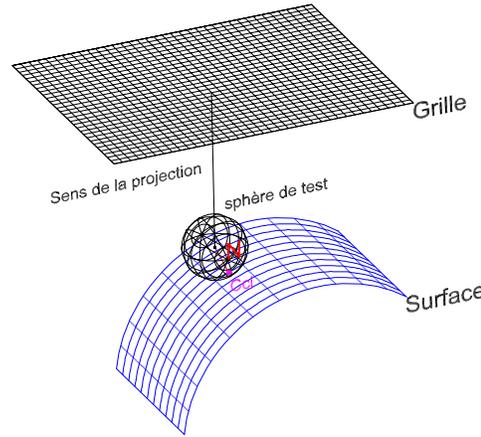


FIG. 1 – Point de contact sphère surface

2.2 Méthodologie sur données discrètes

Considérons un nuage de points et une direction Z donnée (figure 2). A partir du plan (x, y) perpendiculaire à Z , on construit une grille de droites pour laquelle les noeuds correspondent aux positions en x et y des sphères à lancer le long de Z . Soit R , le rayon des sphères, pour chaque noeud de la grille $Nd_i(xd_i, yd_i)$ nous ne considérons que les points du nuage qui participent au positionnement de la sphère, c'est-à-dire ceux inclus dans un cylindre, d'axe Z passant par Nd_i et de rayon R . Nous cherchons alors les intersections entre les sphères centrées sur chacun des points du nuage et l'axe Z considéré. L'intersection dont l'altitude est maximale donne l'altitude z_i de la sphère définie par son centre $Cl_i(xd_i, yd_i, z_i)$ et on repère la position $Cc_i(x, y, z)$ du point de contact. A partir du point précédemment déterminé, nous considérons la normale au point de contact définie par :

$$\vec{n}_i = \overrightarrow{Cc_iCl_i} \quad (1)$$

On peut noter que la normale est toujours bien orientée vers l'extérieur matière, car de par son mode d'estimation, elle est orientée vers le centre de la sphère de test qui touche, a priori, le nuage de

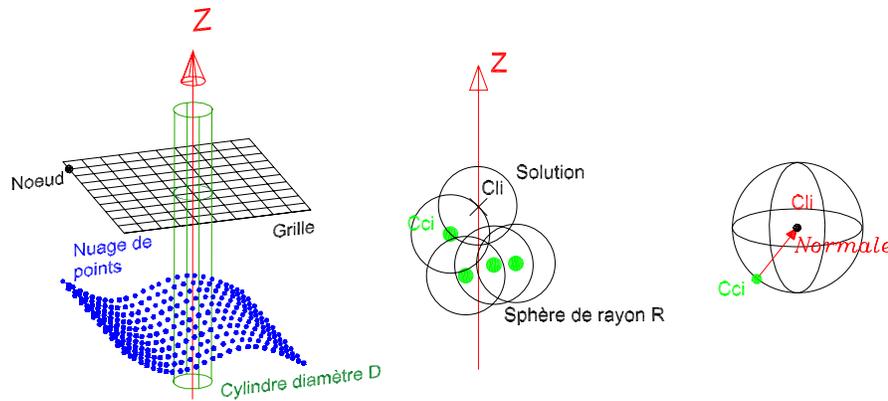


FIG. 2 – Point de contact sphère nuage de points

l'extérieur. Notons également que les paramètres de la grille doivent être choisis en fonction de la géométrie de surface (la complexité de la surface et la densité du nuage), et de la résolution souhaitée (nombre de points pour lesquels la normale est estimée).

La méthode proposée est simple à mettre en oeuvre. Elle a déjà fait ses preuves en génération de trajectoires d'usinage sur des formes complexes usinées avec un outil hémisphérique. C'est ce qu'on appelle le posage de l'outil. De plus la méthode n'introduit pas d'approximation puisqu'il s'agit simplement d'effectuer des intersections entre des droites et des sphères. La méthode a été implémentée sous Matlab. Nous allons étudier maintenant le comportement de la méthode sur une sphère étalon afin d'avoir un premier aperçu des résultats. Ensuite nous étudierons l'influence des caractéristiques du nuage sur l'estimation de la normale, d'un point de vue qualitatif puis quantitatif.

2.2.1 Numérisation d'une portion de sphère étalon

Afin de valider formellement notre approche, nous proposons de numériser des formes simples afin de comparer les normales calculées par notre approche avec celles du modèle paramétrique. A l'aide du système de mesure par capteur laser monté sur MMT dont nous disposons [6], nous avons numérisé une sphère de diamètre = 76.5 mm selon une seule orientation capteur. A partir du nuage de points obtenu (237925 points), nous calculons une sphère des moindres carrés par la méthode détaillée dans [7].

Nous appliquons la méthode de lancer de sphères avec les paramètres suivants : taille de grille de 1mm x 1mm ; rayon de sphère, $R = 10$ mm. Pour estimer la performance de la méthode du lancer de sphères, nous calculons l'angle entre la normale calculée grâce à la méthode des moindres carrés et la normale calculée par notre approche au point considéré. Nous présentons les résultats sur la sphère des moindres carrés en fonction de l'angle d'erreur calculé entre les deux vecteurs. Le nuage de points, la carte des écarts et l'histogramme sont représentés figure 3. On note que la plupart des écarts se situent entre 1 et 4 degrés.

D'un point de vue qualitatif, cette application sur la sphère nous montre que la densité et le bruit de numérisation sont des paramètres importants. En effet, les écarts maximum sont situés à l'interface entre les différentes bandes de numérisation (effet du bruit) et là où il y a une variation brusque de la densité du nuage. Enfin, même si l'erreur d'estimation de la direction de la normale paraît faible, nous la confronterons avec une autre méthode dans un exemple ci-après.

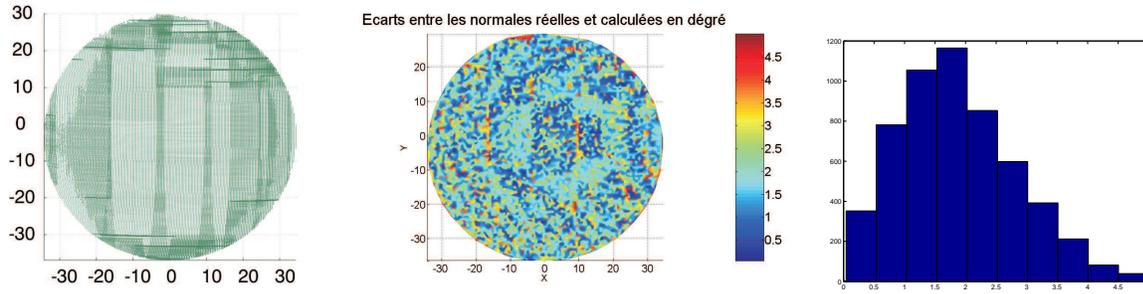


FIG. 3 – Simulation des écarts sur une sphère

3 Etude des paramètres influents sur la méthode

3.1 Approche par la méthode des plans d'expériences

Sur un plan continu, la normale passe par le point de contact et le centre de la sphère. Dans le cas d'un plan discontinu, le point de contact est soumis à plusieurs facteurs (figure 4), comme la densité locale du nuage de points numérisé ρ , le bruit du nuage en Z ou le diamètre de la sphère ϕ . Donc, en utilisant la méthode des plans d'expérience de TAGUCHI, nous espérons trouver un modèle qui nous permettrait d'estimer l'influence de ces trois paramètres sur l'erreur moyenne entre la normale réelle et celle estimée par notre approche. Nous avons choisi la table L8, en considérant trois paramètres à deux niveaux :

- le diamètre ϕ de la sphère de test (mm) : [5; 20]
- la densité ρ du nuage de points : (pts/mm) : [2; 8]
- le bruit du nuage δ selon Z (mm) : [0; ± 0.1]

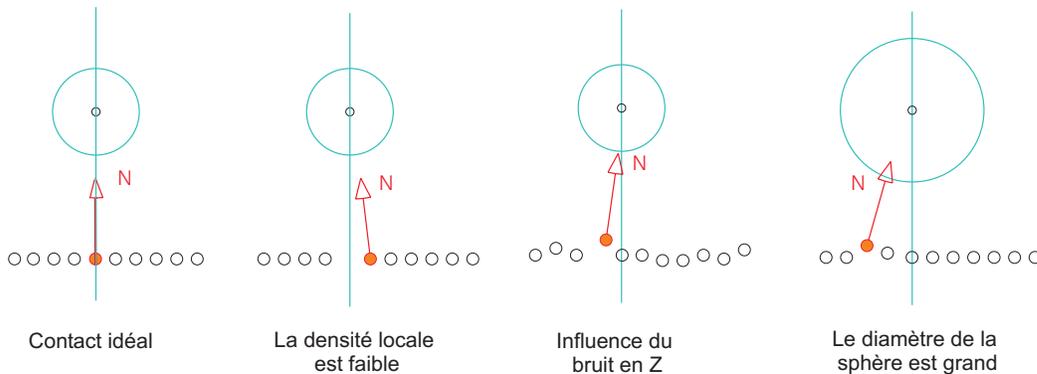


FIG. 4 – les paramètres influents sur la direction de la normale

Le pas de lancement est de 1 mm, le nuage de points du plan est généré mathématiquement. Un bruit est ajouté dans le plan XY pour chaque point de façon aléatoire de valeur égal à $(\pm\delta/2)$ selon X et Y . Le modèle résultant est le suivant :

$$\theta_{moy} = 2.758 + [1.518 - 1.518][\phi] + [0.957 - 0.957][\rho] + [1.024 - 1.024][\delta] \quad (2)$$

Selon ce modèle nous constatons que l'erreur angulaire moyenne est de 2.758. Selon les graphiques des trois effets principaux (figure 5), nous pouvons dire que :

- l'augmentation du diamètre ϕ de la sphère diminue l'erreur moyenne,

- l’augmentation de la densité ρ du nuage de points diminue l’erreur moyenne,
- l’augmentation du bruit δ augmente l’erreur moyenne.

Ces résultats sont conformes à nos attentes. De plus ils montrent (figure 6) qu’il n’existe pas d’interactions entre les trois paramètres retenus.

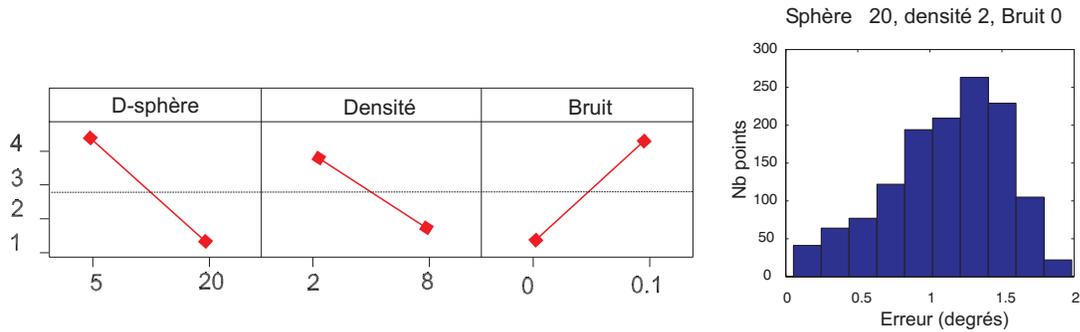


FIG. 5 – Graphiques des effets moyens et histogramme des erreurs d’estimation

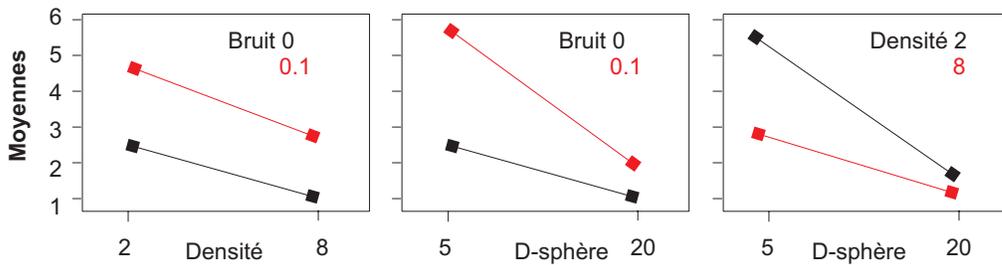


FIG. 6 – Les interactions entre les différents facteurs

3.2 Approche analytique et statistique

Dans ce paragraphe, nous nous intéressons à définir le modèle qui caractérise la corrélation entre l’erreur angulaire de la normale estimée et les coordonnées du point de contact entre la sphère de test et le nuage, pour le nuage de points d’un plan, non bruité selon Z . La position d’un point du nuage par rapport à un noeud de la grille d’évaluation de la normale est aléatoire, comprise dans un intervalle borné dont on maîtrise la valeur. La distribution du point de contact entre la sphère et le nuage de points C_C a donc une grande influence sur la qualité de la normale estimée.

Par construction, chaque point du nuage est situé aléatoirement dans un carré centré sur un noeud de la grille dont l’arête vaut le pas entre deux noeuds de la grille. Donc le point de contact sphère / nuage se trouve dans un cercle de rayon maxi égal à la demi diagonale du carré (figure 7). La distribution des points du nuage étant aléatoire, la probabilité qu’un point se trouve à une distance donnée du noeud considéré est proportionnelle à l’aire de la rondelle associée. Nous avons tracé la distribution aléatoire de 1000 points dans un carré de coté 1 mm (figure 7), en utilisant la fonction de la distribution uniforme (rand) sur MATLAB. La distribution des points dans le carré en fonction du rayon est donc très similaire aux distributions observées dans le plan d’expérience. La formule qui lie l’erreur d’estimation de la normale et la distance maximale entre le point de contact et le noeud de la grille δ est :

$$\theta = \arcsin \frac{\delta}{R} \tag{3}$$

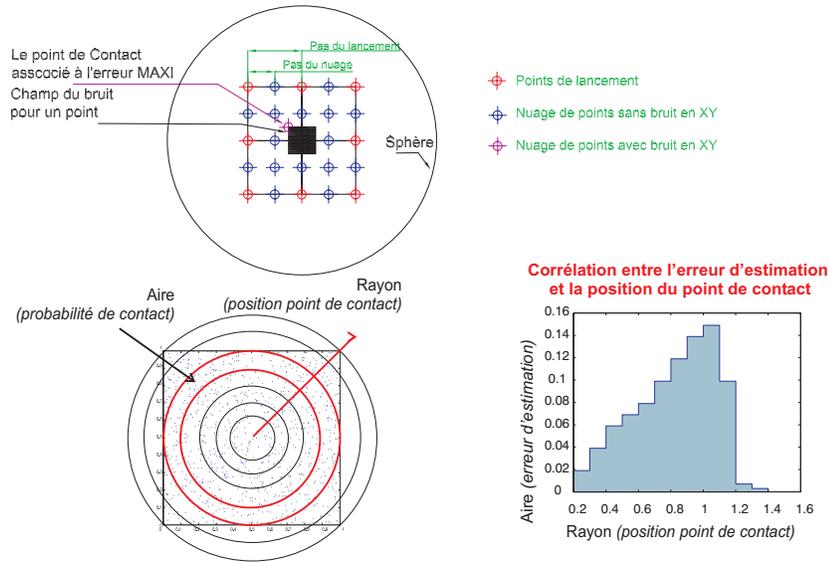


FIG. 7 – La distribution de l’erreur en fonction du rayon

3.3 Le modèle analytique d’erreur associé

Cependant, sur un nuage réel issu d’une numérisation, la répartition des points du nuage par rapport aux noeuds de la grille d’évaluation n’est pas distribuée aléatoirement. En effet, les nuages sont de densité hétérogènes par paquet à cause des recouvrements et possèdent une direction privilégiée d’alignement pour un capteur plan par exemple. Nous allons maintenant étendre l’étude aux surfaces concaves et convexes en introduisant un bruit en Z (figure 8). Nous retrouverons alors l’erreur maxi d’estimation en fonction de la densité ρ , du bruit δ , du diamètre de la sphère ϕ , et de la courbure du nuage k .

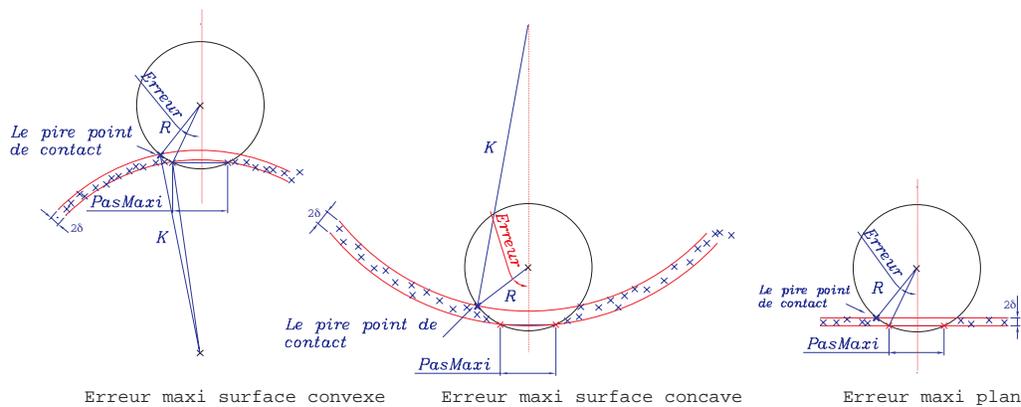


FIG. 8 – Les configuration associées à l’erreur maxi de la normale estimée

$$\cos\theta = \frac{\left(2R^2 + 4\delta^2 - 4\delta k - \frac{P^2}{4}\right) + \sqrt{R^2((4\delta - 2k)^2 - P^2) - P^2\left((2\delta - k)^2 - \frac{P^2}{4}\right)}}{R\left(2\sqrt{R^2 - \frac{P^2}{4}} + \sqrt{((4\delta - 2k)^2 - P^2)}\right)} \quad (4)$$

Cette formule nous donne l'erreur angulaire maxi de la normale estimée pour une surface d'un nuage convexe, pour les surface concaves on change k par $-k$, et pour un plan on suppose que $k \rightarrow \infty$, où :

- P : est la distance maxi entre les deux points voisins les plus écartés.
- k : est la courbure locale du sous nuage de points autour le point du contact, la courbure peut être calculée en calculant la sphère des moindres carrés du sous nuage autour du point de contact.

4 Applications et discussions

Afin de valider notre approche de façon plus générale, nous proposons de calculer les normales sur un nuage de points issu de la numérisation d'une forme complexe par plusieurs orientations. Dans le premier cas le modèle CAO est connu (exemple de la pièce plan/tore/sphère) et dans le second, le modèle CAO a été reconstruit sur CATIA à partir du nuage de points (exemple d'un masque). Ainsi nous pourrons comparer les normales calculées selon notre approche avec celles du modèle CAO aux points concernés.

4.1 Plan-Tore-Sphère

Il s'agit d'une pièce modélisée sur CATIA et usinée sur machine outil à commande numérique. Cette pièce se compose de trois formes primitives, une portion de sphère, un plan et une portion de cône raccordant la sphère au plan (figure 9). On numérise la pièce usinée sur la MMT où le nombre de points trouvé $N = 223227$ points. Le pas de la grille est 0.5mm, le diamètre de la sphère 10 mm. Selon la simulation effectuée des erreurs angulaires entre les normales calculées sur le modèle CAO et les normales calculées par notre approche nous constatons que le plupart des écarts sont entre zéro et 2 degrés, et l'écart moyen est de 2.3 degré. Nous constatons aussi que la distribution des écarts est aléatoire et liée directement au bruit du nuage de points qui a une influence directe sur la densité locale du nuage.

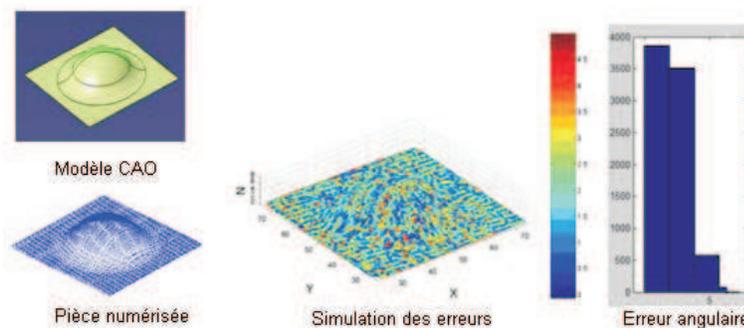


FIG. 9 – Simulation des écarts, l'histogramme des erreurs associé

4.2 Masque

Pour cette application nous avons numérisé un masque dont nous ne connaissons pas le modèle CAO, par plusieurs orientations (figure 10). Le nuage de points obtenus comporte 160.000 points. Afin d'accélérer les calculs nous avons appliqué un facteur d'échelle sur le nuage de points de 1/3. Pour cet essai nous avons pris comme pas de grille 1x1 mm, une sphère de diamètre 10 mm, selon les résultats de la simulation nous avons trouvé que l'écart moyen des erreurs angulaires entre les normales calculées sur CATIA et notre approche est de 2.56 degrés. Nous constatons que les écarts maxi sont groupés aux bords des trous comme les yeux et des zones complexes comme le contour de lèvres. Nous avons également utilisé l'algorithme basé sur la voxelisation et les plans des moindres carrés [Breteau 2006] sur cet exemple.

Le résultat (figure 11), montre un écart moyen plus grand (3.13 pour 2.56) et des écarts plus grands dans les zones à forte courbure telles que les yeux, le nez et la bouche.

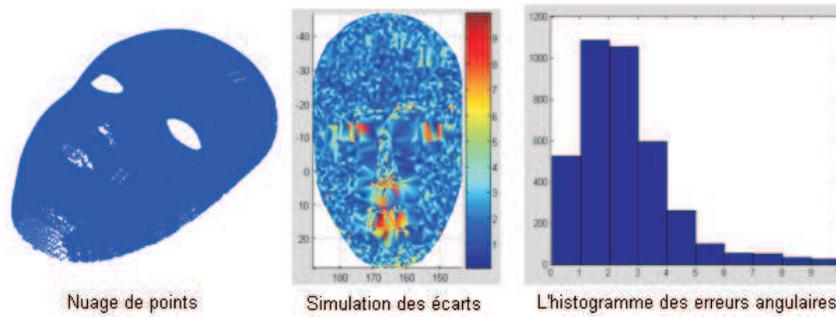


FIG. 10 – Ecart sur les normales estimées par lancé de sphères

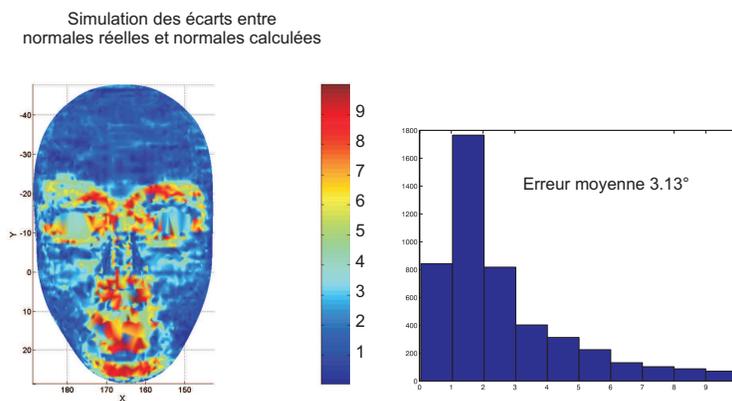


FIG. 11 – Ecart sur les normales estimées par voxelisation

5 Conclusions

Nous avons présenté une méthode de calcul de la normale, robuste et rapide qui s'applique aux données discrètes issues de numérisation 3D par capteur optique à triangulation et par plusieurs orientations, ce qui conduit en général à un nuage de points bruité, hétérogène et non filtré. La problématique de l'orientation de la normale a été réglée par le choix de la direction du lancement de la sphère. Ainsi nous avons évalué notre méthode en calculant l'erreur maximum d'une normale estimée et pour un nuage de points réel en fonction du bruit du nuage et de la densité et du diamètre de la sphère. Les applications ont montré que l'erreur moyenne est d'environ 2.5 degré. La méthode, comparée à une approche basée sur la voxelisation s'est montrée plus efficace sur une forme quelconque. Cependant notre méthode montre ses limites car la sphère de test ne touche jamais tous les points du nuage, c'est pourquoi nous avons constaté un effet de filtrage du nuage, où la normale n'est pas calculée sur tout les points. Cet effet de filtrage dépend du diamètre de la sphère, de la complexité du nuage, du pas de la grille ainsi que du niveau de bruit du nuage. Pour aller plus loin, un travail sur l'optimisation du choix du diamètre de la sphère de test peut être étudié, ainsi qu'un travail sur le calcul de la normale sur la totalité du nuage.

Références

- [1] Mitra N., Nguyen A., Estimating surface normal in noisy point cloud data, Proceedings of the 19th annual symposium on Computational geometry, San Diego, California, pp. 322-328, 2003.
- [2] Breteau P., Thiebaut F., Bourdet P., Lartigue C., Towards an approach for rapid copying of free-form surfaces in 5-axis machining, 6th International Conference on Integrated Design and Manufacturing in Mechanical Engineering, 2006.
- [3] OuYang D., Feng H., On the normal vector estimation for point cloud data from smooth surfaces, Computer Aided Design, 37(10) pp. 1071-1079, 2005.
- [4] Yang M, Lee E., Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation, Computer Aided Design, 31(7) pp. 449-457, 1999.
- [5] Lorensen, W. E. and Cline, H. E., Marching cubes : A high resolution 3D surface reconstruction algorithm, Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, Ed. SIGGRAPH '87. ACM Press, pp.163-169, 1987.
- [6] Osty G., Extraction de particularités sur données discrètes de numérisation 3D : partitionnement de grands nuages de points, thèse de doctorat de l'Ecole Normale Supérieure de Cachan, Janvier 2002.
- [7] Shakarji C-M, Least-Squares Fitting Algorithms of the NIST Algorithm Testing System, Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology, Vol. 103, 1998, pp. 633-641.