

Programme de contrôle qualité en mammographie

Brice Landreau, Pierre-Antoine Marcheix, Romain Vidovic

Résumé—Le décret de l'Agence nationale de sécurité du médicament et des produits de santé impose depuis 2012 une obligation de maintenance et de contrôle qualité des installations de mammographie numérique. Dans ce cadre, le centre Eugène Marquis a souhaité l'apport d'une aide objective pour l'évaluation de la qualité de ses mammographes. Nous proposons un logiciel d'analyse de l'image calibrée. Le logiciel fournit des indices de suivi de la qualité au cours du temps. L'algorithme implémenté consiste en trois étapes principales. Une première étape de segmentation des éléments de références inclus dans l'image. Le recalage de l'image à contrôler vers l'image de référence à partir des niveaux de gris des pixels. L'estimation d'un score de visibilité des éléments à détecter basé sur le contraste. Les résultats obtenus sont enregistrables et visualisables via une interface graphique.

Mots clés—traitement d'image, ITK, mammographie, segmentation, contrôle qualité, DICOM

Le décret de l'Agence nationale de sécurité du médicament et des produits de santé (ANSM) impose depuis 2012 une obligation de maintenance et de contrôle qualité des installations de mammographie numérique. L'évaluation se fait au moyen d'un fantôme physique de sein. Ce fantôme est constitué de différents inserts représentant au moyen de différentes formes et densités, des tissus devant être contrôlés lors d'un examen réel. Une fois la mammographie du fantôme acquise par le mammographe à contrôler, l'analyse de l'image par des experts est réalisée dans une salle d'interprétation sur des stations de visualisation spécifiques. Le contrôle imposé par l'ANSM requiert la vérification de l'ensemble des éléments de cette chaîne d'analyse, c'est-à-dire le contrôle du mammographe, des systèmes de visualisation et un indice visuel de la qualité de l'image donné par les experts. Notre travail vise à estimer objectivement la qualité des images mammographiques afin d'isoler une potentielle défaillance dans une partie de la chaîne d'analyse jusqu'alors évaluée dans son intégralité.

I. OBJECTIFS

Le contrôle de qualité d'une image fait intervenir plusieurs facteurs dont la reproductibilité est difficilement contrôlable, par exemple la qualité de l'écran de visualisation, la luminosité ambiante de la salle d'interprétation ou encore le niveau de fatigue de l'œil de l'évaluateur. Ce programme a pour objectif de proposer un logiciel [5] d'aide à la validation de la qualité d'image en réduisant au maximum l'influence de ces facteurs aléatoires, permettant ainsi de supprimer la variabilité d'interprétation inter-opérateurs. Ceci passe par la création d'indices objectifs de la qualité des images produites par le mammographe. En outre, ces indices pourraient permettre un suivi temporel de la qualité des images acquises. Le Centre Eugène Marquis possède deux mammographes dont nous devons assurer la qualité des images renvoyées.

II. MATÉRIEL

Le Centre Eugène Marquis possède deux mammographes pour lesquels la qualité des images doit être évaluée. Un étalonnage hebdomadaire des appareils mammographiques est effectué au moyen d'un fantôme MTM 100. Ce fantôme contient différents inserts (Fibres (Fi), Masses (Ma), Micro-calcifications (Mi)) de tailles et de densités différentes (Figure 1) comparables à celle des différents tissus recherchés par le radiologue lors du dépistage d'un cancer du sein. Lors du

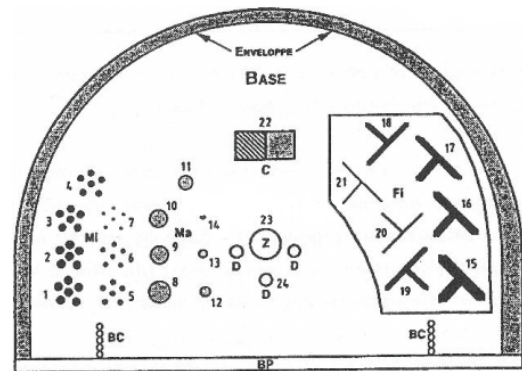


FIGURE 1. Croquis du fantôme MTM 100, montrant les différents types d'inserts (Fibres (Fi), Masses (Ma), Micro-calcifications (Mi))

contrôle qualité, le radiologue doit placer le fantôme sur le mammographe. La mammographie résultante sera notre base de travail pour l'établissement des indices de visibilité. Grâce à des marques de référence sur le fantôme, la position de celui-ci ne peut pas inclure de rotation, cependant il est possible qu'il soit translaté d'une séance à l'autre (Figure 2).

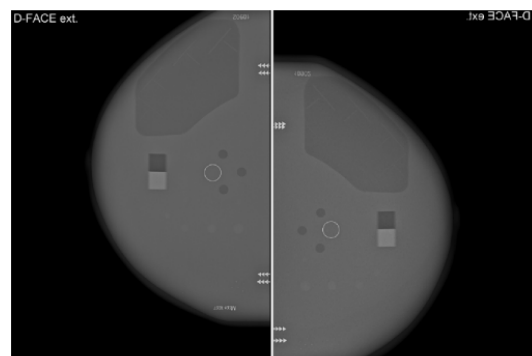


FIGURE 2. Deux acquisitions montrant le risque de translation du fantôme dans le mamographe

III. MÉTHODOLOGIE DU PROJET

A. Schéma global de la méthode

L'étalonnage étant toujours réalisé avec le même fantôme (MTM 100), on peut donc se baser sur une unique image afin de créer tout le processus d'analyse. On appellera cette image l'image de référence.

Le schéma global de la méthode proposé est décrit sur la Figure 3.

L'évaluation de la visibilité d'un insert consiste à comparer l'intensité des pixels à l'intérieur de l'insert à l'intensité des pixels dans son voisinage. Elle consiste en trois étapes principales :

- Une segmentation manuelle des inserts (réalisée une fois pour toute)
- Le recalage de l'image à évaluée vers l'image de référence. Ces deux premières étapes permettent de déterminer la localisation des inserts dans l'image à évaluer.
- L'évaluation de la visibilité des inserts en fonction du contraste d'intensité avec son voisinage.

Toutes ces étapes sont décrites dans la suite de cet article.

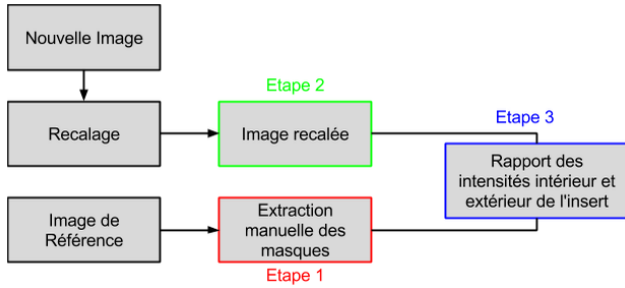


FIGURE 3. Schéma global de la méthodologie appliquée dans le but de fournir un indice objectif de visibilité des inserts

B. Etape 1 : Segmentation des inserts

Chaque insert a été segmenté manuellement sous le logiciel ITK-SNAP sur une image de référence présentant un bon contraste. La segmentation va tenter d'associer à chaque pixel de l'image un label en s'appuyant sur leur distribution spatiale. Ainsi pour chaque insert un masque binaire a été créé par le logiciel valant 1 si le pixel appartient à l'insert et 0 sinon (Figure 4). Le voisinage de chaque insert a été calculé en dilatant le masque afin d'élargir la taille du dit insert. La hauteur et largeur de l'insert dilaté seront les sommes respectivement des hauteurs et largeurs de l'insert originel et de l'élément structurant choisit, ici un carré de 20 pixels de côté. Le voisinage de l'insert a alors été défini comme la soustraction du masque dilaté et du masque original.(Figure 5).

C. Etape 2 : Recalage

Une des problématiques majeures en imagerie médicale est l'analyse et le traitement de plusieurs images dans un référentiel commun. En effet, le but ici est de retrouver dans nos images des inclusions fixes dont on connaît

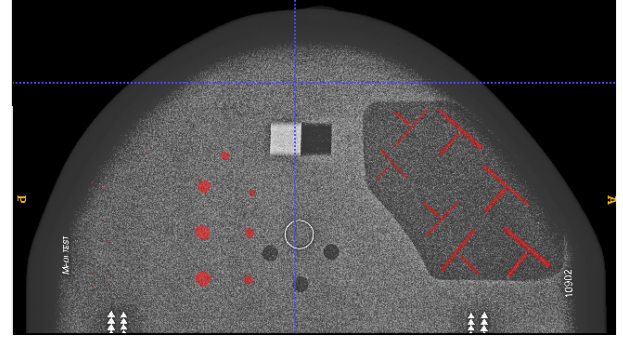


FIGURE 4. Interface de segmentation des inserts, représentés en rouge. La délimitation de la zone correspondant à l'insert est réalisée manuellement.

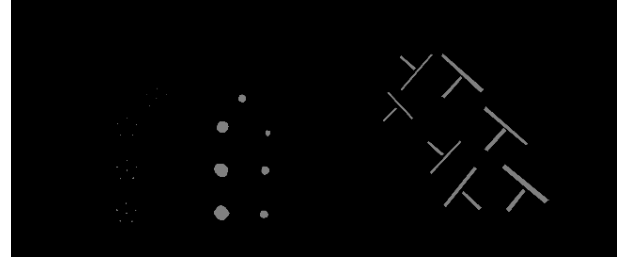


FIGURE 5. Masque issu de la segmentation manuelle de l'ensemble des inserts visibles.

la position spatiale dans l'image. Mais si les images ne sont pas préalablement recalées leurs différences de taille, d'orientation, ainsi que d'autres distorsions spatiales, rendent difficile la localisation de ces zones d'intérêt. Le placement dans un référentiel commun, connu sous le nom de recalage [1] [3] permet la superposition spatiale des structures anatomiques ou fonctionnelles présentes dans chacune des images.

Nous sommes dans le cas d'un recalage rigide monomodal intra-individu, les images proviennent d'un même sujet (le fantôme) prises dans les mêmes modalités d'acquisition (mammographie).

Notre méthode de recalage peut être classifiée selon :

- l'approche, type d'information sur lequel se base le recalage
- le critère de similarité, règle d'appariement entre les images
- le modèle de transformation, alignement des points d'une image à l'autre
- la stratégie d'optimisation, convergence vers la meilleure solution

Pour estimer la transformation, nous nous sommes basés sur une approche iconique (Figure 6), c'est à dire sur l'utilisation de l'intensité en niveau de gris des pixels dans les deux images via l'utilisation d'une mesure de similarité. On s'affranchit de l'information géométrique, cependant le nombre de données à traiter est important puisque l'on travaille sur toute l'image.

Le critère de similarité basé sur l'intensité sera la somme des différences au carré (SSD), qui suppose que les intensités des deux images sont les mêmes. Il s'agit de comparer les

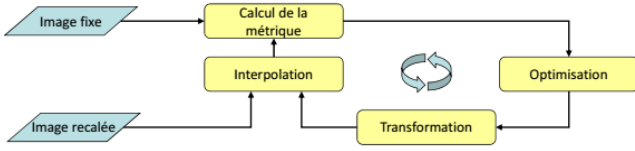


FIGURE 6. Approche iconique de la transformation

intensités entre :

- L'image fixe \mathcal{I}_f (Image de référence)
- L'image mobile \mathcal{I}_m (Notre nouvelle image) transformée (\mathcal{I}_m') suivant une estimation de la transformation T (Figure 7). Les méthodes d'optimisation constituent le lien entre

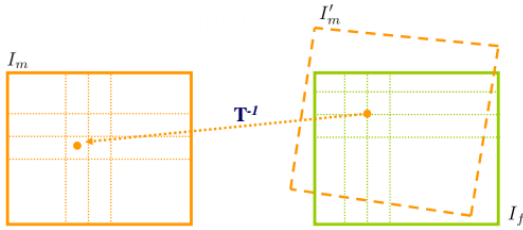


FIGURE 7. Comparaison des intensités entre 2 images par la SSD

le critère de ressemblance, ici les intensités de pixels et la transformation optimisée (notre translation). L'optimisation utilise les informations issues de notre SSD afin d'en déduire la meilleure transformation entre les images. Nous utilisons une méthode d'optimisation classique dans le cas des approches iconiques, la descente de gradient.

Finalement, notre algorithme de recalage transforme par itération une image flottante par rapport à une image de référence, en optimisant une mesure de similarité qui dépend de l'intensité des voxels. Chaque itération génère une estimation de la transformation T comprenant une interpolation qui permet d'évaluer l'image flottante aux points correspondants à l'échantillonnage de l'image de référence. Afin d'obtenir de bons résultats, tout en restant avec une complexité raisonnable nous appliquons une interpolation bilinéaire, c'est à dire une moyenne pondérée des 4 pixels voisins.

D. Etape 3 : Algorithme de la détection de présence des inserts

L'étape suivante de l'algorithme consiste en la détection de la présence des inserts dans l'image recalée. L'hypothèse faite ici a été qu'un insert n'est visible que si la moyenne des intensités de l'image à l'intérieur de celui-ci est suffisamment différente de la moyenne des intensités des pixels dans son voisinage. A ce stade, la position de l'insert dans le masque correspond à la position du même insert dans l'image recalée. On peut établir une correspondance entre les coordonnées des pixels de l'image et ceux du masque. Il s'agit alors d'évaluer l'intensité des niveaux de gris des pixels contenus dans l'insert, par rapport à l'intensité des pixels environnants. Le

programme parcourt donc l'image et le masque en parallèle. Lorsqu'un pixel « blanc » est trouvé dans le masque, sa valeur en niveau de gris est immédiatement récupérée dans l'image et stockée dans une variable. Un compteur est incrémenté à chaque fois qu'un pixel « blanc » est trouvé. La moyenne des intensités est ensuite réalisée pour les pixels contenus dans l'insert, en divisant la somme de nos intensités par le compteur. Une dilatation du masque va permettre d'élargir



FIGURE 8. De gauche à droite, masque de l'insert, masque dilaté, soustraction des deux masques donnant le contour.

la taille de l'insert dans le masque. La hauteur et largeur de l'insert dilaté seront les sommes respectivement des hauteurs et largeurs de l'insert original et de l'élément structurant. L'élément structurant utilisé ici est un carré de 20 pixels de côté. Viens à la suite de cette opération morphologique, une soustraction du masque original au masque dilaté qui permet d'obtenir les pixels du contour de l'insert (Figure 8).

Une fois le masque de soustraction obtenu, la moyenne des intensités pour le contour est calculée comme précédemment. Les moyennes internes et externes ainsi obtenues permettent de calculer un rapport de contraste de l'insert par rapport au fond. Ce rapport définit un indice de visibilité.

Soit l'insert I et \mathcal{V}_E son voisinage, on définit le rapport de visibilité comme :

$$\frac{\bar{I} - \bar{\mathcal{V}}_E}{\bar{I}} \quad (1)$$

avec \bar{I} la moyenne des intensités des pixels appartenants à l'insert et $\bar{\mathcal{V}}_E$ la moyenne des intensités des pixels du voisinage de l'insert.

L'algorithme a été testé sur une quinzaine d'images DICOM différentes afin d'évaluer sa robustesse. A chaque exécution du programme l'ensemble des indices de visibilité sont enregistrés dans un fichier texte numéroté, permettant ainsi le suivi temporel par un simple export par exemple sur un tableur Excel.

Pour faciliter l'utilisation de ce programme, une interface graphique simple a été développée. Cette interface sert au radiologue pour choisir l'image à analyser et à avoir accès aux résultats de façon claire et simplifiée (Figure 9).

IV. RÉSULTATS

Sur l'ensemble du corpus d'images testées, le programme fournit dans la grande majeure partie des cas un indice objectif de la visibilité des inserts. Cet indice augmente dans le cas d'un insert bien visible et se rapproche de 0 lorsque l'insert n'est plus perçu. Notre programme est en mesure de renvoyer un indice pour l'intégralité des fibres et masses mais reste insuffisamment efficace sur la détection des micro-calcifications. Celles-ci étant non intégralement visibles avec

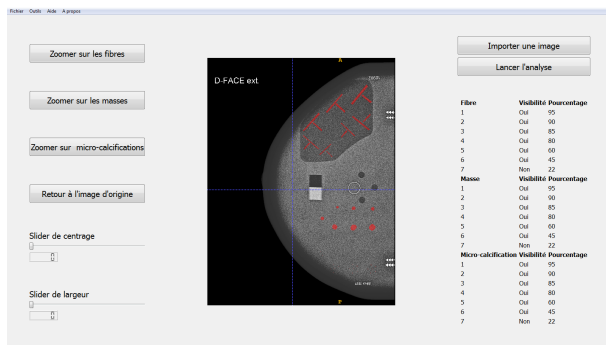


FIGURE 9. De gauche à droite, masque de l'insert, masque dilaté, soustraction des deux masques donnant le contour.

nos moyens de visualisation, il a été impossible de réaliser les masques pour les trois inserts les plus petits et donc renvoyer un indice de visibilité.

Au niveau du recalage, la qualité de ce dernier a été évaluée à chaque exécution par l'intermédiaire d'une image du fantôme recalée et comparée visuellement à l'image de référence.

Les résultats sont en accord avec l'analyse visuelle de l'image et les indices restent dans le même ordre de grandeurs pour les différentes images testées. Ceci nous assure la comparaison possible entre les différentes acquisitions et donc le suivi temporel.

V. DISCUSSION

Cette partie visera à présenter notre approche de la problématique et par quels outils nous sommes passés avant d'opter pour la solution que nous avons implémentée. Nous discuterons ensuite de nos résultats et de la manière de les améliorer.

Une première approche avait été envisagée sous la forme d'une détection automatique des inserts. Pour ce faire, l'image originale était découpée en sous-images incluant chacune un seul insert. Des méthodes de segmentation étaient ensuite appliquées afin d'isoler l'insert dans la sous-image. Nous avons réalisé un prototype du programme sous le logiciel MeVisLab afin d'obtenir rapidement des résultats et une visualisation immédiate en vue du développement en C++. La croissance de région [4] a été la première méthode implémentée. Un pixel origine (ou germe) était sélectionné dans la sous-image, en dehors des pixels appartenant à l'insert. Puis un algorithme itératif faisait croître la région ainsi initialisée jusqu'à ce qu'elle soit égale à l'ensemble de la sous-image, privée de l'insert. L'inverse a également été testé en prenant le point germe à l'intérieur de l'insert. La différence d'intensité trop faible entre l'intérieur et l'extérieur de l'insert fait échouer l'algorithme. Ce dernier nous renvoie des régions de tailles supérieures à l'insert ou ne l'englobant pas suffisamment suivant le nombre d'itérations fixé ou le point germe sélectionné.

Dans les techniques de segmentation par «approche régions» nous nous sommes également intéressés à la méthode du Watershed [2] ou ligne de partage des eaux.

Cette méthode est issue de la morphologie mathématique qui considère une image en niveaux de gris comme un relief topographique, dont on simule l'inondation. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque pixel à une altitude. L'histogramme de l'image permet alors de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins. Cette fois encore la différence d'intensité entre deux régions étant trop faible ou irrégulière ne permettait pas de segmenter l'insert de manière efficace.

Des techniques de segmentation par seuillage ont été implémentées également, comme la réalisation d'un filtre binarisant l'image sur la base d'un certain seuil d'intensité. Tous les pixels supérieurs à ce seuil de niveau de gris sont définis comme étant « blancs » et les autres comme étant « noirs ». La méthode d'Otsu [6] à deux niveaux se base également sur une binarisation de l'image à partir de son histogramme. Ces deux méthodes ne donnant pas non plus de résultats satisfaisants, nous nous sommes intéressés au problème commun de ces techniques, à savoir la faible différence d'intensité entre les niveaux de gris dans l'insert et à l'extérieur de l'insert.

Pour remédier à ce problème, le principal aspect sur lequel nous pouvons agir est la réduction du bruit. Un filtre gaussien permet d'enlever une part du bruit en floutant l'image. Le filtre de Gabor, produit d'un filtre Gaussien et d'un sinus ou cosinus, permet d'extraire l'information fréquentielle orientée et localisée. Ainsi grâce à ce filtre, les inserts représentant les fibres, ressortent d'avantage par rapport au fond de l'image. Un inconvénient est le besoin de créer deux filtres, un pour chaque orientation des fibres en « T », pour chaque sous-image.

Malgré l'amélioration de la détection des inserts par les différents filtres, la segmentation ne pouvait pas être appliquée de manière automatique sur l'image car celle-ci ne permettait pas la détection de l'ensemble des inserts. Il est possible de segmenter de manière automatique les inserts les plus visibles (les quatre premiers dans un ordre décroissant de visibilité) mais les techniques restent inappropriées pour les inserts les plus difficilement différenciables du fond.

Ceci explique notre choix d'une segmentation manuelle bien que la segmentation automatique aurait pu nous permettre de nous affranchir de l'étape du recalage.

Cette étape du recalage est notamment le point sensible de notre algorithme. On note que quelques images n'arrivant pas à compléter l'étape du recalage renvoient des indices aberrants. Une hypothèse possible est que la translation de l'image à tester soit trop grande par rapport à l'image de référence. En effet, les images faisant échouer le recalage sont celles acquises spécifiquement avec une forte translation dans le but d'évaluer les limites de l'algorithme. Une solution à apporter pourrait être un sous-échantillonnage de l'image, puis de lancer un recalage sur cette image sous-échantillonnée et de récupérer les paramètres de la métrique afin d'initialiser le recalage de l'image de résolution plus importante.

Nous aurons aussi aimé pouvoir effectuer plus de tests, pouvoir interagir avec les radiologues qui seront amenés

à utiliser notre programme. Ceci nous aurait permis de définir avec eux des seuils de visibilité et ainsi améliorer encore la qualité des résultats renvoyés par notre logiciel. Nous aurions pu aussi travailler sur les stations de travail du entre Eugène Marquis et disposer ainsi d'une meilleur visualisation notamment pour les micro-calcifications les moins contrastées.

VI. CONCLUSION

Ce projet avait pour but d'apporter une réponse automatique et objective au contrôle de la qualité des images produites par le mammographe. Pour cela, nous avons développé un programme de détection adapté au fantôme utilisé pour le contrôle des mammographes. Des indices proportionnels à la visibilité d'inclusions dans ce fantôme sont retournés et peuvent être enregistrés afin d'assurer un contrôle sur le temps.

VII. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] : N. Betrouni (2009), Le recalage en imagerie médicale : de la conception à la validation (Review Article), IRBM, Volume 30, Issue 2, Pages 60
- [2] : S. Beucher and F. Meyer (1993), The morphological approach to segmentation : the watershed transformation. In Mathematical Morphology in Image Processing, pages 433–481.
- [3] : J.M. Camino Martinez, R.P. Ané (2006), Médecine Nucléaire, Imagerie fonctionnelle et métabolique, vol.30, No11
- [4] : S.A. Hojjatoleslami, J. Kittler (1998), Region Growing : A New Approach, IEEE Transactions on Image processing, Vol.7, No7
- [5] : L. Ibanez (2005), The ITK Software Guide
- [6] : N. Otsu (1979), A threshold selection method from gray-level histograms, IEEE Trans. Sys., Man., Cyber., vol. 9, p. 62–66 71