



SOCIÉTÉ FRANÇAISE DE PHYSIQUE MÉDICALE

**SYSTEME D'ANALYSE AUTOMATISE DES IMAGES
TOMODENSITOMETRIQUES INCLUANT DES METRIQUES DE
QUALITE IMAGE ADAPTEES AUX RECONSTRUCTIONS DE
NOUVELLES GENERATIONS**

Rapport S.F.P.M. n°41

Mars 2023

**Société Française de Physique Médicale
Centre Antoine Béclère 45, rue des Saints Pères F-75270 Paris VI
www.sfpm.fr**

AUTEURS DU GROUPE DE TRAVAIL

François GARDAVAUD Doctorant, Expert en physique médicale pour la radiologie interventionnelle et diagnostique (Coordonnateur)	CHU Tenon, APHP – Sorbonne Université, Paris, Institut des sciences du calcul et des données (ISCD)
Dr. Yves BARBOTTEAU Docteur en Physique Nucléaire Appliquée	Hôpital privé Clairval – Ramsay Santé, Marseille
Dr. Joël GREFFIER Docteur en Biostatistiques et Physique Médicale	CHU de Nîmes, Nîmes

RELECTEURS

Dr Alexandre BA Docteur en Physique Médicale	Centre Léonard de Vinci, Douai, France
Dr Hugo PASQUIER Docteur en pathologie et recherche clinique	GE HealthCare, Buc, France
Dr Damien RACINE Docteur ès Science la vie	CHUV, Centre Hospitalier Universitaire Vaudois, Lausanne, Suisse

AVERTISSEMENT

Ce rapport est issu d'un travail d'experts basé sur des informations provenant de sources considérées comme fiables. La SFPM ne peut garantir ou endosser une responsabilité sur ces informations ni sur leur application. La SFPM n'approuve aucun produit, fabricant ou fournisseur et rien dans ce rapport ne doit être interprété comme tel.

AVANT-PROPOS

La tomodensitométrie (TDM) a été marquée ces dernières décennies par des avancées technologiques majeures tant au niveau de l'acquisition, de la reconstruction que du post-traitement des images. L'évaluation de la qualité des images tomodensitométriques est primordiale pour permettre de juger les performances des scanners et des algorithmes de reconstruction d'images dans le cadre d'appels d'offres, de mise en service d'un nouvel équipement ou pour l'optimisation des protocoles cliniques.

Les nouveaux algorithmes de reconstruction d'images déployés actuellement en TDM nécessitent l'application de nouvelles métriques de qualité image dont certaines intègrent la tâche clinique que le radiologue souhaite étudier. L'analyse de ces métriques est récemment proposée par plusieurs logiciels à l'échelle internationale. En revanche, ces logiciels sont limités à quelques métriques ou à quelques modèles de fantômes.

Dans ce contexte, le GT SFPM « Systèmes d'analyse automatisé des images tomodensitométriques incluant des métriques de qualité image adaptées aux reconstructions de nouvelles générations » a développé un logiciel gratuit « iQMetrix-CT » simplifiant l'analyse de toutes les métriques avancées avec la majorité des fantômes disponibles sur le marché. Dans leur rapport, les auteurs présentent un état de l'art de la qualité image en TDM à travers la description exhaustive des métriques classiques et avancées. Ils détaillent ensuite les différentes étapes du logiciel permettant le calcul des métriques et illustrent les facteurs pouvant influencer chacune d'elles (dose, algorithme de reconstruction, etc.).

Avec sa riche bibliographie, ce présent rapport constitue ainsi un bel outil pédagogique pour la familiarisation avec les métriques avancées en TDM. Tout physicien médical, quel que soit son domaine d'intervention (radiologie, médecine nucléaire ou radiothérapie), pourra s'y référer pour améliorer ses pratiques.

Le Conseil Scientifique de la SFPM tient à remercier et à féliciter les auteurs pour le développement du logiciel et pour la qualité scientifique du rapport. Il remercie également les relecteurs qui ont contribué à la valorisation scientifique de ce travail.

Lama HADID-BEURRIER, pour le conseil scientifique de la SFPM composé de :

Yves Barbotteau, Corinne Barrau, Marie-Claude Biston, Sophie Chiavassa, Ludovic Ferrer, Joël Greffier, Lama Hadid-Beurrier, Sebastien Hapdey, Thomas Lacornerie, Philippe Meyer, Charlotte Robert, Luc Simon.

LEXIQUE

AUC : Area Under the Curve en anglais ou l'aire sous la courbe en français.

CNR : Contrast to Noise Ratio en anglais ou rapport du contraste sur bruit en français.

CHO : Channelized Hotelling Observer en anglais, ou modèle observateur d'Hotelling à plusieurs canaux en français.

d' : index de détectabilité.

ESF : Edge Spread Function en anglais ou fonction d'étalement de bord en français.

FBP : Filtered-Back Projection en anglais ou rétroprojection filtrée en français.

FFT : Fast Fourier Transform en anglais ou Transformée de Fourier Rapide en français

FOV : Field Of View en anglais ou champ de vue en français.

LSF : Line Spread Function en anglais ou fonction d'étalement linéaire en français.

MTF : Modulation Transfer Function en anglais ou Fonction de Transfert de Modulation (FTM) en français.

NPS : Noise Power Spectrum en anglais ou spectre d'amplitude du bruit en français.

NPW : Non-prewhitening matched filter en anglais ou filtre adapté sans pré-blanchissement du bruit en français.

PSF : Point Spread Function en anglais ou fonction d'étalement du point en français.

RI : Reconstruction Itérative

ROI : Region Of Interest en anglais ou région d'intérêt en français

ROC : Receiver Operator Characteristic en anglais ou fonction d'efficacité du récepteur en français.

SFPM : Société Française de Physique Médicale

SKE/BKE : Signal-Known-Exactly and Background-Know-Exactly en anglais ou signal et fond connus exactement en français.

SNR : Signal to Noise Ratio en anglais ou rapport signal à bruit en français.

TDM : Tomodensitomètre ou Tomodensitométrie

TTF ou MTF_{task} : Task Transfer Function en anglais ou fonction de transfert de modulation associée à une tâche clinique en français.

UH : Unité Hounsfield en français ou HU : Hounsfield Unit en anglais.

TABLE DES MATIERES

A. INTRODUCTION	8
B. LES METRIQUES DITES « CLASSIQUES »	10
1 LE SIGNAL ET LE CONTRASTE	10
2 LE BRUIT	10
3 RESOLUTION SPATIALE	11
3.1 DE LA DEFINITION DE LA RESOLUTION SPATIALE A LA NOTION DE POINT SPREAD FUNCTION (PSF)	11
3.2 DE LA PSF A LA MTF.....	12
3.3 MESURER LA MTF	13
3.3.1 À partir de la mesure de la PSF, de la LSF ou de l'ESF.....	13
3.3.2 À partir de la méthode de Droege & Morin.....	15
4 DETECTABILITE	15
4.1 LE RAPPORT SIGNAL A BRUIT (SNR).....	15
4.2 LE RAPPORT CONTRASTE SUR BRUIT (CNR).....	16
5 LIMITATIONS DES METRIQUES CLASSIQUES.....	16
5.1 LIMITE DESCRIPTIVE DU BRUIT	16
5.2 LIMITE DESCRIPTIVE DE DETECTABILITE.....	17
5.3 LIMITATION DUE A LA VALIDITE DES HYPOTHESES MATHEMATIQUES.....	17
C. LA RECONSTRUCTION ITERATIVE	19
1 FONCTIONNEMENT SIMPLIFIE DE LA RECONSTRUCTION ITERATIVE	19
2 LIMITES CLINIQUES LIEES A LA RECONSTRUCTION ITERATIVE.....	23
3 LIMITATIONS DES METRIQUES CLASSIQUES DE LA QUALITE IMAGE	24
D. LE NPS – METRIQUE AVANCEE DE DESCRIPTION DE LA TEXTURE DU BRUIT	27
1 LE NPS.....	27
2 CALCUL DU NPS DANS IQMETRIX-CT	30
2.1 ACQUISITION.....	30
2.2 WORKFLOW.....	30
2.3 IMPACT DU CHOIX DES COUPES ET DES POSITIONS ET TAILLES DES ROIS SUR LE NPS	32
2.4 IMPACT DES PARAMETRES D'AJUSTEMENT DE LA COURBE DE NPS	34

3	ILLUSTRATION DES PARAMETRES D'INFLUENCE DU NPS	34
3.1	IMPACT DU NIVEAU DE DOSE	34
3.2	IMPACT DU TYPE D'ALGORITHME DE RECONSTRUCTION	35
3.3	IMPACT DU NIVEAU ITERATIF	36
3.4	IMPACT DU KERNEL DE RECONSTRUCTION.....	37
E.	<u>LA TTF – METRIQUE AVANCEE DE RESOLUTION SPATIALE EN FONCTION D'UNE TACHE CLINIQUE.....</u>	38
1	TTF OU MTF_{TASK}	38
2	CALCUL DE LA TTF DANS IQMETRIX-CT	40
2.1	ACQUISITION.....	40
2.2	WORKFLOW.....	40
2.3	INFLUENCE DU CNR SUR LE CHOIX DES PARAMETRES.....	41
2.4	PARAMETRES DE CALCUL	42
2.4.1	Mesure de l'ESF	42
2.4.2	Conditionnement de l'ESF	42
2.4.3	Symétrisation de l'ESF	43
2.4.4	Calcul de la LSF.....	44
2.4.5	Application d'un filtre de fenêtrage sur la LSF.....	46
2.5	PARAMETRES DE CALCUL REGROUPES PAR PRESET.....	47
3	ILLUSTRATION DES PARAMETRES D'INFLUENCE DE LA TTF	47
3.1	IMPACT DU CONTRASTE DE L'INSERT	48
3.2	IMPACT DU TYPE D'ALGORITHME DE RECONSTRUCTION ET DU NIVEAU ITERATIF	48
3.3	IMPACT DU NIVEAU DE DOSE.....	49
3.4	IMPACT DU KERNEL DE RECONSTRUCTION.....	50
F.	<u>INDEX DE DETECTABILITE D' – METRIQUE AVANCEE BASEE SUR UN MODELE D'OBSERVATEUR.....</u>	51
1	INDEX DE DETECTABILITE D'	51
1.1	ÉVALUATION DE LA QUALITE IMAGE « BASEE SUR UNE TACHE »	51
1.2	LES MODELES OBSERVATEURS POUR L'ÉVALUATION DE LA QUALITE IMAGE	52
1.3	MODELE D'OBSERVATEUR DE TYPE NPW	58
1.4	FONCTION DE VISUALISATION.....	59
1.5	BRUIT INTERNE DE L'ŒIL.....	60
2	CALCUL DE L'INDEX DE DETECTABILITE DANS IQMETRIX-CT	60
2.1	PREREQUIS	60

2.2	WORKFLOW.....	61
2.3	DEFINITION DE LA TACHE CLINIQUE	62
2.4	DEFINITION DE LA FONCTION DE VISUALISATION	64
2.5	DEFINITION DU BRUIT INTERNE	64
3	ILLUSTRATION DES PARAMETRES D'INFLUENCE DE LA VALEUR DE L'INDEX DE DETECTABILITE	65
3.1	IMPACT DU NIVEAU DE DOSE.....	65
3.2	IMPACT DU TYPE D'ALGORITHME DE RECONSTRUCTION ET DU NIVEAU ITERATIF	66
3.3	IMPACT DU KERNEL DE RECONSTRUCTION.....	67
G.	<u>DISCUSSION.....</u>	68
H.	<u>CONCLUSION ET PERSPECTIVES</u>	72
	<u>ANNEXE : EXTRAIT DU CODE</u>	73
	<u>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....</u>	79

A. Introduction

L'arrivée des algorithmes de reconstruction itérative (RI) a constitué une avancée majeure dans l'optimisation de la dose et de la qualité d'image pour les protocoles de tomodensitométrie (TDM) en routine clinique [1; 2]. Ces algorithmes de RI ont conduit à une réduction significative des doses de rayonnement pour de nombreuses applications cliniques [3-10]. Cependant, ces algorithmes ont des propriétés non linéaires et non stationnaires qui rendent la résolution spatiale dépendante des conditions de contraste et de bruit, et modifient la texture de l'image [11; 12]. Ces propriétés rendent obsolète l'utilisation des métriques classiques qui sont basées sur des hypothèses de stationnarité et de linéarité du signal. Il est nécessaire de réintroduire des métriques dites avancées pour évaluer la qualité de l'image, telles que le spectre d'amplitude du bruit (Noise Power Spectrum, NPS), la fonction de transfert basée sur la tâche clinique (Task-based transfer function, TTF) et l'index de détectabilité (d'). Le NPS est utilisé pour évaluer la texture et l'amplitude du bruit dans le domaine fréquentiel et la TTF pour évaluer la résolution spatiale dans des conditions de bruit et de contraste proches des images rencontrées en clinique. Enfin, l'index de détectabilité est utilisé pour estimer la capacité d'un observateur humain (le plus souvent le radiologue) à réaliser une tâche donnée telle que la détection d'une lésion.

Ces métriques sont très utiles pour évaluer les performances des algorithmes de reconstruction mais aussi pour optimiser les doses d'un protocole donné ou pour évaluer et comparer un nouvel outil ou une nouvelle technologie. Cependant, l'utilisation de ces métriques reste complexe car elles sont calculées dans le domaine fréquentiel et nécessitent un logiciel approprié. Très peu de logiciels ont été développés pour calculer tout ou partie de ces métriques. À l'heure actuelle, et à la connaissance des auteurs, le logiciel imQuest développé par l'Université de Duke est le seul publiquement accessible permettant de calculer ces trois métriques [12].

En 2016, la Société Française de Physique Médicale (SFPM) a constitué un groupe de travail en charge de développer un logiciel dédié à l'évaluation de la qualité image en TDM adaptées aux propriétés des reconstructions itératives mais également de tout autre type d'algorithme de reconstruction utilisé de nos jours tels que les nouveaux algorithmes de reconstruction des images basés sur du Deep Learning [13-18]. Ce logiciel doit rendre accessible le calcul des trois métriques avancées d'évaluation de la qualité image (NPS, TTF et d'). En outre, il doit être conçu pour être compatible avec tous les fantômes tierces-parties couramment utilisés comme (liste non exhaustive) les fantômes constructeurs, fantôme ACR CT 464, le Mercury phantom et les fantômes Catphan de la famille 500 et 600, etc. Ce logiciel,

nommé iQMetrix-CT, a été développé sur la plateforme Matlab (The Mathworks, Inc.). Il est diffusé par la SFPM et est téléchargeable sur GitHub à l'adresse suivante : <https://github.com/SFPM/iQMetrix-CT>. Le logiciel est gratuit néanmoins il n'est pas libre. Les portions du code du logiciel à portée scientifique sont reproduites en annexe.

Le présent rapport, qui constitue également un outil pédagogique pour la diffusion et l'utilisation des métriques dites avancées au sein de la communauté des physiciens médicaux, est construit en trois grandes parties : une 1^{ère} partie rappelle les fondamentaux de la mesure de la qualité image en TDM et les limites des métriques dites classiques, une 2^{nde} partie décrit le fonctionnement, les limites et les problématiques liées à l'utilisation des algorithmes de reconstruction itérative et enfin une 3^{ème} partie est consacrée aux métriques dites avancées incluant pour chacune d'entre-elles un rappel théorique, la manière dont elles sont adaptées dans le logiciel iQMetrix-CT et des exemples.

B. Les métriques dites « classiques »

1 Le signal et le contraste

Par définition, les images tomodensitométriques médicales sont des images numériques dans lesquelles le signal de chaque voxel est exprimé en UH. Cette échelle d'unité est définie par la relation suivante :

$$UH = 1000 \times \frac{\mu_X - \mu_{eau}}{\mu_{eau}} \quad 1$$

où μ_{eau} est le coefficient d'absorption linéaire de l'eau, et μ_X le coefficient d'absorption linéaire moyen du contenu du volume défini par le voxel X. Le coefficient d'absorption linéaire dépend de l'énergie du faisceau de photons et des numéros atomiques des éléments constituant le voxel X.

Le signal mesuré dans une région d'intérêt (ROI) sera égal à la valeur moyenne des UH des voxels contenus dans cette ROI :

$$signal_{ROI} = \overline{UH}_{ROI} \quad 2$$

Enfin, le contraste correspond à la différence de signal entre les deux ROIs :

$$C_{ROI_1, ROI_2} = signal_{ROI_1} - signal_{ROI_2} \quad 3$$

2 Le bruit

Le bruit est une fluctuation « parasite » des valeurs d'UH contenu dans les voxels par rapport à une valeur moyenne, dans un milieu homogène. Ce phénomène a deux sources : le bruit quantique lié au caractère aléatoire du nombre de photons émis et détectés et le bruit électronique.

D'un point de vue pratique, le bruit est évalué dans une image d'un objet homogène en calculant l'écart-type (σ) des UH contenu dans une ROI :

$$bruit_{ROI} = \sigma_{ROI} \quad 4$$

3 Résolution Spatiale

3.1 De la définition de la résolution spatiale à la notion de Point Spread Function (PSF)

La résolution spatiale est par définition la plus petite distance que l'on peut mesurer entre deux structures distinctes. Elle est intrinsèquement liée à la notion de fonction d'étalement du point ou Point Spread Function en anglais (PSF). La PSF, que l'on appelle également réponse impulsionnelle spatiale, est une fonction mathématique qui décrit la réponse d'un système d'imagerie à un objet ponctuel (cf. Figure 1).

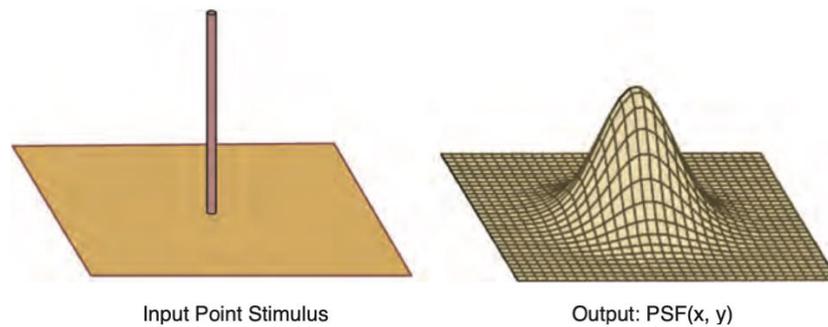


Figure 1 : Un objet ponctuel (à gauche) et la réponse du système d'imagerie (à droite) pour cet objet représentée par la PSF [19]. La PSF est étalée spatialement avec un abaissement du signal de l'objet.

L'objet ponctuel peut être assimilé à une distribution δ de Dirac. La PSF est assimilable à une distribution gaussienne d'une certaine largeur à mi-hauteur (FWHM, full width at half maximum en anglais). Le lien entre résolution spatiale et PSF est illustré sur la Figure 2.

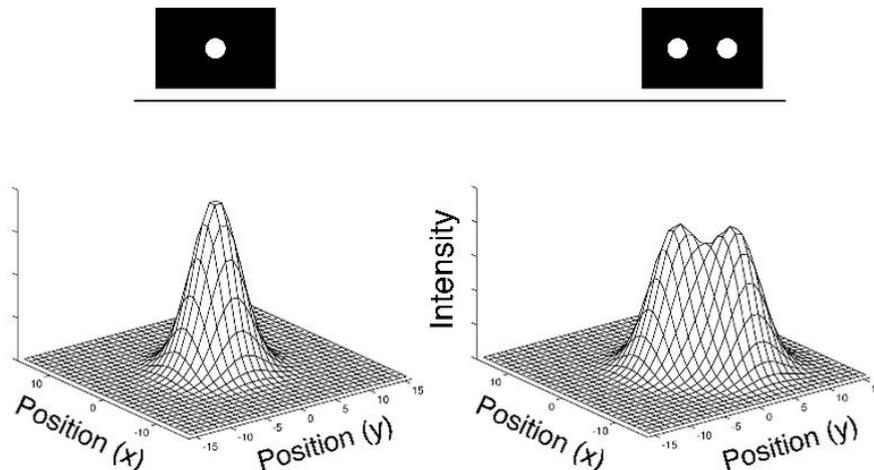


Figure 2 : Réponse du système d'imagerie pour un objet ponctuel représentée par la PSF (à gauche) ; et pour deux objets ponctuels distincts dans l'espace objet mais suffisamment proches (comparé à la FWHM de la PSF du système d'imagerie) pour que les deux images apparaissent partiellement confondues dans l'espace image (à droite) [20].

Un système d'imagerie est dit stationnaire ou invariant si un déplacement de l'objet dans le plan objet se traduit simplement par un déplacement de l'image dans le plan image. Pour un système d'imagerie

« idéal » : linéaire et stationnaire et ne générant pas de bruit, alors l'image $I(x, y)$ d'un objet $f(x, y)$ est obtenue par le produit de convolution de la PSF et de l'objet :

$$I(x, y) = \iint f(x - x', y - y')PSF(x', y')dx'dy' \quad 5$$

Ainsi, pour un tel système, déterminer la PSF est équivalent à caractériser le système d'imagerie (illustration en Figure 3).

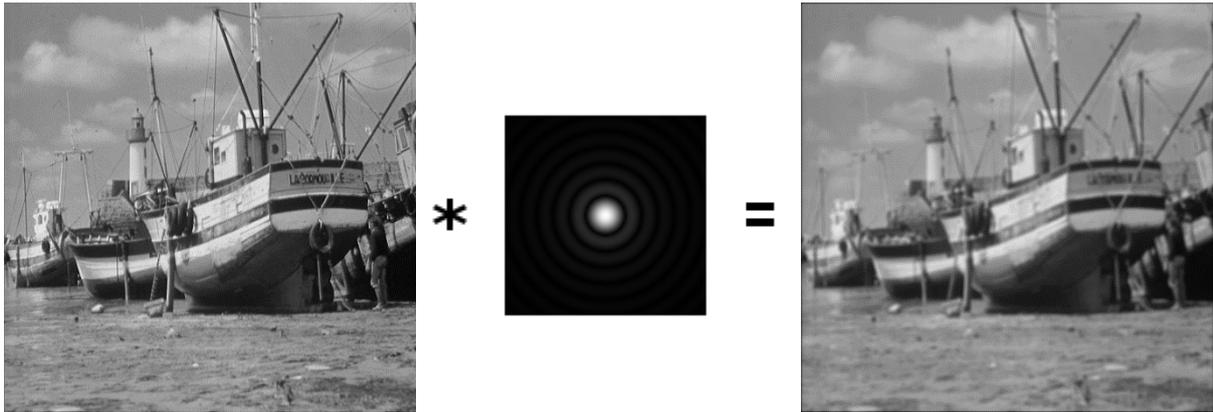


Figure 3 : Illustration caricaturale avec un « objet » représenté par une image « parfaite » d'un bateau, qui serait « imagé » par un système d'imagerie stationnaire, linéaire, ne générant aucun bruit (à gauche). L'application de la PSF sur l'objet produit une image floutée (blurred en anglais ; à droite). Cette perte de résolution spatiale est due aux caractéristiques (forme de la PSF) du système d'imagerie. Image originale provenant de <https://sipi.usc.edu/database/>

3.2 De la PSF à la MTF

La Fonction de Transfert de Modulation (FTM ou Modulation Transfer Function, MTF en anglais) est une fonction qui permet de caractériser la capacité du système d'imagerie à restituer du contraste en fonction de la finesse des détails de l'objet (fréquence spatiale) (cf Figure 4).

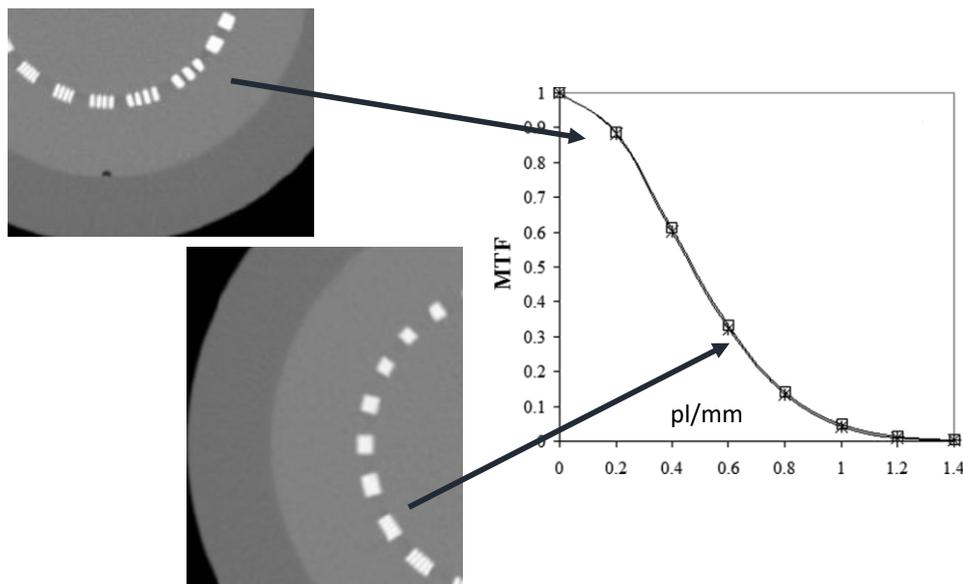


Figure 4 : Exemple d'une courbe de MTF obtenue à partir des groupes de paires de lignes du module CTP 528 d'un fantôme Catphan 600. Dans l'espace objet, pour chaque groupe de paires de lignes, le contraste vaut 100%, alors que dans l'espace image, le contraste restitué diminue en fonction de la fréquence spatiale.

Comme indiqué dans le paragraphe précédent, la PSF décrit complètement le système d'imagerie, à condition que celui-ci soit linéaire, stationnaire, et sans bruit. En revanche, la caractérisation de cette fonction ne donne pas d'information intuitive, contrairement à la MTF qui donne une information immédiate sur la capacité du système d'imagerie à restituer dans l'image, à une fréquence spatiale donnée, une partie du contraste de l'objet.

Or, il est possible, pour un tel système d'imagerie, de démontrer mathématiquement que la MTF est la transformée de Fourier de la PSF [21]. Ainsi, mesurer la MTF d'un tel système d'imagerie est équivalent à caractériser celui-ci.

3.3 Mesurer la MTF

3.3.1 À partir de la mesure de la PSF, de la LSF ou de l'ESF

La MTF peut être calculée à partir de l'image d'un objet ponctuel, d'un fil ou d'un bord franc (cf. Figure 5). À l'instar de la PSF, on peut définir la LSF comme la fonction d'étalement d'une ligne (Line Spread Function, LSF en anglais) et l'ESF comme la fonction d'étalement d'un bord (Edge Spread Function, ESF en anglais).

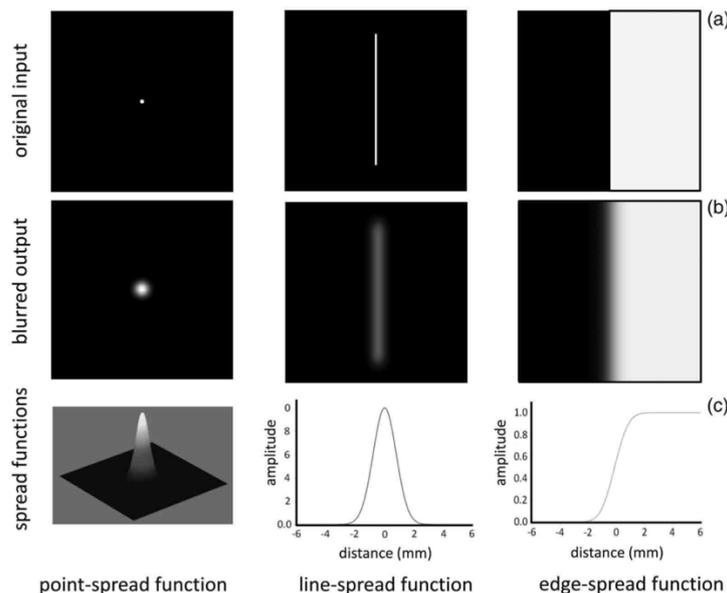


Figure 5 : Trois formes basiques d'objet (a) pouvant être imagées par un système d'imagerie (b) [22]. À chaque forme d'objet est associée la fonction de réponse du système (c) : la "point-spread function" (PSF) pour un objet ponctuel, la "line-spread function" (LSF) pour un objet linéaire et enfin la "edge-spread function" (ESF) pour un objet à bord franc. Est à noter que la PSF est une fonction 2D, contrairement à la LSF et l'ESF qui sont des fonctions 1D.

Mathématiquement la LSF est la réponse du système d'imagerie à un objet linéaire, lui-même défini comme une distribution δ de Dirac intégrée sur une dimension.

$$LSF(x) = \iint \delta(x - x')PSF(x', y')dx' dy' \quad 6$$

$$\text{soit, } LSF(x) = \int PSF(x, y)dy \quad 7$$

Quant à l'ESF, elle représente la réponse du système d'image à un bord franc, lui-même défini à partir d'une fonction θ de Heaviside. La fonction θ de Heaviside étant une primitive de la distribution δ de Dirac, la LSF est donc la dérivée de l'ESF.

$$LSF(x) = \frac{d ESF(x)}{dx} \quad 8$$

Théoriquement, il est donc possible de calculer la MTF à partir d'objet simple tel qu'un objet ponctuel, un objet linéaire ou un bord franc (Figure 6). En pratique, une bille ou un fil hyperdense (métallique) seront assimilés à un objet ponctuel ou linéaire dès lors que les diamètres de la bille ou du fil seront considérés suffisamment petits – typiquement un diamètre de 0.2 mm. On retrouve de tels objets dans les fantômes de qualité image commercialisés comme le Catphan 600 ou l'ACR 464. L'utilisation d'un bord franc nécessite un parfait usinage de celui-ci pour ne pas induire de biais dans la mesure de l'ESF.

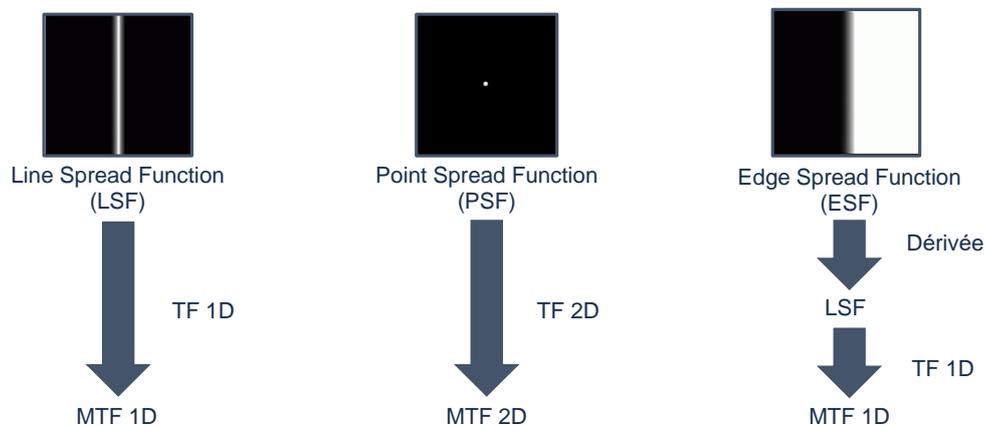


Figure 6 : La transformée de Fourier (TF) permet de déterminer la MTF (à 2D à partir de la PSF ou à 1D à partir de la LSF).

La méthode de détermination de la MTF a fait l'objet de nombreuses publications [23-25]. Si en théorie ces 3 méthodes sont équivalentes, en pratique elles nécessitent quelques précautions. Par exemple, la mesure de la MTF à partir d'un objet linéaire ou d'un bord franc sera sensible à l'alignement de l'objet, ce qui ne sera pas le cas pour la bille. En revanche la mesure à partir d'une bille sera sensible à l'épaisseur de coupe reconstruite. De plus, pour se comporter comme une distribution de Dirac, il est essentiel que le contraste de l'image de la bille soit le plus élevé possible. Or celui-ci dépendra de l'épaisseur de coupe reconstruite. Ainsi, il sera préférable d'utiliser une bille en tungstène plutôt qu'une bille en acier, moins dense.

Le fil ou le bord franc offre un contraste constant, indépendant de l'épaisseur de coupe reconstruite.

La mesure de la MTF à partir d'un bord franc a également ses particularités. La LSF obtenue à partir de la dérivée de l'ESF n'est pas toujours strictement équivalente à la LSF mesurée directement à partir d'un objet linéaire. L'ESF peut être asymétrique à cause de la différence de contribution du rayonnement diffusé dans l'objet et dans le fond du fantôme, induisant une asymétrie de la LSF [26]. De plus, certains filtres de reconstruction ont pour objectif d'améliorer la détection des bords (lésion pulmonaire par ex.) modifiant complètement la réponse du système d'imagerie qui ne se comportera plus de manière équivalente pour un fil ou un bord franc.

Enfin la mesure de la MTF est sensible au bruit dans l'image, mais dans une moindre mesure si les conditions de contraste élevé sont respectées.

Notons que pour calculer la MTF à partir de la mesure de la PSF, LSF ou ESF, il est nécessaire d'utiliser un logiciel, ne serait-ce que pour calculer la transformée de Fourier.

3.3.2 À partir de la méthode de Droege & Morin

La méthode proposée en 1982 par Droege & Morin a été proposée en premier lieu pour éviter les écueils des méthodes décrites dans le paragraphe précédent (alignement du fantôme ou utilisation d'un logiciel notamment) [27]. Elle a le mérite d'être simple et rapide mais moins reproductible.

Si on considère que les groupes de paires de lignes (cf. Figure 4) sont en première approximation équivalente à un signal sinusoïdal, alors l'image de ces groupes donne un accès direct à la MTF. Pour chacun des groupes, représentant une fréquence spatiale donnée, la valeur de la MTF_{groupe} est établie en fonction de la mesure du bruit dans le groupe considéré (σ_{groupe}), corrigé du bruit dans l'image (σ_{fond}), comme indiqué dans la formule suivante :

$$MTF_{groupe} = \frac{\pi \sqrt{\sigma_{groupe}^2 - \sigma_{fond}^2}}{\sqrt{2} |CT_{matériau} - CT_{fond}|} \quad 9$$

4 Détectabilité

4.1 Le rapport signal à bruit (SNR)

Le SNR est défini comme la mesure du signal divisée par le bruit. En TDM, le SNR est calculé dans une région d'intérêt, selon la formule suivante :

$$SNR_{ROI} = \frac{signal_{ROI}}{bruit_{ROI}} = \frac{\overline{UH}_{ROI}}{\sigma_{ROI}} \quad 10$$

Une valeur de SNR « basse » se traduira dans l'image par une proportion de bruit masquant partiellement ou totalement la détection du signal, rendant ainsi difficile l'interprétation de l'image par le radiologue.

4.2 Le rapport contraste sur bruit (CNR)

Le CNR est utilisé pour estimer la différence d'atténuation moyenne entre une structure et le fond (contraste) par rapport au bruit du fond ; le fond pouvant être l'organe dans lequel se situe la lésion, ou le matériau entourant un insert dans un objet-test. De nombreuses études ont utilisé le CNR pour évaluer la détectabilité de structures anatomiques telles que des lésions [28; 29]. Dans ce cas, le CNR est généralement défini comme :

$$CNR_{lesion/fond} = \frac{signal_{lesion} - signal_{fond}}{bruit_{fond}} \quad 11$$

Une valeur de CNR « basse » se traduira dans l'image par une proportion de bruit masquant partiellement ou totalement la détection du contraste de la lésion, rendant ainsi difficile l'interprétation de l'image par le radiologue.

5 Limitations des métriques classiques

Les métriques présentées précédemment ont deux avantages majeurs : elles sont faciles à calculer et par conséquent elles sont utilisées en routine depuis de nombreuses années (via la console du TDM ou des logiciels disponibles). Cependant, elles souffrent de limitations importantes.

5.1 Limite descriptive du bruit

Définir la mesure de l'amplitude du bruit par le simple calcul de l'écart-type dans une ROI sur une zone homogène est extrêmement courant et pratique, mais cette mesure ne permet pas de caractériser le bruit et en particulier ne donne aucun renseignement sur la texture du bruit dans l'image. La Figure 7 illustre deux zones de bruit présentant des textures différentes et perçues par l'œil humain comme étant sensiblement différentes. Pour autant, ces deux zones possèdent le même écart-type sur la valeur des pixels.

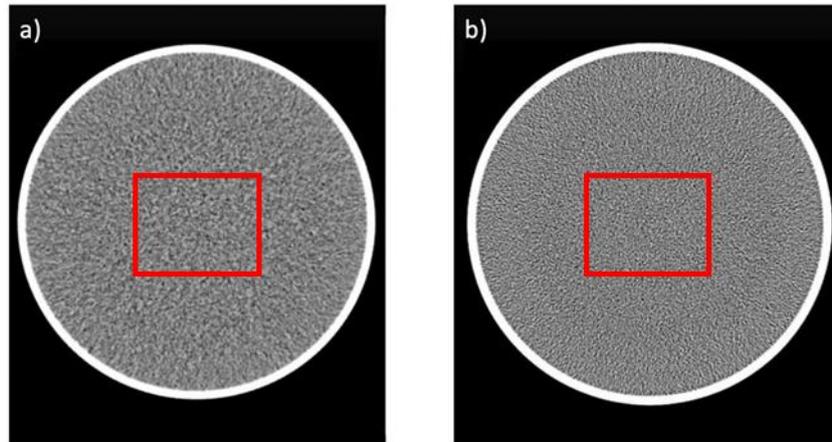


Figure 7: Deux images acquises en tomodensitométrie et reconstruites à l'aide de la rétroprojection filtrée et l'application de deux filtres de reconstruction différents [30]. L'image (a) est acquise à l'aide d'un filtre dit "très mou" (B10) et l'image (b) est acquise à l'aide d'un filtre dit "très dur" (B70). Par observation visuelle, les images apparaissent avec une texture de bruit différente. Pourtant, le bruit mesuré dans l'image via une ROI positionnée au même emplacement conduit à une valeur identique de bruit de 16 UH entre les deux images. Courtoisie F. Dong (AAPM).

5.2 Limite descriptive de détectabilité

Les autres métriques classiques également basées sur la mesure du bruit via l'écart-type peuvent elles aussi amener un biais sur l'interprétation de la détectabilité d'une structure et du bruit associé dans une image, notamment car la distribution fréquentielle du bruit (texture) n'est pas prise en compte. Ainsi, le CNR et le SNR ne permettent pas, en général, une description complète de la capacité d'un observateur à détecter des lésions [31]. Un exemple est disponible sur la Figure 8 où trois images (reconstruites avec des paramètres différents) comportent toutes la même lésion et possèdent le même CNR, mais offrent une détectabilité bien différente.

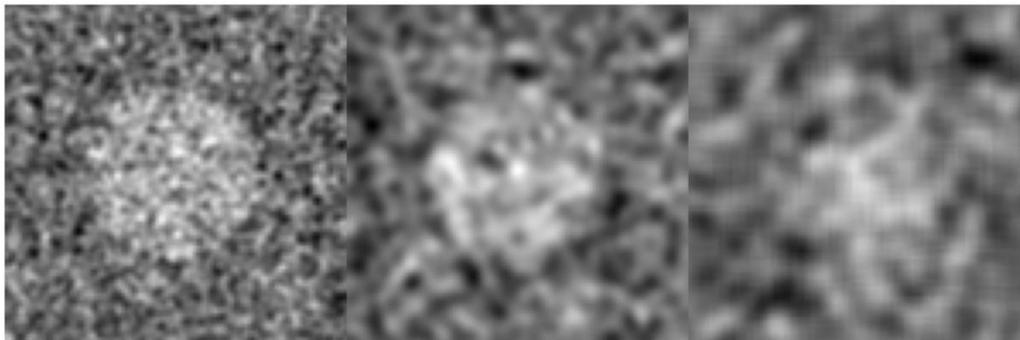


Figure 8 : Trois images comportant une lésion circulaire possédant le même CNR mais dont la détectabilité est sensiblement différente due aux variations de résolution spatiale et de texture du bruit entre les différentes images [32]. Courtoisie Justin Solomon.

5.3 Limitation due à la validité des hypothèses mathématiques

Toutes les métriques faisant appel à la mesure de la MTF et du bruit ne sont valables que dans un contexte mathématique particulier. L'existence d'une unique MTF (et donc une PSF unique) caractérisant le système d'imagerie, implique que celui-ci soit linéaire et stationnaire. De même, pour

affirmer que la mesure du bruit dans une ROI représente le bruit dans toute l'image, il est nécessaire également que le système d'imagerie soit stationnaire (au moins au sens large¹).

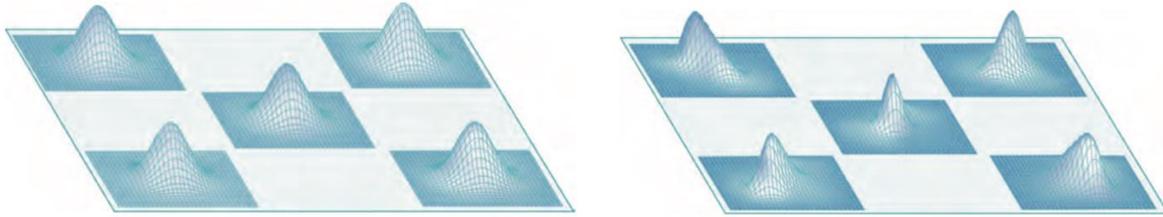


Figure 9 : Un système stationnaire (à gauche), ici la PSF reste invariante quel que soit la position de l'évaluation de la réponse dans le système, et un système non stationnaire (à droite) où la PSF varie suivant la position dans le champ de vue tant en termes d'amplitude qu'en asymétrie rotationnelle [19].

Un système non-stationnaire implique que le résultat de la mesure d'une métrique de qualité image va dépendre de l'endroit où cette mesure est réalisée. La Figure 9 illustre parfaitement que pour un système non-stationnaire, il n'y a pas une PSF unique, mais plusieurs PSF.

Un système non linéaire implique que le résultat de la mesure d'une métrique de qualité image va dépendre du contraste.

Les TDMs ne sont pas des systèmes d'imagerie respectant rigoureusement les hypothèses de linéarité et de stationnarité. Ces hypothèses ne sont bien souvent atteintes qu'approximativement, ou dans des conditions spécifiques [25]. Par exemple, l'utilisation de collimation secondaire sur les détecteurs (agissant comme grille anti-diffusante) et des filtres papillons peuvent enfreindre les exigences de stationnarité.

¹ La notion de stationnarité au sens large est une notion qui est définie à l'ordre 2 (contrairement à la stationnarité au sens strict qui est définie à tous les ordres), ce qui signifie que la propriété de stationnarité est définie pour la moyenne et la variance.

C. La reconstruction itérative

1 Fonctionnement simplifié de la reconstruction itérative

Les algorithmes de reconstruction itérative (Iterative Reconstruction ou IR en anglais) ont été introduits dès le début de la tomographie assistée par ordinateur, dans les années 1970 [33]. La faible puissance de calcul des ordinateurs, comparée à aujourd'hui, rendait impossible la mise en œuvre en routine clinique de ce type de reconstruction. Ainsi, les reconstructions analytiques telles que la rétroprojection filtrée (Filtered back projection, FBP en anglais) ont été largement adoptées pour leur rapidité et leur prédiction analytique (bruit, contraste, résolution spatiale classique). De plus ce type de reconstruction conserve la propriété de linéarité du système d'imagerie. Malgré ces avantages, les images reconstruites en FBP peuvent souffrir d'un niveau de bruit élevé et ce surtout lors de faible émission de rayons X (RX) ou de faible détection de ces rayons lors de l'imagerie de patients obèses [34]. D'autre part, la FBP ne modélise pas les propriétés physiques de l'environnement d'imagerie (taille du foyer radiologique, réponse des détecteurs, etc.).

Les performances croissantes des ordinateurs ont permis d'améliorer les capacités de traitement des données, de réduire le temps de reconstruction et, par conséquent, de reconsidérer l'utilisation des algorithmes IR [35].

Tout algorithme de reconstruction, qu'il soit analytique ou itératif, utilise les données brutes (raw data en anglais) de projection pour définir les valeurs d'atténuation de chaque pixel d'une image. Ainsi, le processus d'acquisition des données peut être généralisé comme suit :

$$p = Hf + n \quad 12$$

où les données de projections mesurées sur le détecteur p sont liées à l'atténuation réelle des tissus f par le processus de projection H et le bruit supplémentaire n .

La Figure 10 illustre le processus IR dans le cas simple d'une matrice d'image de 2 x 2 voxels. En l'absence de bruit supplémentaire, l'algorithme résout un simple système d'équations linéaires où la valeur de projection p est la somme de deux valeurs atténuées le long de chaque ligne de projection. La complexité et le temps de calcul du processus de reconstruction des images avec des algorithmes IR augmentent avec la taille de la matrice image.

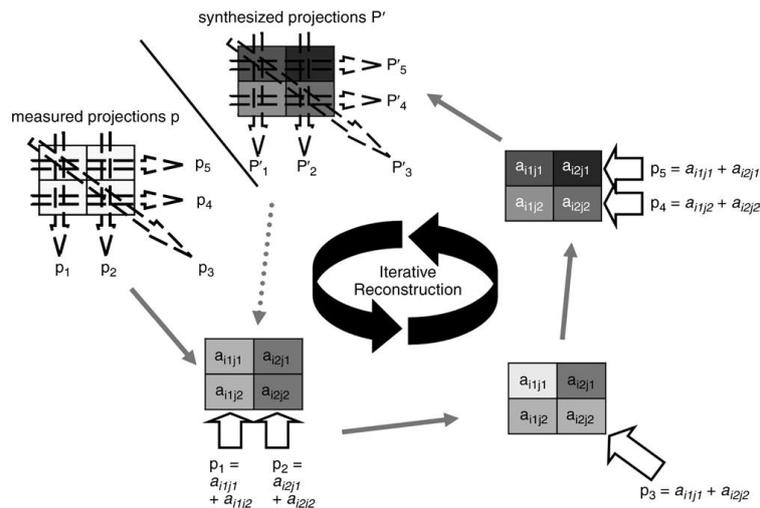


Figure 10 : Modèle simplifié d'un algorithme de reconstruction itérative avec matrice d'image de 2 x 2 pixels [36]. Cinq projections (nommées p1 à p5) représentent la valeur d'atténuation des quatre pixels sous trois angles différents (horizontal, vertical et en obliquité). La matrice de pixels est successivement mise à jour par rétroprojection incrémentale. Les valeurs d'atténuation corrigées sont utilisées pour créer des projections synthétisées (nommées P'1 à P'5). Le cycle est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Les algorithmes IR consistent à résoudre un problème sous la forme d'une fonction objectif à minimiser dans laquelle sont intégrés des a priori statistiques sur la physique des photons (physique de détection, durcissement du faisceau, diffusion, etc.) [37]. La Figure 11 illustre les étapes typiques d'un algorithme IR appliqué aux images tomodensitométriques.

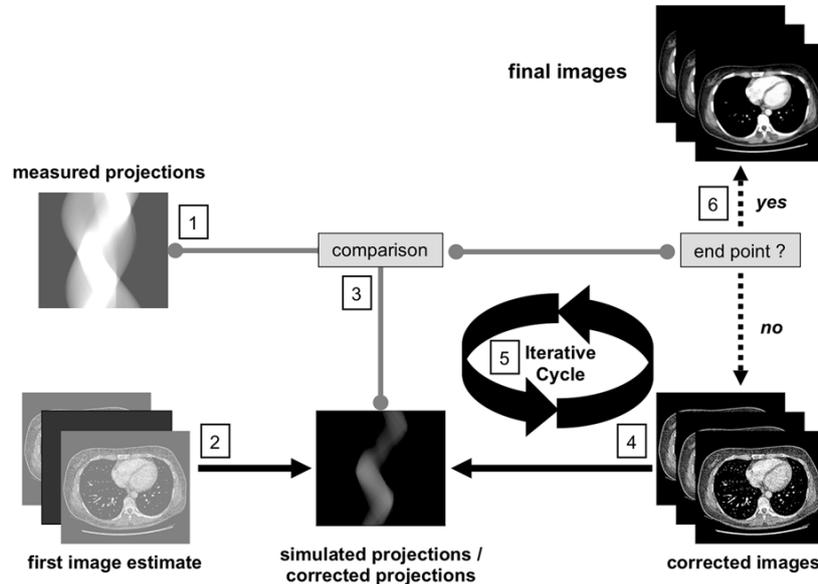


Figure 11 : Représentation schématique des principales étapes d'un algorithme de reconstruction itérative [36]. À l'étape 1, le sinogramme mesuré est généré à partir des projections mesurées. À l'étape 2, on estime une première image à partir de laquelle on simule le sinogramme correspondant. À l'étape 3, ce sinogramme simulé est comparé aux données de projection mesurées pendant l'étape 1. À l'étape 4, en cas de différence, la première estimation de sinogramme synthétique est modifiée en fonction des caractéristiques de l'algorithme sous-jacent pour obtenir des images corrigées. Ce processus est réitéré jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint (étape 5). Une fois le processus itératif finalisé, les images finales sont générées et accessibles à l'utilisateur (étape 6).

Contrairement à ce qui se pratique dans le domaine de la médecine nucléaire, les versions commerciales de ces algorithmes de reconstruction sont des « boîtes noires », propriétaires et ne permettent pas à l'utilisateur de définir les paramètres de données d'entrée tel que par exemple, le nombre d'itérations ou les critères d'arrêt associés. De nombreuses solutions de reconstructions itératives ont été progressivement introduites et commercialisées par les industriels majeurs de la TDM [38]. La Figure 12 détaille l'éventail des algorithmes IR disponibles auprès de ces fournisseurs suivant le type d'algorithme et de leurs performances intrinsèques.

Fabricant	Algorithme	Type d'algorithme	Temps de reconstruction	Réduction des artefacts	Réduction du bruit
GE Healthcare	ASIR (Adaptative Statistical Iterative Reconstruction)	Hybride	+	+	++
	ASIR-V	Hybride	+	+	++
	Veo (MBIR)	MBIR total	-	++	+++
Philips Healthcare	iDose4	Hybride	+	+	++
	IMR (Iterative Model Reconstruction)	MBIR total	-	++	+++
Siemens Healthineers	IRIS (Iterative Reconstruction in Image Space)	Domaine image	++	-	+
	SAFIRE (Sinogram Affirmed Iterative REconstruction)	Hybride	+	+	++
	ADMIRE (ADvanced Modeled Iterative REconstruction)	MBIR avancé	-	++	+++
Canon Medical Systems	AIDR 3D (Adaptative Iterative Dose Reduction 3D)	Hybride	+	+	++
	FIRST (Forward projected model based iterative reconstruction solution)	MBIR avancé	-	++	+++

Figure 12 : Ensemble des différents types d'algorithmes de reconstruction itérative, ainsi que leurs noms commerciaux proposés par les principaux constructeurs, avec leurs performances intrinsèques respectives en termes de rapidité de reconstruction, de réduction d'artefact et de réduction de bruit [1]. Les signes "-", "+", "++" et "+++" signifient une performance minimale, moyenne, forte ou très forte et une vitesse de reconstruction faible, moyenne, rapide ou très rapide respectivement. Tableau distribué sous les termes de la licence internationale Creative Commons Attribution 4.0 (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Les algorithmes IR sont de trois types : la reconstruction itérative dans le domaine image sans traitement des données brutes, la reconstruction itérative hybride qui intègre une composante de FBP dans le processus de reconstruction, et la reconstruction itérative basée sur un modèle physique du scanner (model-based IR ou MBIR en anglais). La différence de principe de fonctionnement est illustrée Figure 13 pour les deux derniers types, le premier type ayant un temps de reconstruction long qui limite son utilisation routine clinique.

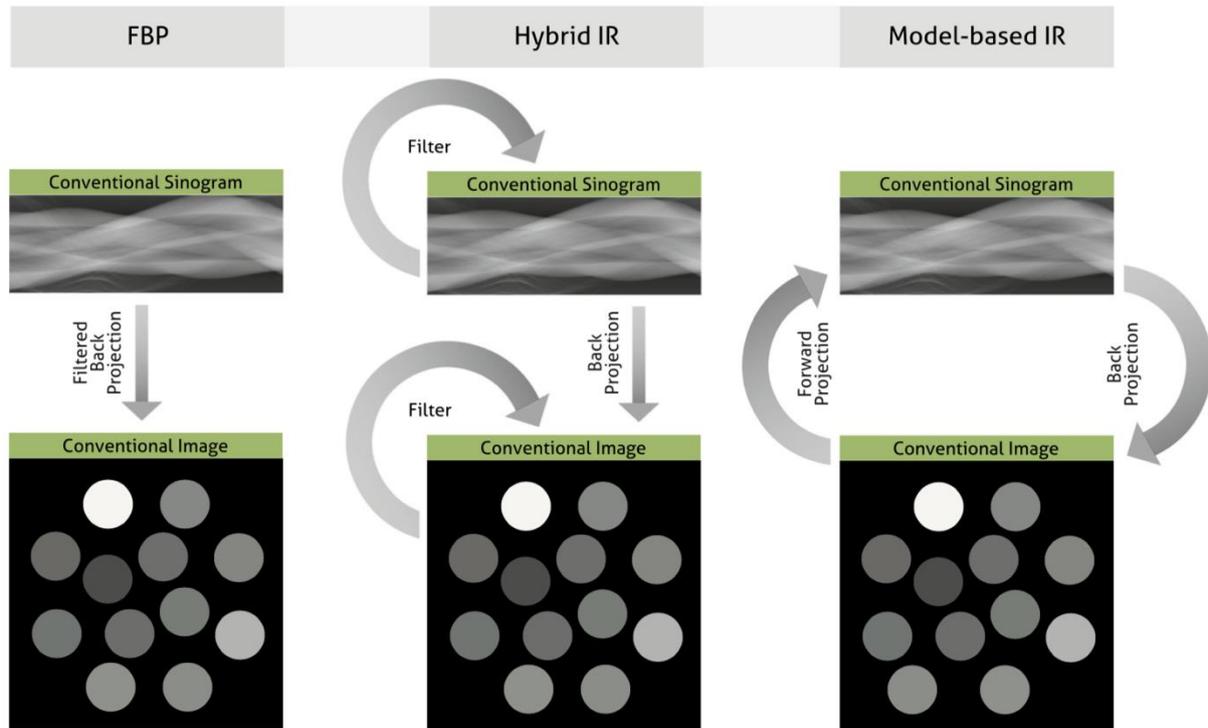


Figure 13 : Plusieurs types d'algorithme de reconstruction : La rétroprojection filtrée (FBP), la reconstruction itérative de type hybride (Hybrid IR) et la reconstruction itérative basée sur un modèle (Model-based IR) [1]. Avec la FBP, les images sont reconstruites à partir du sinogramme où est appliquée une rétroprojection filtrée (à gauche). Dans l'IR hybride, le sinogramme est filtré itérativement pour réduire les artefacts, et après l'étape de rétroprojection, les pixels de l'image sont filtrés itérativement pour réduire le bruit de l'image (milieu). Dans l'IR basée sur un modèle (à droite), le sinogramme est rétroprojeté dans l'espace image. Par la suite, les données de l'espace image sont projetées pour calculer les données du sinogramme artificiel. Le sinogramme artificiel est comparé au sinogramme réel pour ensuite mettre à jour l'image résultante. En parallèle, le bruit de l'image est éliminé. Figure distribuée sous les termes de la licence internationale Creative Commons Attribution 4.0 (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Le principal intérêt de ces types d'algorithmes IR est leur capacité à réduire l'amplitude du bruit dans l'image reconstruite comparativement à la FBP, ce qui présente un fort intérêt dans la réduction de la dose. L'augmentation du bruit résultant de la diminution de la dose pouvant être compensée par l'utilisation de ces algorithmes IR. Par ailleurs, de nombreuses études sur fantômes ou sur patients ont montré que les algorithmes IR permettaient outre l'aspect réduction de dose, d'améliorer la détectabilité des lésions en améliorant le rapport contraste sur bruit [4-6; 39; 40].

Un exemple d'application de trois différents types d'algorithmes FBP, IR-hybride et IR basée sur un modèle est disponible Figure 14. L'amélioration visuelle de l'apparence de l'image en fonction du type d'algorithme de reconstruction est notable et ce notamment pour le parenchyme hépatique et les lésions hypo et hypervascularisées hépatiques. La qualité image visuelle augmente en termes de réduction de bruit, de meilleure détectabilité des lésions spécifiques au carcinome hépatocellulaire imagé en TDM avec un algorithme IR hybride et ce encore plus avec un algorithme basé sur un modèle en comparaison de la qualité image reconstruite en FBP.

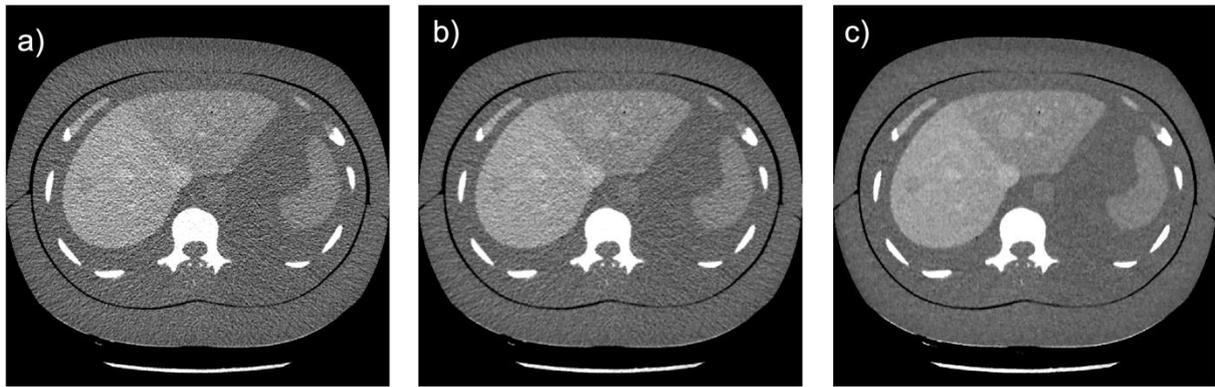


Figure 14 : Trois images axiales de tomodensitométrie d'un fantôme anthropomorphe PBU 60 (Kyoto Kagaku, Kyoto, Japan) développé pour simuler les caractéristiques cinétiques de produit de contraste des lésions du carcinome hépatocellulaire (CHC) survenant lors d'un examen multiphasique [41]. Le foie est divisé en deux parties : la partie gauche simulant une amélioration artérielle tardive et la partie droite simulant une amélioration portale du foie. Les deux parties du foie comprennent deux lésions sphériques de 1 cm et 2 cm de diamètre respectivement. Les deux lésions du foie gauche apparaissent hyper-vasculaires (avec un contraste de 35 UH par rapport au parenchyme), tandis que les deux lésions du foie droit apparaissent hypo-vasculaires (avec un contraste de -35 UH par rapport au parenchyme). Est à noter la meilleure détectabilité visuelle des lésions pour l'image c) reconstruite via un algorithme model-based en IR (Veo, GE Healthcare, Milwaukee, USA) puis l'image b) reconstruite via un algorithme hybride en IR (ASIR, GE Healthcare, Milwaukee, USA) par rapport à l'image a) acquise en FBP. Les trois images ont été acquises sur la même plateforme d'image avec un $CTDI_{vol}$ de 5 mGy pour chacun des cas. Courtoisie Hugo Pasquier [42].

2 Limites cliniques liées à la reconstruction itérative

Dans de nombreux cas, les images reconstruites peuvent encore comporter du bruit malgré un nombre important d'itérations et l'application d'un filtre de régularisation après la reconstruction [43]. De plus, de nombreuses études ont montré que l'utilisation des IR peut modifier la texture de l'image notamment en modifiant la définition des bords d'une structure (effet de lissage). Toutes ces limites peuvent avoir un impact sur le diagnostic des lésions notamment pour les acquisitions à basses doses sur des structures à faible contraste spontané [6; 44].

Différents travaux ont souligné les limites des algorithmes IR, pouvant avoir un impact sur le diagnostic dans le cas où l'exposition initialement utilisée en routine clinique était significativement basse [2; 5; 6] En effet, une revue de la littérature comparant les annonces des constructeurs en termes de réduction de dose et les observations cliniques publiées met en évidence une limite quant à la réduction de la dose accessible en clinique [45]. De plus, Goenka *et al.*, ont montré une limite pour la détection, sur fantôme anthropomorphe, de lésions hépatiques de petite taille, à faible dose [46]. Par ailleurs, une autre étude a porté sur la limite de détection de lésions pulmonaires, également sur fantôme anthropomorphe, conduisant aux mêmes conclusions [47]. Généralement, des études s'accordent à montrer le faible potentiel des algorithmes IR lors d'acquisitions à basse dose sur des structures à faible contraste spontané, l'augmentation de la qualité image à bas contraste restant très faible [48-50].

Des évaluations inter-constructeurs des performances des techniques de reconstructions itératives ont été menées [46; 47; 49; 50]. Elles reposent majoritairement sur les performances de détection visuelle par des observateurs humains (généralement des radiologues) de lésions de tailles et de contrastes différents insérées dans des fantômes plus ou moins anthropomorphiques. Cependant, ces études comportent quasi systématiquement des limites quant à l'extrapolation de ces performances dans la routine clinique du lecteur. En effet, les observateurs sont habitués généralement à une marque de TDM et les performances des différents algorithmes IR restent dépendants de la taille et du contraste des lésions observées. De plus, les lésions sont conçues en relation avec une indication clinique reliée à une zone anatomique spécifique difficilement transposable à une autre. Ainsi, une étude exhaustive pour la plupart des indications cliniques et zones anatomiques reste encore difficile à mettre en œuvre.

Néanmoins, différentes études ont montré que les techniques d'IR peuvent également conduire à une amélioration du diagnostic. Pasquier *et al.* ont notamment démontré une meilleure visibilité de la distalité des structures hépatiques, à savoir de la veine portale et de l'artère hépatique [41].

Il est ainsi important de pouvoir disposer de moyens de mesure de la qualité image afin de pouvoir caractériser avec le plus grand soin possible le comportement physique des algorithmes IR afin de garantir pour chaque patient une qualité diagnostique des images et ce d'autant plus que cette technique est utilisée couramment en routine clinique [51].

3 Limitations des métriques classiques de la qualité image

Les métriques dites classiques sont particulièrement adaptées pour des mesures de stabilité de performances dans le cadre du contrôle de qualité, à la condition de réaliser les mesures sur des images reconstruites avec un algorithme de type FBP qui sont en première approximation linéaires et stationnaires. Au contraire, les algorithmes IR présentent des propriétés de non-stationnarité (cf. Figure 15) et de non-linéarité plus marquées comparativement à la FBP (Figure 16).

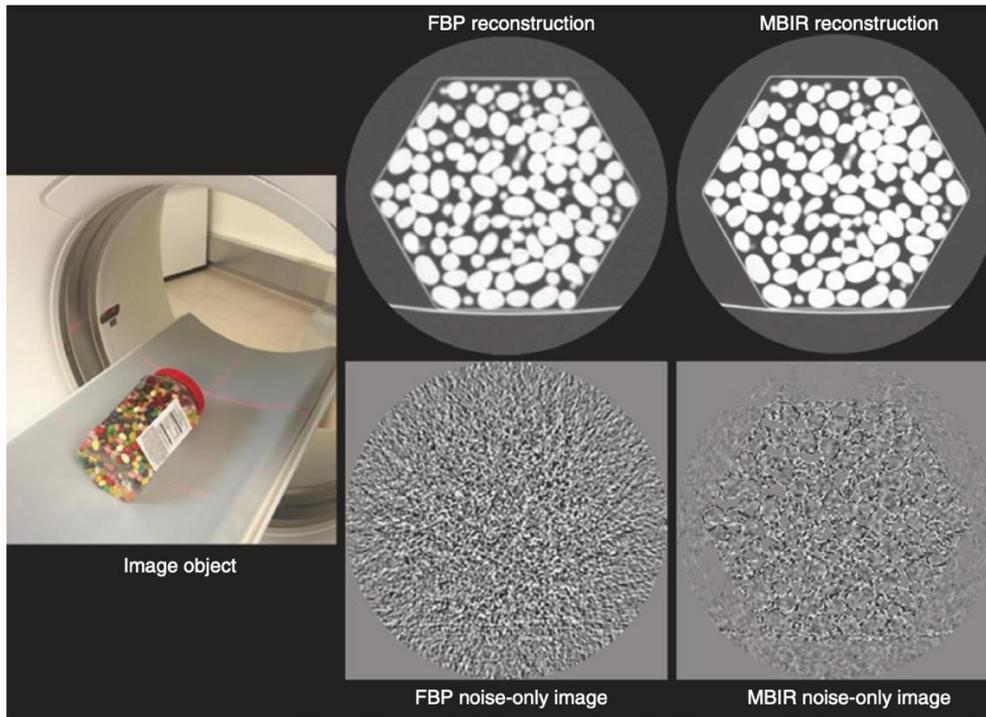


Figure 15 : Un pot de friandise a été imagé en utilisant la méthode de reconstruction FBP (image en haut à gauche) et la méthode MBIR (image en haut à droite) [52]. Puis les images de deux séries consécutives ont été soustraites pour générer des images de bruit pour l'algorithme FBP (image en bas à gauche) et l'algorithme MBIR (image en bas à droite). Autant le bruit dans l'image reconstruite par FBP apparaît relativement stationnaire à l'intérieur du pot de sucreries, autant le bruit dans l'image reconstruite par MBIR apparaît non-stationnaire.

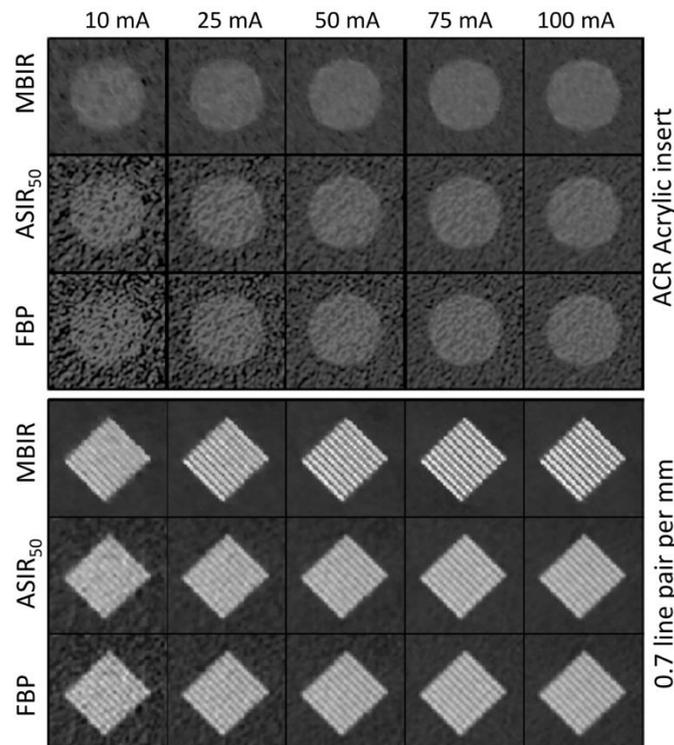


Figure 16 : Illustration subjective (visuelle) de la dépendance de la résolution spatiale en fonction de la dose et du contraste [53]. En haut, des images de l'insert à bas contraste d'acrylique. En bas, des images d'un groupe de paires de lignes à haut contraste de 0.7 paires de lignes par mm.

De fait, ces algorithmes de reconstruction ne permettent plus l'utilisation des métriques classiques d'un point de vue mathématique [52]. Notamment, pour ces algorithmes, la notion de résolution spatiale dépendra du contraste et de la dose [31; 37; 54] et l'amplitude et la texture du bruit dans les images sont modifiées par rapport à des images reconstruites en FBP.

Pour autant, les différents algorithmes IR sont dorénavant commercialisés sur la quasi-totalité du parc TDM. La multiplicité des solutions commerciales, l'absence de transparence sur le fonctionnement de ces algorithmes (effet « boîte noire »), leurs caractères non-stationnaires et non-linéaires plus ou moins prononcés selon l'algorithme et le niveau d'algorithme choisi, rend nécessaire l'utilisation de métriques dites avancées afin de rendre compte précisément des caractéristiques en termes de qualité d'image de ces algorithmes. Afin de les utiliser, un outil reste nécessaire.

D. Le NPS – métrique avancée de description de la texture du bruit

1 Le NPS

Le NPS est la distribution fréquentielle du bruit dans l'image ; il reflète donc la texture et l'amplitude du bruit. Un système ne générant que du bruit non corrélé ou bruit blanc, aura une valeur de NPS invariant à toutes les fréquences. Pour un tel système, le bruit dans chaque pixel d'une image 2D ne dépend pas des valeurs de bruit dans l'un de ses pixels voisins. Les systèmes d'imagerie réels tel que le TDM, génèrent un bruit corrélé : la valeur du bruit d'un pixel est dépendante du bruit des pixels voisins (cf. Figure 17).

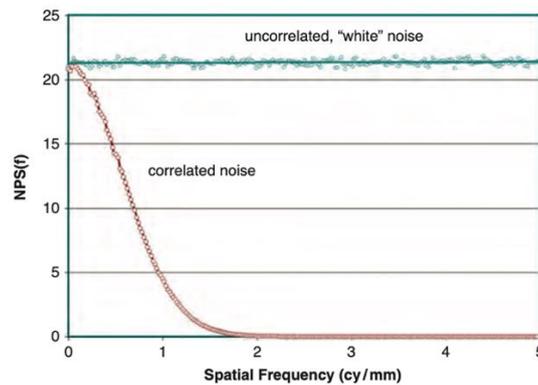


Figure 17 : Deux courbes différentes de NPS, suivant la nature du bruit dans l'image, générées à partir d'une image 2D synthétique [19]. Dans le cas d'une image constituée que de bruit non corrélé (« white noise » en anglais), la courbe de NPS est invariante suivant la fréquence spatiale. Dans le cas d'une image constituée de bruit corrélé (« correlated noise » en anglais), le NPS varie suivant la fréquence spatiale.

Dans l'hypothèse d'un système stationnaire, le NPS décrit l'amplitude de chacune des composantes du bruit en fonction de sa fréquence [11]. Si le système n'est pas stationnaire, alors le bruit doit être caractérisé par la totalité de la matrice de covariance, et le NPS n'est pas suffisant pour décrire le bruit. Cependant, il est possible de remplir l'hypothèse de stationnarité si les régions d'intérêt utilisées pour le calcul sont nombreuses et possèdent toutes une surface suffisamment petite [10].

À partir de plusieurs images 2D d'un objet homogène, le NPS se calcule en deux dimensions en réalisant une transformée de Fourier discrète, notée \mathcal{F}_{2D} [11] :

$$NPS_{2D}(f_x, f_y) = \frac{\Delta_x \Delta_y}{L_x L_y} \frac{1}{N_{ROI}} \sum_{i=1}^{N_{ROI}} |\mathcal{F}_{2D}\{ROI_i(x, y) - \overline{ROI_i}\}|^2 \quad 13$$

avec :

- Δ_x et Δ_y la taille du pixel en x et y ;
- L_x et L_y le nombre de pixels de la ROI en x et y ;
- N_{ROI} le nombre de ROI ;
- \overline{ROI}_i le signal moyen des ROI_i permettant de soustraire le signal afin de ne conserver que la composante bruit dans les ROI_i.

La soustraction du signal moyen (opération appelé detrending en anglais) vise également à supprimer les composantes structurées du bruit qui sont considérées plutôt comme des artefacts que comme du bruit proprement dit. Ces artefacts ont une composante non aléatoire, visible à basse fréquence et sont d'origines diverses comme le durcissement du faisceau, lié au système de détection (courant résiduel, gain non uniforme, etc.) [55]. Un polynôme d'ordre 2 peut être utilisé pour modéliser le signal moyen de chaque ROI. L'impact du detrending est illustré sur la Figure 18.

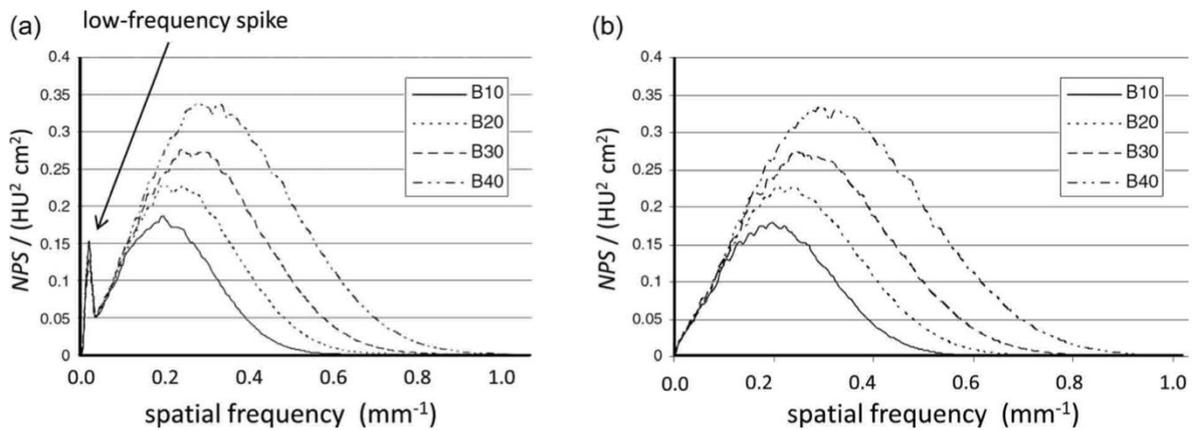


Figure 18 : Illustration de l'impact du detrending dans le calcul du NPS issues d'images reconstruites en FBP pour plusieurs kernels (B10 à B40) avec a) l'absence du detrending et b) l'utilisation de ladite méthode [22]. Sur les courbes a) apparaissent des pics à basses fréquences (notés "low-frequency spike") alors que sur les courbes b) les précédents pics ont été supprimés.

Lorsque le bruit est corrélé, la distribution fréquentielle du bruit dans le plan axial (le NPS en 2D) peut avoir une forme caractéristique de « donut » comme dans l'exemple ci-dessous (cf. Figure 19).

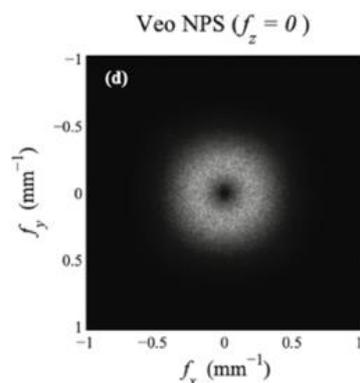


Figure 19 : Représentation axiale ou radiale du NPS en 2D calculé sur une série d'images d'un fantôme cylindrique d'eau et reconstruit avec un algorithme IR [56].

La courbe du NPS 1D est générée à partir de la moyenne des profils radiaux du NPS 2D obtenus dans le plan axial (cf. Figure 20).

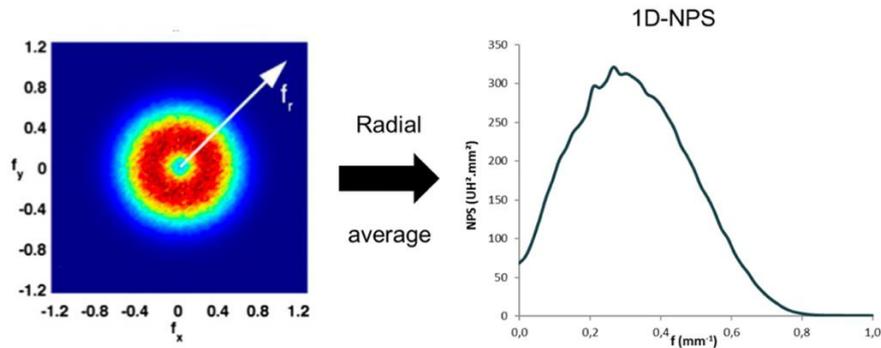


Figure 20 : A gauche est exposée la représentation axiale du NPS. Si on applique la moyenne radiale (notée "Radial average") suivant l'axe f_r , on obtient (à droite) la représentation 1D du NPS. Cette dernière représentation est utilisée en pratique afin de caractériser la texture du bruit en recueillant notamment l'amplitude et la fréquence pic du bruit [57].

La sommation de l'amplitude du bruit sur toutes les fréquences (c'est-à-dire l'aire sous la courbe du NPS 1D) permet de quantifier l'amplitude totale du bruit. La distribution du bruit sur les fréquences spatiales (c'est-à-dire la forme de la courbe NPS 1D) décrit la texture du bruit.

Si on considère l'exemple précédemment choisi dans le chapitre sur les métriques dites « classiques », où visuellement la perception du bruit est différente, alors que la mesure de l'amplitude de bruit est identique sur les deux images (Figure 21). Le calcul du NPS pour ces deux images permet cette fois-ci de rendre compte de la texture du bruit différente.

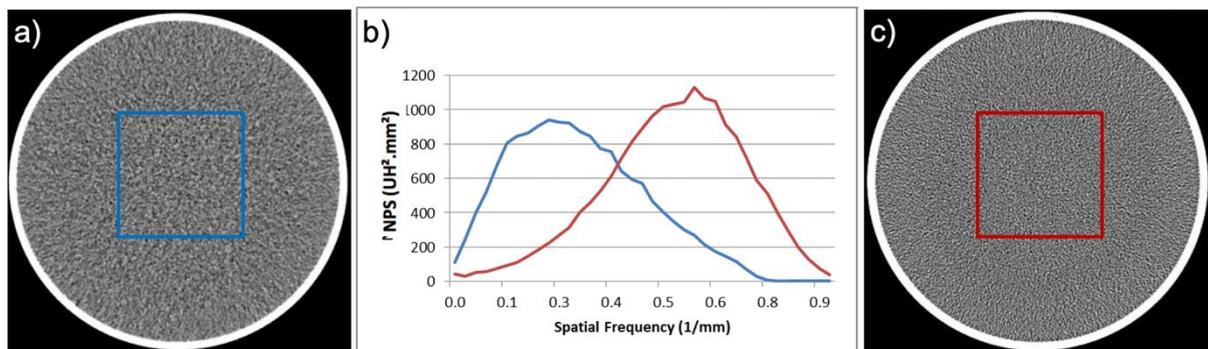


Figure 21 : Coupes axiales tomodensitométriques de la partie simulant l'eau du fantôme ACR, pour l'image a) la texture de bruit apparaît visuellement grossièrement "granitée" comme lissée tandis que pour l'image c) la texture de bruit apparaît visuellement finement "granitée"[30]. Ce phénomène visuel est quantifiable par les courbes de NPS 1D b) avec en bleu la courbe de NPS 1D associée à l'image a) et en rouge la courbe de NPS 1D associée à l'image c). La courbe bleue possède une fréquence pic dans les basses fréquences à l'opposé de la courbe rouge présentant une fréquence pic dans les hautes fréquences. Les deux aires sous les courbes sont sensiblement identiques indiquant une amplitude de bruit similaire.

À partir de la courbe de NPS 1D, on définit les paramètres suivants :

- l'amplitude maximale du pic en $\text{HU}^2 \cdot \text{mm}^2$;
- la fréquence du pic (fréquence de l'amplitude maximale) en mm^{-1} ;
- la fréquence moyenne pondérée en mm^{-1} .

Les deux derniers paramètres permettent de caractériser simplement la forme de la courbe du NPS 1D, et donc de caractériser la texture du bruit dans l'image. Plus la fréquence pic sera décalée vers les basses fréquences, plus le bruit dans l'image aura un aspect visuel "lissé" avec une granularité grossière, tandis qu'une valeur dans les hautes fréquences décrira un bruit dans l'image possédant un aspect visuel granité prononcé.

Enfin, le théorème de Parseval permet de relier les informations des espaces fréquentiel et spatial [11].

La variance du signal de l'image étant relié au NPS par la formule :

$$\sigma^2 = \iint NPS_{2D}(f_x, f_y) df_x df_y \quad 14$$

Ceci est donc équivalent à écrire :

$$\sigma = \sqrt{AUC_{NPS_{2D}}} \quad 15$$

avec AUC : l'aire sous la courbe du NPS 2D (Area Under the Curve).

En conclusion, la mesure du NPS permet de mesurer l'amplitude du bruit (équivalent à la métrique classique) mais également de caractériser la texture du bruit.

2 Calcul du NPS dans iQMetrix-CT

2.1 Acquisition

L'acquisition des images doit être réalisée dans un fantôme possédant une section homogène (fantôme d'eau liquide ou de matériau solide homogène) avec un champ de vue (Field of View, FOV en anglais) de reconstruction de dimension adaptée à la taille du fantôme. Le fantôme doit être correctement centré à l'isocentre de l'appareil.

2.2 Workflow

Le workflow (cf. Figure 22) est le suivant :

- sélection du fichier de configuration ;
- sélection des images sur lesquelles le calcul sera effectué ;
- sélection des paramètres d'ajustement de la courbe de NPS ;
- calcul du NPS et affichage des résultats.

Le fichier de configuration contient les positions des images contenant une zone homogène, ainsi que la position des ROIs utilisées pour le calcul du NPS.

Après chaque calcul du NPS, le logiciel affiche la courbe du NPS 1D (avec la courbe de fit le cas échéant) et les données principales de caractérisation de la courbe de NPS :

- la racine carrée de l'aire sous la courbe du NPS 2D ($\sqrt{AUC} \text{ NPS2D (HU)}$) ;
- du bruit moyen dans l'ensemble des ROIs (Noise (HU)) ;
- l'amplitude du pic du NPS (Peak intensity, $\text{HU}^2 \cdot \text{mm}^2$) ;
- la fréquence spatiale du pic du NPS (Peak frequency en mm^{-1}) ;
- la fréquence spatiale moyenne de la courbe du NPS (Average frequency, en mm^{-1}).

Vérifier que $\sqrt{AUC} \text{ NPS2D (HU)} \approx \text{Noise (HU)}$ permet de valider la mesure de la courbe NPS.

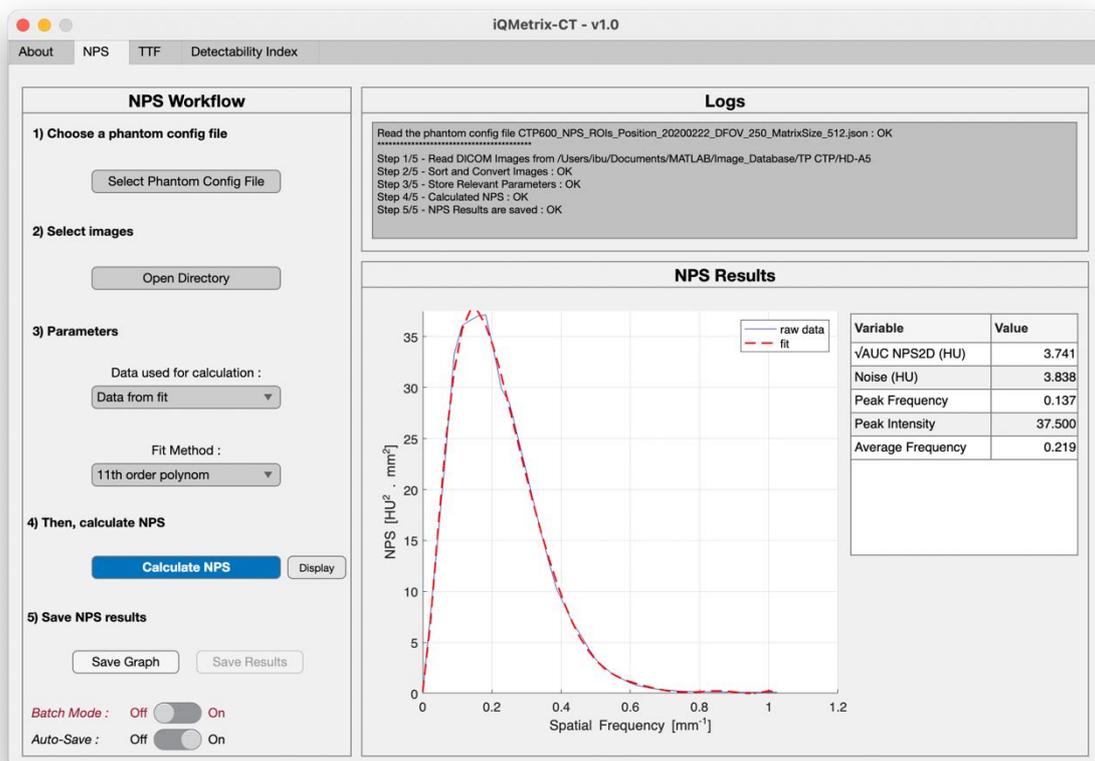


Figure 22 : Interface de calcul du NPS dans le logiciel iQMetrix-CT. La partie gauche de l'écran reprend le workflow à suivre, la partie supérieure renseigne sur la bonne exécution des étapes successives, la partie de droite est la zone dédiée aux résultats.

Le manuel d'utilisation d'iQMetrix-CT fournit des informations détaillées sur le calcul du NPS dans le logiciel, notamment comment construire le fichier de configuration définissant les ROIs et les coupes à prendre en compte pour le calcul.

2.3 Impact du choix des coupes et des positions et tailles des ROIs sur le NPS

Les algorithmes IR possédant un caractère non stationnaire, il est important de vérifier au sein des images axiales utilisées dans le calcul du NPS si la stationnarité est globalement respectée pour pouvoir s'affranchir de ce problème potentiel dans le calcul du NPS.

L'étude de Miéville *et al.* a mis en évidence que pour le plan axial le NPS 1D reste globalement invariant et ce quel que soit le nombre de ROIs [57]. Tant que cette hypothèse de stationnarité est globalement respectée, il est intéressant de choisir plusieurs coupes pour le calcul du NPS afin d'augmenter la statistique de mesure.

De la même manière, pour améliorer la statistique il est préférable d'augmenter la surface de la ROI. Cependant, plus la surface de la ROI est grande, et plus il est primordial de vérifier la stationnarité du bruit au sein de la ROI. Le meilleur compromis est de réaliser le calcul sur quelques coupes homogènes, avec plusieurs ROIs de tailles intermédiaires, disposées à égale distance du centre du fantôme, et à une certaine distance du bord (cf. Figure 23) du fantôme pour éviter de prendre en compte le changement de structure du bruit au contact du bord (problème de rayonnement diffusé et de durcissement du faisceau).

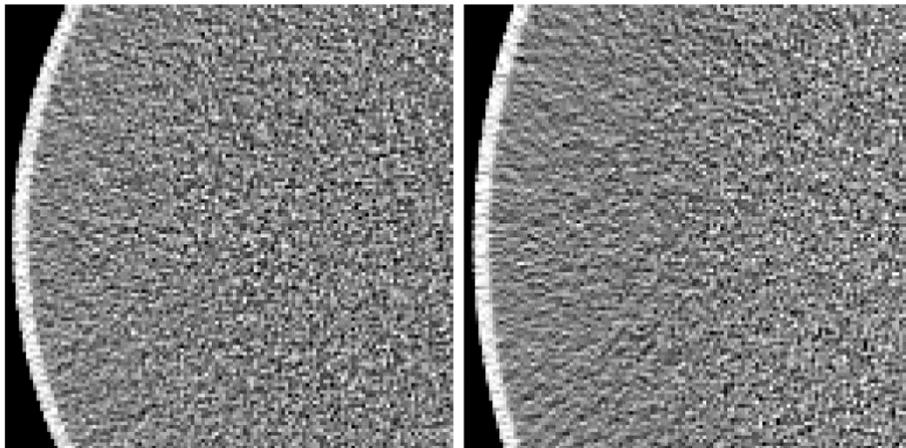


Figure 23 : Zone de 125 x 125 mm² d'une image d'un fantôme d'eau acquis avec un FOV de 300 mm (gauche) et un FOV de 400 mm (droite) [58]. Le changement de texture du bruit (non-stationnarité du bruit) proche du bord en plastique du fantôme est d'autant plus marqué que le FOV de reconstruction n'est pas adapté à la taille du fantôme.

Le logiciel possède les options suivantes pour le positionnement des ROIs (Figure 24) :

- nombre de ROI : 1 ou 4 ROIs
- marge de 10 mm minimum par rapport au bord interne du fantôme
- zone d'exclusion avec un diamètre paramétrable (pour « éclater » le positionnement des ROIs)
- taille des ROIs

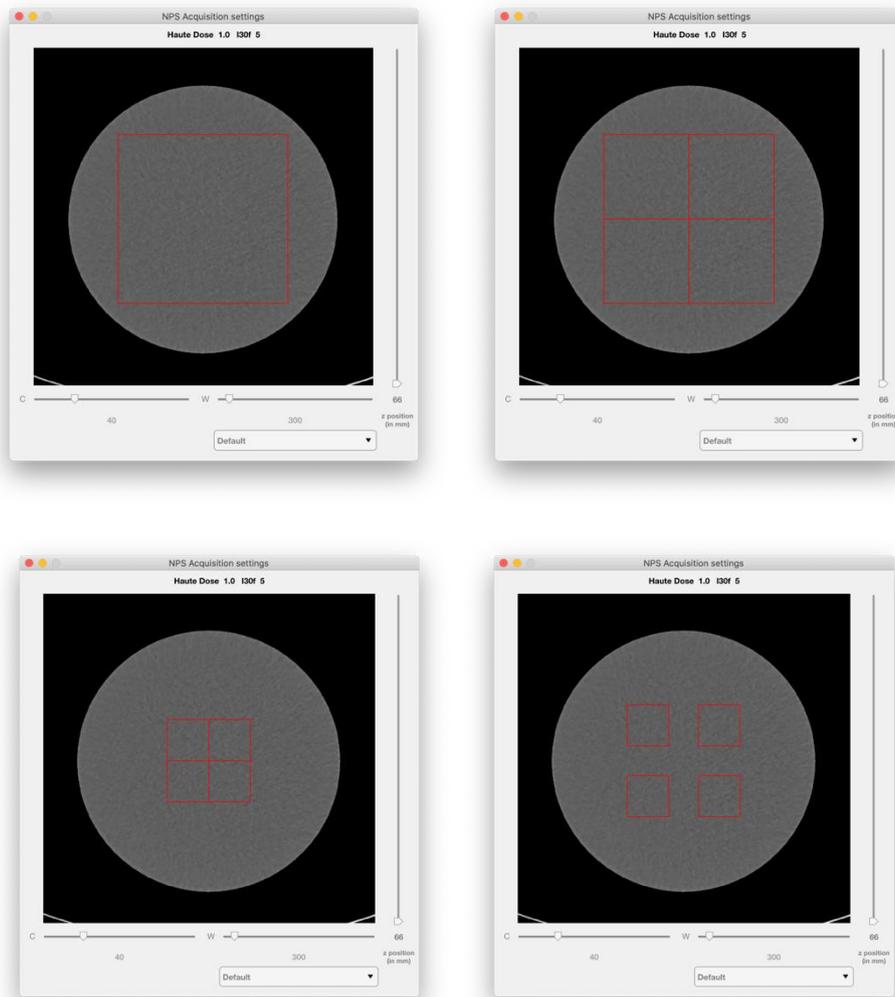


Figure 24 : Images du haut – 1 ou 4 ROIs avec une marge de 10 mm par rapport au bord du fantôme. Images du bas – 4 ROIs de 64 x 64 pixels sans et avec zone d'exclusion par rapport au centre du fantôme.

De plus, le logiciel permet d'exclure des coupes afin de tenir compte de la particularité de certains fantômes comme l'ACR 464 qui contient 2 billes en tungstène positionnées au milieu de la zone homogène du fantôme. Exclure les coupes où sont situées ces billes, permet une mesure du NPS plus précise.

2.4 Impact des paramètres d'ajustement de la courbe de NPS

Afin d'obtenir une courbe NPS non bruitée, il est possible de choisir d'ajuster la courbe brute obtenue soit par un polynôme d'ordre 11 [59], soit par un filtre de lissage de type « smoothing splines » [60]. La Figure 25 illustre l'intérêt d'ajuster la courbe brute. Il conviendra cependant de s'assurer que l'ajustement des données ne donne pas de résultats aberrants.

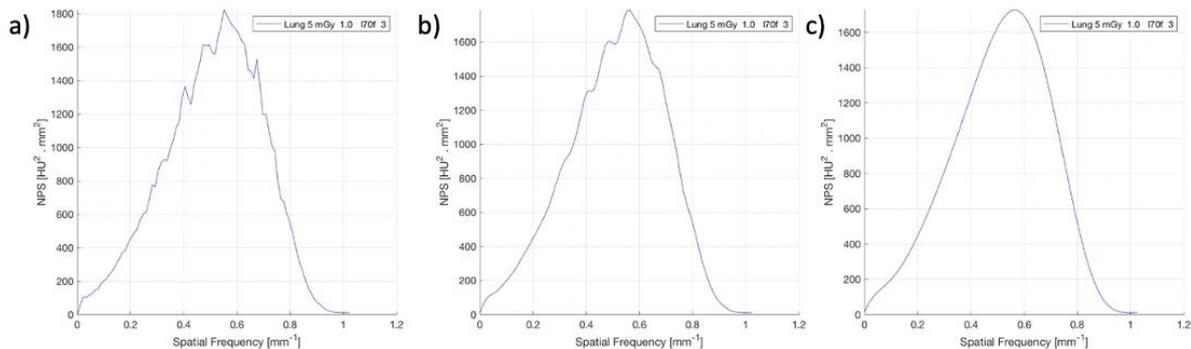


Figure 25 : Trois graphiques, tracés dans iQMetriX-CT, représentant une même courbe de NPS 1D, calculés sur un fantôme CATPHAN 600 dans la zone homogène avec une acquisition TDM avec un $CTDI_{vol}$ de 5mGy, l'algorithme ADMIRE niveau 3 et un filtre de reconstruction "dur" (lung). La courbe a) est la courbe NPS 1D brut. La courbe b) utilise la méthode de lissage des données via une technique de "smoothing splines" ajustée aux données brutes. La courbe c) utilise un polynôme d'ordre 11 ajusté aux données brutes.

3 Illustration des paramètres d'influence du NPS

Nous présentons ici une illustration des facteurs pouvant influencer le NPS, notamment :

- le niveau de dose,
- l'algorithme de reconstruction (FBP ou IR),
- le niveau itératif pour les algorithmes IR,
- le kernel de reconstruction.

Les résultats présentés sont représentatifs des exemples choisis pour l'illustration du propos, ne représentent pas une généralité, et sont notamment dépendants du fantôme de qualité image utilisé, des paramètres d'acquisition et de reconstruction, du scanner et du nombre d'acquisitions.

3.1 Impact du niveau de dose

La diminution du niveau de dose entraîne une augmentation de l'amplitude du bruit (augmentation du pic du NPS et de $\sqrt{AUC} NPS2D$). Cependant, les valeurs de la fréquence spatiale du pic du NPS et de la fréquence spatiale moyenne du NPS ne sont pas modifiées (cf. Figure 26).

Dans cet exemple, le niveau de dose impacte seulement l'amplitude du bruit mais pas la texture de celui-ci.

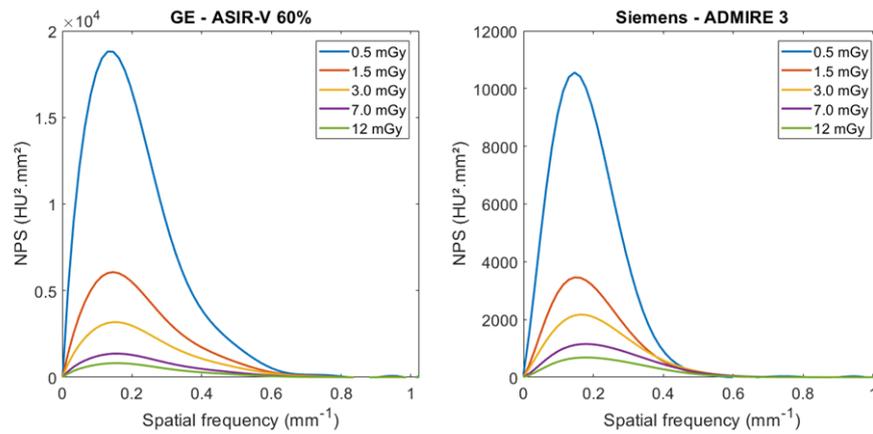


Figure 26 : Courbes de NPS, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues à partir d'images d'un fantôme homogène à différents niveaux de doses (0,5 à 12 mGy) pour les algorithmes itératifs a) ASIR-V à 60% de GE et b) ADMIRE 3 de Siemens.

3.2 Impact du type d'algorithme de reconstruction

Le type d'algorithme de reconstruction (FBP ou algorithmes itératifs de différentes générations) ont un impact différent à la fois sur l'amplitude et la texture du bruit (Figure 27) selon les constructeurs. Le tableau 1 résume l'impact sur l'amplitude et la texture du bruit d'une génération d'algorithme IR de type hybride par rapport à la FBP et entre deux générations d'algorithme IR.

	Type d'algorithme	Impact sur l'amplitude du bruit	Impact sur la texture du bruit
Canon	AIDR 3D STD vs FBP	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
	First STD vs AIDR 3D STD	Augmentation	Décalage vers les basses fréquences
GE	ASIR 60% vs FBP	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
	ASIR-V 60% vs ASIR 60%	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
Philips	FBP vs iDose ⁴ 4	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
	iDose ⁴ 4 vs IMR 2	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
Siemens	FBP vs SAFIRE 3	Diminution	Décalage vers les basses fréquences
	SAFIRE 3 vs ADMIRE 3	Augmentation	Décalage vers les hautes fréquences

Tableau 1 : Impact du type d'algorithme de reconstruction sur l'amplitude et la texture du bruit [2].

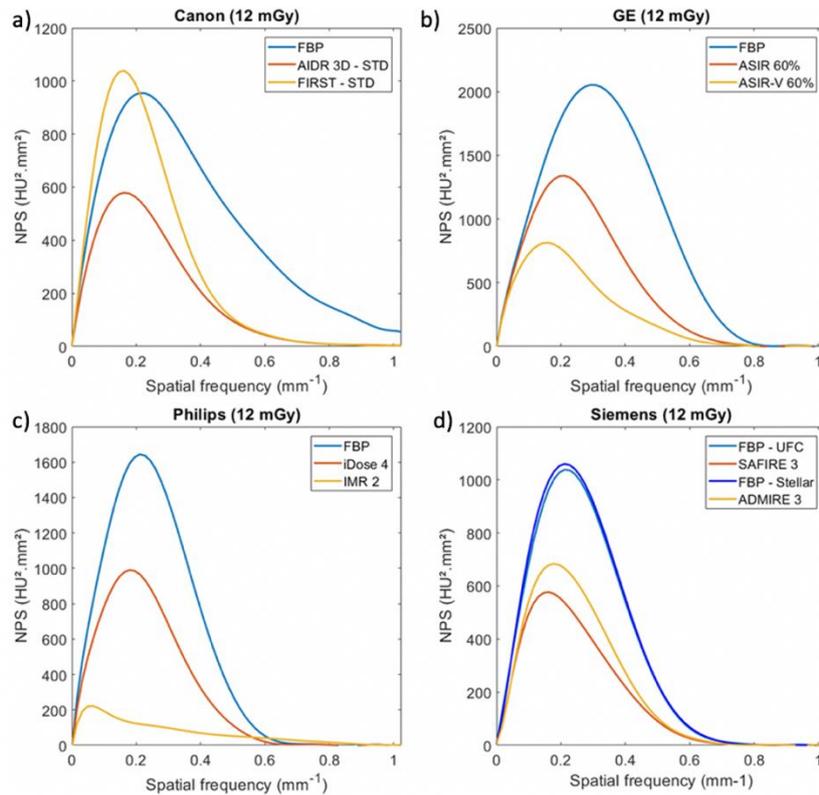


Figure 27 : Courbes NPS, issues des données générées dans iQMetrix-CT en mode batch, obtenues à partir d'images d'un fantôme homogène à 12 mGy avec différents algorithmes IR pour les constructeurs a) Canon, b) GE, c) Philips et d) Siemens.

3.3 Impact du niveau itératif

Quel que soit l'algorithme IR utilisé (cf. Figure 28), l'augmentation du niveau itératif (ou du pourcentage) entraîne une diminution de l'amplitude du bruit et une modification de la texture du bruit (décalage vers les basses fréquences du pic du NPS).

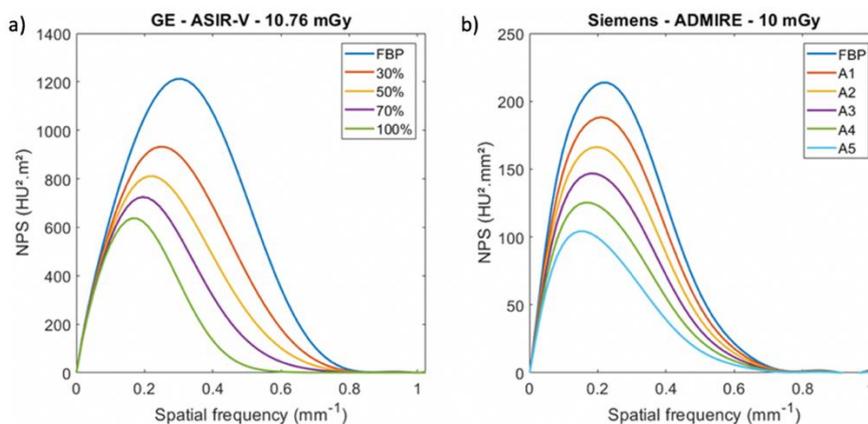


Figure 28 : Courbes NPS, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues à partir d'images d'un fantôme homogène pour un $CTDI_{vol}$ proche de 10 mGy en fonction de différents niveaux itératifs pour les algorithmes itératifs a) ASIR-V de GE et b) ADMIRE de Siemens.

3.4 Impact du kernel de reconstruction

Les kernels mous (cf. Figure 29.a) présentent une amplitude du bruit plus faible que les kernels durs (cf. Figure 29.b). Cependant, les fréquences spatiales du pic et moyennes du NPS sont décalées vers les basses fréquences pour les kernels mous et l'inverse pour les kernels durs. On note un impact modéré sur l'amplitude et la texture du bruit pour les kernels mous à la différence des kernels durs qui ont chacun un comportement spécifique.

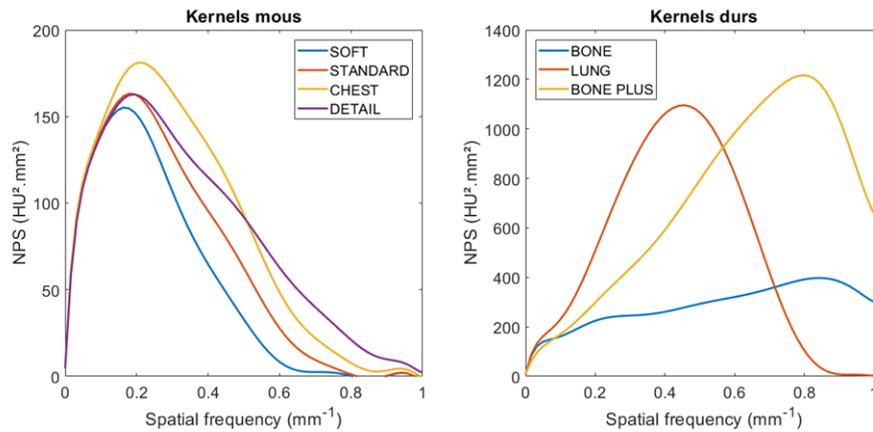


Figure 29 : Courbes de NPS 1D, issues des données générées dans iQMetrix-CT à partir d'images d'un fantôme homogène, en fonction de différents kernels a) mous et b) durs disponibles sur un TDM GE.

E. La TTF – métrique avancée de résolution spatiale en fonction d'une tâche clinique

1 TTF ou MTF_{task}

La MTF est habituellement mesurée dans des conditions de contraste élevé. De plus, celle-ci est généralement calculée sur des images acquises avec un niveau dose élevé et donc un faible niveau de bruit afin de simuler une impulsion infinie et améliorer la précision des mesures, et ce quel que soit la méthode de calcul. Les fantômes physiques dédiés aux contrôles de qualité proposent en général un fil, une bille ou un bord franc très dense. Le calcul de la MTF permet d'évaluer les performances intrinsèques d'un TDM mais les conditions de mesures restent éloignées des conditions cliniques. Ceci est d'autant plus problématique pour des algorithmes de reconstruction tels que les IR dont les propriétés non-linéaires entraînent une dépendance de la résolution spatiale en fonction du contraste et du bruit [61].

Pour s'affranchir de cette limitation de la MTF classique, Richard *et al.* [62] ont introduit une nouvelle définition : la fonction de transfert de modulation basée sur une tâche clinique, notée généralement Task-based Transfer function en anglais (TTF ou MTF_{task} historiquement). Le concept de la TTF est une adaptation de la MTF mesurée sur des inserts circulaires de densités (et donc de contrastes) variables. Cette nouvelle métrique permet ainsi d'évaluer la résolution spatiale d'un système d'imagerie en prenant en compte différents niveaux de contraste et de bruit [62].

Les inserts circulaires de contrastes variables sont considérés comme des bords francs. Pour chacun des inserts, l'ESF est construite à partir du centre de l'insert en déterminant pour chaque pixel la valeur en HU du pixel en fonction de la distance de celui-ci par rapport au centre de l'insert – méthode dénommée en anglais « circular-edge technique ». Une fois l'ESF construite, la TTF est calculée en réalisant la transformée de Fourier de la LSF obtenue par dérivation de l'ESF. La Figure 30 illustre la méthodologie de calcul de la TTF.

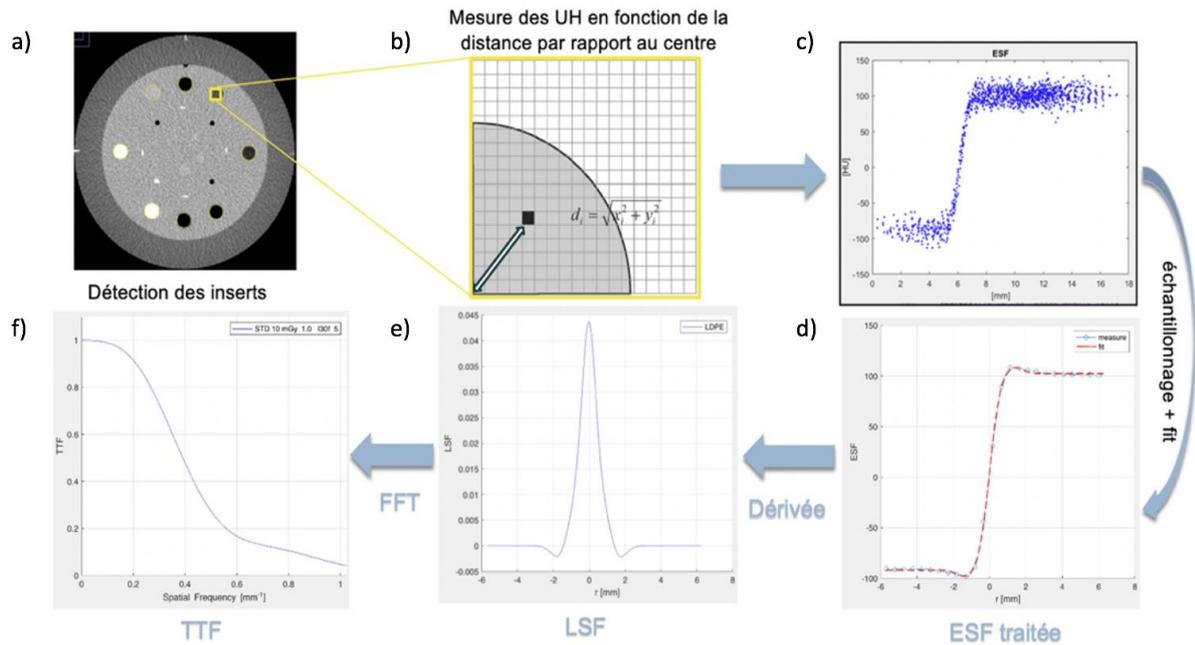


Figure 30 : Algorithme décrivant les étapes de traitement de l'image permettant le calcul de la TTF (adapté des travaux de Richard *et al.* [62]). a) Une ROI égale à 2 fois la taille de l'insert est placée autour de l'insert d'intérêt. b) Le centre de l'insert est déterminé afin de tracer c) la courbe de l'ESF : $UH = f(d)$ avec d la distance du pixel par rapport au centre de l'insert. d) Puis un échantillonnage est effectué afin d'obtenir une ESF ajustée. e) Ensuite, une dérivée est appliquée afin d'obtenir la LSF où un filtre de Hann peut être appliqué pour réduire le bruit sur les parties externes du pic de la courbe. f) Enfin, une transformée de Fourier, notée FFT (fast Fourier Transform) sur la figure, est effectuée permettant de calculer la TTF. Les figures de la ligne inférieure sont issues du logiciel iQMetrix-CT.

Étant conceptuellement très proche de la MTF, le calcul de la TTF nécessite les mêmes précautions. Celle-ci est notamment fortement dépendante des conditions de bruit dans l'image qui peut fausser ou rendre difficile la mesure de l'ESF et sa conversion en TTF. Cette contrainte est quelque peu paradoxale car d'une part, une mesure correcte de la TTF nécessiterait une image avec une amplitude de bruit contenue et d'autre part l'objectif même de la TTF est de rendre compte des conditions cliniques réelles (incluant une amplitude de bruit plus ou moins importante selon les paramètres sélectionnés). La mesure de la TTF présente également ses propres contraintes : la détermination précise du centre de l'insert est une condition *sine qua non* du calcul de la TTF. Le logiciel iQMetrix-CT propose plusieurs options pour tenir compte de ces difficultés.

2 Calcul de la TTF dans iQMetrix-CT

2.1 Acquisition

L'acquisition des images doit être réalisée dans un fantôme possédant une section avec des inserts cylindriques de densité proche du contraste des lésions rencontrées en clinique. Le fantôme doit être minutieusement aligné et centré à l'isocentre de l'appareil et le FOV de reconstruction doit être adaptée à la taille de celui-ci.

Pour être considéré comme équivalent à un bord franc, il est important que les inserts de densité soient usinés avec précision. Cette condition n'est pas forcément toujours remplie et peut expliquer des différences de résultats. Dans le cadre du contrôle de qualité, il est primordial d'utiliser toujours le même fantôme et les mêmes inserts.

2.2 Workflow

Le workflow (cf. Figure 31) est le suivant :

- sélection du fichier de configuration ;
- sélection des images sur lesquelles le calcul sera effectué ;
- sélection des inserts de densité sur lesquels le calcul sera effectué ;
- sélection des paramètres de calcul ;
- calcul de la TTF et affichage des résultats.

Le fichier de configuration contient les positions des images contenant les inserts de densité, ainsi que la position moyenne du centre et le diamètre moyen de chaque insert. La position moyenne du centre de chaque insert est un paramètre important dans le calcul de la TTF. Celui-ci est déterminé sur une image de haute qualité, ou plus précisément sur une image où l'insert considéré est parfaitement visible afin de permettre au logiciel une détection automatique et précise dudit insert. La notion d'image de haute qualité est à prendre en compte au regard du contraste de l'insert.

Après chaque calcul de la TTF, le logiciel affiche pour chaque insert les courbes de l'ESF (avec la courbe de fit le cas échéant), de la LSF et de la TTF associées ainsi que les données principales de caractérisation de la courbe de la TTF et de l'insert, à savoir :

- les valeurs $TTF_{50\%}$ et $TTF_{10\%}$ représentant les fréquences spatiales pour lesquelles la TTF vaut 0.5 et 0.1 respectivement ;
- le CNR_{total} entre le fond et l'insert est calculé sur l'image composite créée à partir de la moyenne des coupes sélectionnées pour le calcul de la TTF ;

- le contraste moyen en UH entre l'insert et le fond du fantôme calculé sur l'ensemble des coupes analysées.

La $TTF_{10\%}$ est plus proche de l'analyse visuelle que la $TTF_{50\%}$. Cependant la grandeur $TTF_{50\%}$ reste principalement utilisée dans la littérature pour l'analyse relative des courbes de TTF car la grandeur $TTF_{10\%}$ peut être imprécise pour des inserts à bas contraste ou pour des images bruitées.

Il est également possible d'afficher sur un même graphique les courbes des TTF de tous les inserts qui ont au préalable été sélectionnés.

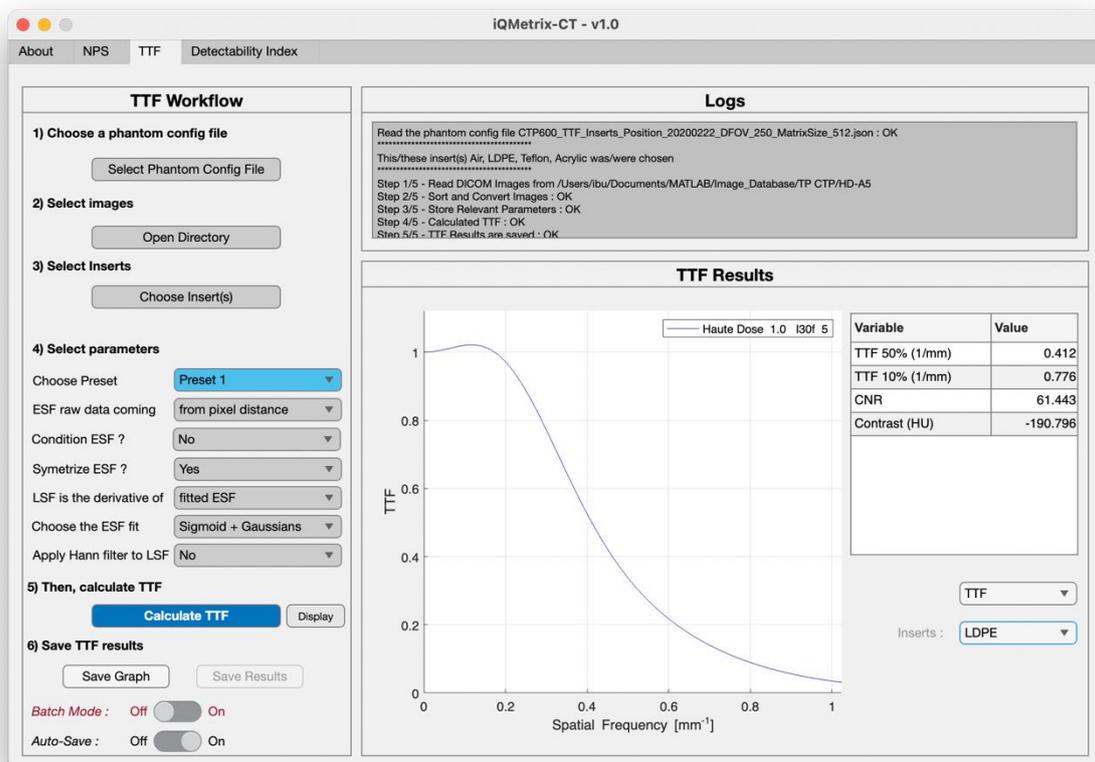


Figure 31 : Interface de calcul de la TTF dans le logiciel iQMetrix-CT. La partie gauche de l'écran reprend le workflow à suivre, la partie supérieure renseigne sur la bonne exécution des étapes successives, la partie de droite est la zone dédiée aux résultats.

Le manuel d'utilisation d'iQMetrix-CT fournit des informations détaillées sur le calcul de la TTF dans le logiciel, notamment comment construire le fichier de configuration.

2.3 Influence du CNR sur le choix des paramètres

Si le $CNR_{Total} < 15$, on considère que l'ESF est trop bruitée pour permettre un calcul fiable de la TTF [63]. Dans ce cas, certaines fonctionnalités comme le conditionnement de l'ESF peuvent être utiles mais au prix d'une modification de la courbe de l'ESF et donc de la TTF résultante. Ainsi, lorsque cela est

possible, il est préférable de multiplier les acquisitions pour augmenter le nombre d'images à analyser pour les mêmes paramètres et ainsi augmenter le CNR_{Total} [12].

2.4 Paramètres de calcul

iQMetrix-CT proposent plusieurs paramètres afin de réussir à calculer une TTF en présence de bruit. L'objectif est de réduire l'influence du bruit dans la mesure, sans pour autant fausser cette mesure de la TTF.

2.4.1 Mesure de l'ESF

Le premier paramètre est la méthodologie de mesure de l'ESF. La méthodologie proposée par Richard *et al.* [62] est de déterminer la courbe de l'ESF en reportant pour chaque pixel d'une ROI centrée sur l'insert (et dont le diamètre de la ROI circulaire est le double du diamètre de l'insert), la valeur d'UH en fonction de la distance euclidienne du pixel par rapport au centre de l'insert. Il est également possible de réaliser plusieurs profils passant par le centre de l'insert. Cette méthode alternative a été testée mais n'apporte pas de changement majeur par rapport à la méthode originale et est plus difficile à manipuler ; elle a donc été abandonnée.

Ensuite, un sur-échantillonnage avec un pas de $1/10^{\text{ème}}$ de la taille du pixel est appliqué afin que la courbe ESF offre plus de point sur la zone de transition insert/fond. Enfin les points sont regroupés sous forme d'histogramme avec un intervalle égal au pas d'échantillonnage. La courbe ESF finale est obtenue en calculant pour chaque intervalle la valeur médiane des UH des pixels.

Ce procédé algorithmique permet de lisser la courbe ESF sans compromettre la pente de la transition insert/fond.

2.4.2 Conditionnement de l'ESF

Si on ne souhaite pas ajuster l'ESF par une fonction mathématique (ce qui présuppose des hypothèses sur la fonction à utiliser), le bruit dans l'image peut perturber considérablement la mesure de l'ESF et par conséquent le calcul de la TTF. Maidment *et al.* propose de réduire le bruit dans l'ESF en postulant que l'ESF doit être monotone [64]. Ainsi le conditionnement de l'ESF consiste, par une opération mathématique, à rendre l'ESF strictement monotone (cf Figure 32).

L'opération mathématique consiste à minimiser l'équation suivante :

$$\chi^2 = \sum_i (y_i - Y_i)^2 \quad 16$$

avec les contraintes : $y_i \leq y_{i+1}$ ou $y_i \geq y_{i+1}$ selon si l'ESF est croissante ou décroissante.

Y_i est la valeur de l'ESF au point x_i , et y_i l'estimateur de la courbe ESF qui aura été rendu monotone.

Cette fonctionnalité est à manipuler avec précaution. En effet, certains kernels (poumons par ex.) ont pour effet de renforcer les contours ce qui se traduira sur la courbe ESF par la présence de reliefs – ou bosses (« overshoot » en anglais) ; ceux-ci sont contributifs d'une partie de la courbe de la TTF. L'application du conditionnement fera disparaître ces « overshoot » et ils ne seront plus modélisés dans la courbe de la TTF.

Le logiciel propose trois options : appliquer le conditionnement / ne pas l'appliquer / choix automatique (l'appliquer uniquement si $CNR_{Total} < 15$).

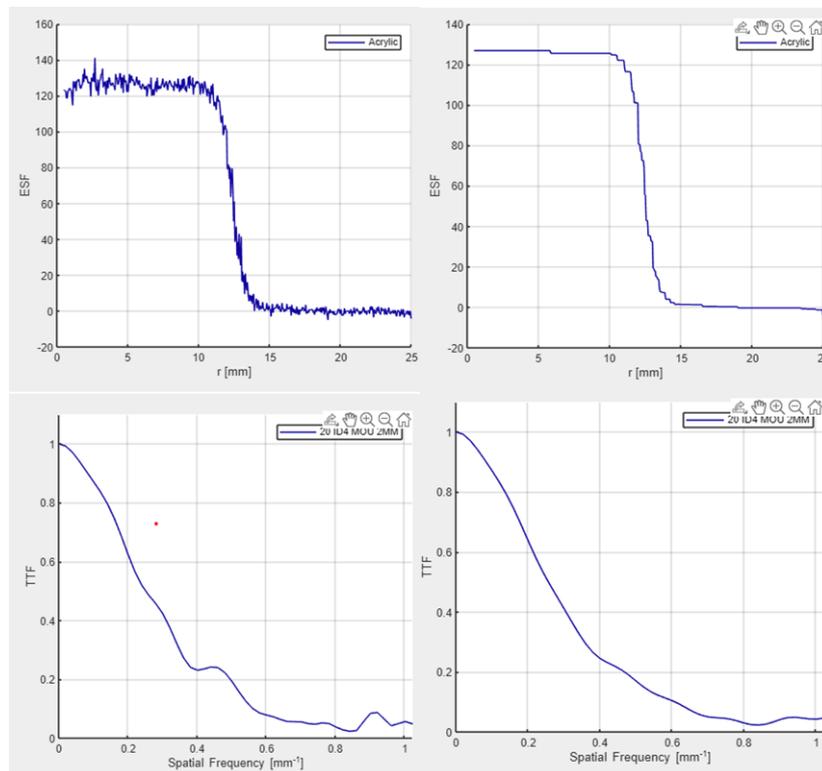


Figure 32 : Courbes d'ESF et de TTF obtenues pour l'insert d'acrylique présent dans le fantôme ACR sans conditionnement (à gauche) et avec conditionnement (à droite). Le conditionnement permet de réduire le bruit dans la courbe de l'ESF.

2.4.3 Symétrisation de l'ESF

Certains auteurs comme Brunner *et al.* ont noté que la courbe de l'ESF pouvait être asymétrique car la contribution du rayonnement diffusé du fond est différente de celle de l'insert [26; 54]. Or la TTF décrit la diffusion du signal de l'insert vers le fond, ainsi seule la partie de l'ESF allant du bord de l'insert au fond du fantôme est d'intérêt.

Le logiciel offre le choix de symétriser l'ESF. Lorsque la symétrisation est activée, l'ESF est sur-échantillonnée pour déterminer le plus précisément possible le bord de l'insert. L'échelle d'abscisse est translatée de sorte que l'origine corresponde au bord de l'insert (*i.e.* centre de la pente de l'ESF à la position 0). Seule la partie de la courbe correspondant aux abscisses positives est conservée puis est complétée par symétrie centrale (dont le centre de symétrie est l'origine des abscisses). Le contraste de l'insert par rapport au fond est ainsi conservé (cf Figure 33).

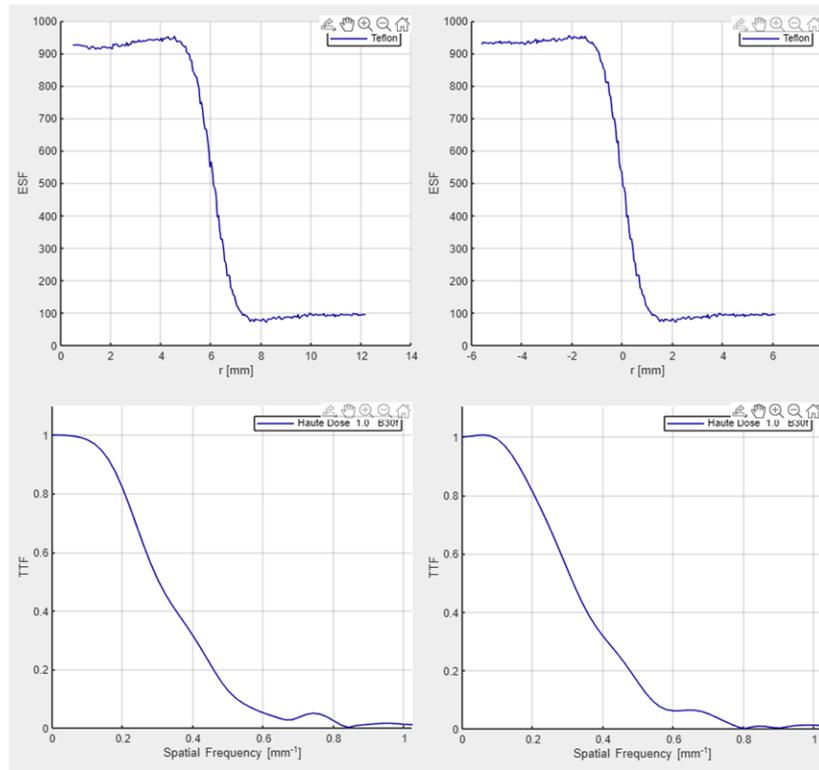


Figure 33 : Courbes d'ESF et de TTF obtenues pour l'insert de Teflon présent dans le fantôme Catphan 600 sans symétrisation (à gauche) et avec symétrisation (à droite).

2.4.4 Calcul de la LSF

La LSF peut être obtenue de deux manières (cf Figure 34) :

- la dérivée de la courbe ESF affichée ;
- la dérivée d'une fonction mathématique modélisant la courbe de l'ESF.

Dans le premier cas, la LSF est la simple dérivée de la courbe ESF affichée.

Dans le second cas, deux fonctions mathématiques sont proposées pour modéliser la courbe ESF. La paramétrisation de ces deux fonctions mathématiques est réalisée par ajustement des données par la méthode des moindres carrés. La première fonction correspond à une sigmoïde et la seconde fonction correspond à une fonction sigmoïde à laquelle s'ajoute deux fonctions gaussiennes

modélisant les reliefs ou « overshoot » afin de tenir compte le cas échéant des filtres de renforcement des contours.

La fonction sigmoïde a pour expression mathématique :

$$ESF(r) = d + \frac{a}{1 + \exp(b \times r - c)} \quad 17$$

Les variables a , c et d sont initialisées par :

- $a \approx$ contraste de l'insert en UH,
- $c \approx$ le rayon de l'insert (ou 0 si l'option de symétrisation a été activée),
- $d \approx$ la valeur moyenne du fond en UH.

Finalement seul le paramètre b est caractéristique de la pente de l'ESF.

La seconde fonction est plus complexe et s'exprime ainsi :

$$ESF(r) = d + \frac{a}{1 + \exp(b \times r - c)} + A_1 \cdot \exp(-A_2(r - A_3)^2) + B_1 \cdot \exp(-B_2(r - B_3)^2) \quad 18$$

La première partie de la fonction est la fonction sigmoïde à laquelle on ajoute deux gaussiennes (définies par les paramètres A_1 , A_2 , A_3 et B_1 , B_2 , B_3) modélisant les « overshoots ». Si l'option de symétrisation est activée, les deux gaussiennes ne sont plus indépendantes et les paramètres A_x et B_x sont liés : $A_1 = -B_1$, $A_2 = B_2$ et $A_3 = -B_3$.

Dans le logiciel, il est possible de choisir de forcer le logiciel à modéliser l'ESF par l'une ou l'autre des fonctions mathématiques ; ce choix dépendra essentiellement du kernel utilisé.

Une fois la LSF obtenue par dérivation de l'ESF (indépendamment de la méthode), celle-ci est normalisée de sorte que l'aire sous la courbe de la LSF soit égale à 1.

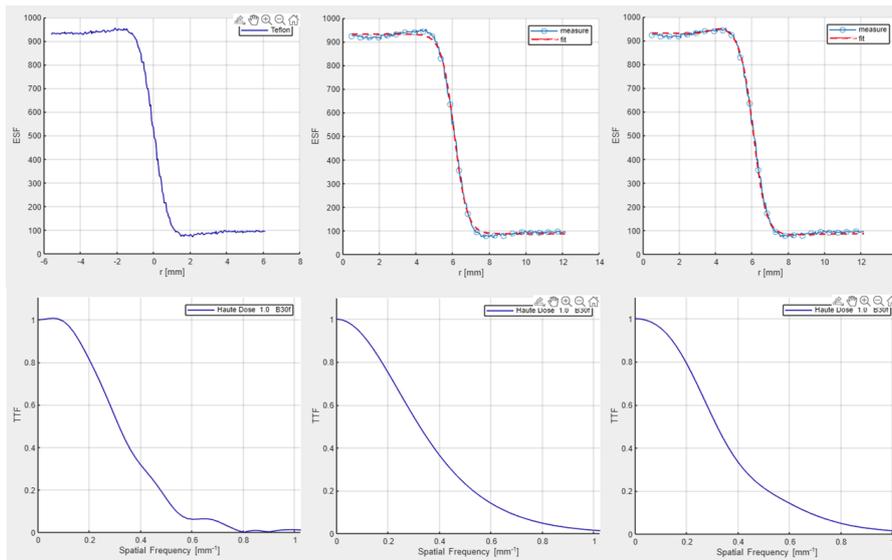


Figure 34 : Courbes d'ESF obtenues pour l'insert de Teflon présent dans le fantôme Catphan 600 et les courbes TTF résultantes. A gauche, la courbe d'ESF non ajustée ; au centre, la même courbe ESF ajustée par une sigmoïde et à droite la même courbe ESF ajustée par une sigmoïde + 2 gaussiennes.

2.4.5 Application d'un filtre de fenêtrage sur la LSF

Lorsque cette option est activée, la LSF résultante est multipliée par une fenêtre de Hann pour réduire le bruit dans les extrémités de la courbe (cf. Figure 35) [62]. La largeur de la fenêtre de Hann correspond à la longueur de l'ESF. Un filtre de Hann est un filtre de fenêtrage qui pondère le signal sur une fenêtre définie.

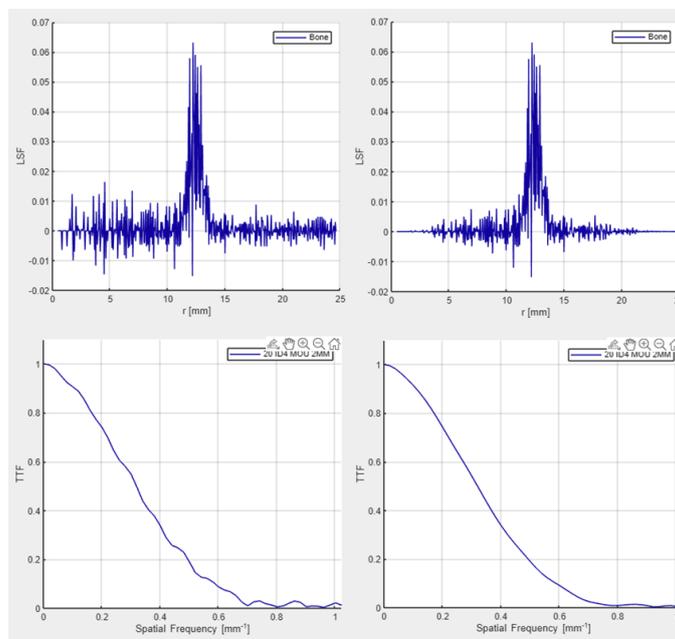


Figure 35 : Courbes de LSF et TTF obtenues pour l'insert de Bone présent dans le fantôme ACR sans (à gauche) et avec (à droite) application du filtre de Hann. Le filtre de Hann permet de réduire le bruit dans les extrémités de la LSF améliorant ainsi la TTF.

2.5 Paramètres de calcul regroupés par preset

Les paramètres de calcul de la TTF ne doivent pas être actionnés sans un raisonnement préalable. Certains ont le même objectif : par exemple le conditionnement est équivalent à modéliser l'ESF par une fonction sigmoïde. Par ailleurs, le filtre de Hann n'a pas d'intérêt si la LSF a été obtenue par la dérivée d'une fonction mathématique car il n'y a aucun bruit à enlever.

La Figure 36 illustre comment choisir des paramètres cohérents entre eux.

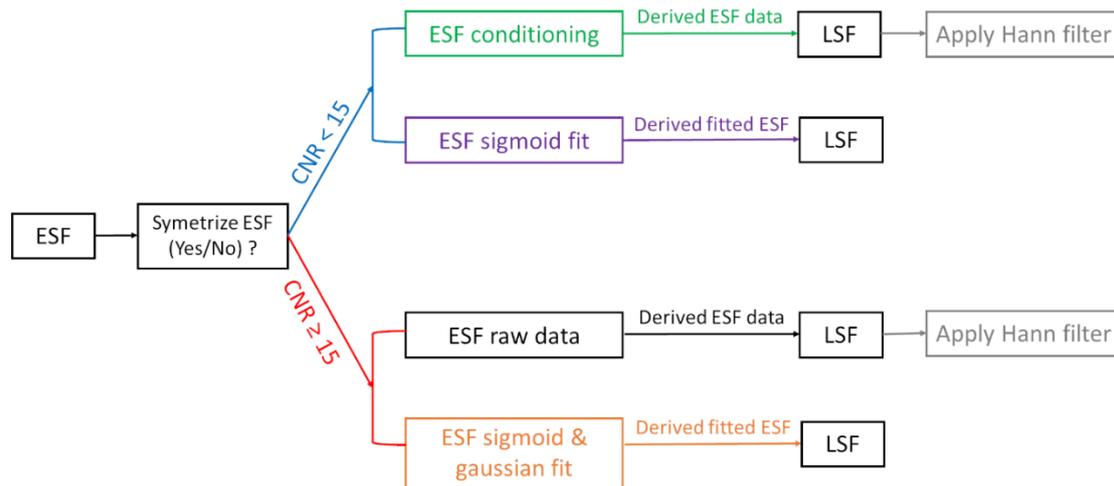


Figure 36 : Arbre décisionnel des paramètres optimaux à sélectionner pour calculer la TTF en fonction du CNR_{total} .

D'autre part afin d'aider les utilisateurs du logiciel iQMetrix-CT les paramètres sont regroupés sous forme de deux presets. Le Preset 1 permet l'utilisation de la méthode de calcul de la TTF s'approchant de celle développée par J. Ott *et al.* [54]. Le Preset 2 permet quant à lui l'utilisation d'une méthode de calcul proche de celle développée par Richard *et al.* [62].

3 Illustration des paramètres d'influence de la TTF

Nous présentons ici une illustration des facteurs pouvant influencer la TTF, notamment :

- le contraste de l'insert,
- l'algorithme de reconstruction (FBP ou IR),
- le niveau itératif pour les algorithmes itératifs,
- le niveau de dose,
- le kernel de reconstruction.

Les résultats présentés sont représentatifs des exemples choisis pour l'illustration du propos, ne représentent pas une généralité, et sont notamment dépendants du fantôme de qualité image utilisé, des paramètres d'acquisition et de reconstruction, du scanner et du nombre d'acquisitions.

3.1 Impact du contraste de l'insert

Avec la rétroprojection filtrée, qui possède des propriétés quasi-linéaires, la résolution spatiale n'est pas dépendante du contraste de l'insert. Les courbes de TTF sont superposées (Figure 37).

Avec l'algorithme IR ADMIRE de Siemens, qui possède des propriétés non linéaires, les courbes de TTF varient en fonction du contraste de l'insert.

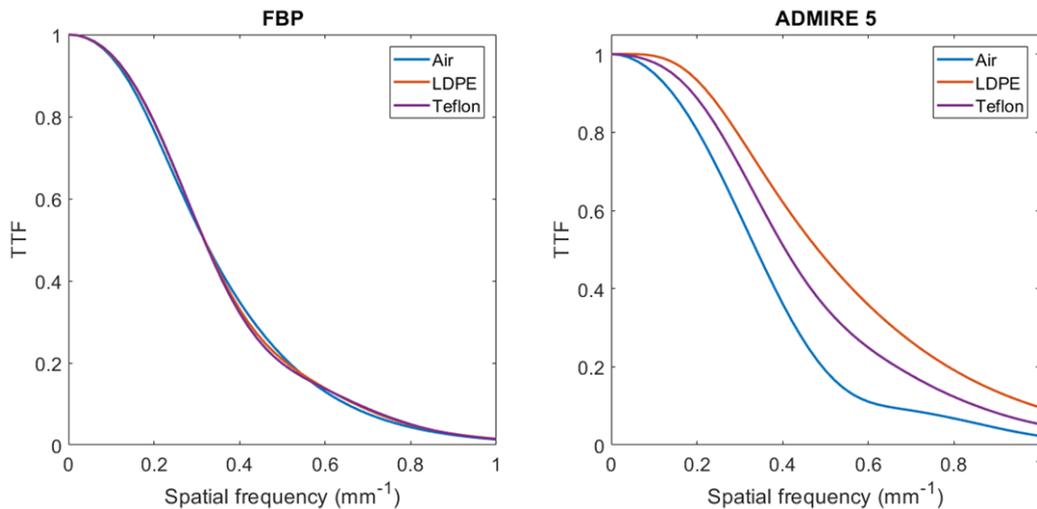


Figure 37. Courbes de TTF, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues à 20 mGy avec un kernel mou pour la rétroprojection filtrée (FBP) et l'algorithme itératif ADMIRE 5 de Siemens. Les inserts Teflon, LDPE et Air du fantôme Catphan 600 ont été étudiés. On note que dans cet exemple, les courbes de TTF sont superposées pour les trois inserts alors qu'elles ne le sont pas avec ADMIRE 5.

3.2 Impact du type d'algorithme de reconstruction et du niveau itératif

L'algorithme itératif ADMIRE décale les courbes de TTF vers les hautes fréquences et ceux d'autant plus que son niveau augmente (Figure 38) ; ce qui induit une amélioration de la résolution spatiale. Ce décalage est plus marqué sur l'insert à bas contraste (LDPE) que l'insert à haut contraste (Teflon).

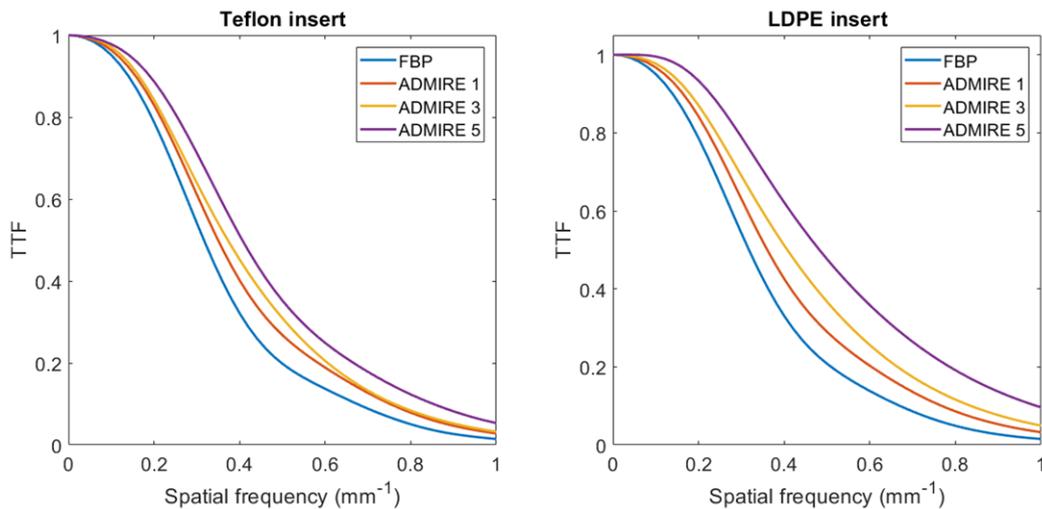


Figure 38. Courbes de TTF, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues à 10 mGy, le kernel mou (B/I30), pour la rétroprojection filtrée (FBP) et l'algorithmes itératif ADMIRE de Siemens pour les niveaux 1, 3 & 5. Les inserts Teflon, et LDPE du fantôme Catphan 600 ont été étudiés. Dans cet exemple, pour les deux inserts, on note que les courbes de TTF se décalent vers les hautes fréquences entre la FBP et ADMIRE et ce d'autant plus que le niveau d'ADMIRE augmente.

3.3 Impact du niveau de dose

Pour les deux inserts (Teflon et LDPE) étudiés, toujours avec l'algorithme ADMIRE 3 de Siemens, les courbes de TTF sont faiblement influencées par le niveau de dose compris entre 20 et 2.5 mGy (Figure 39).

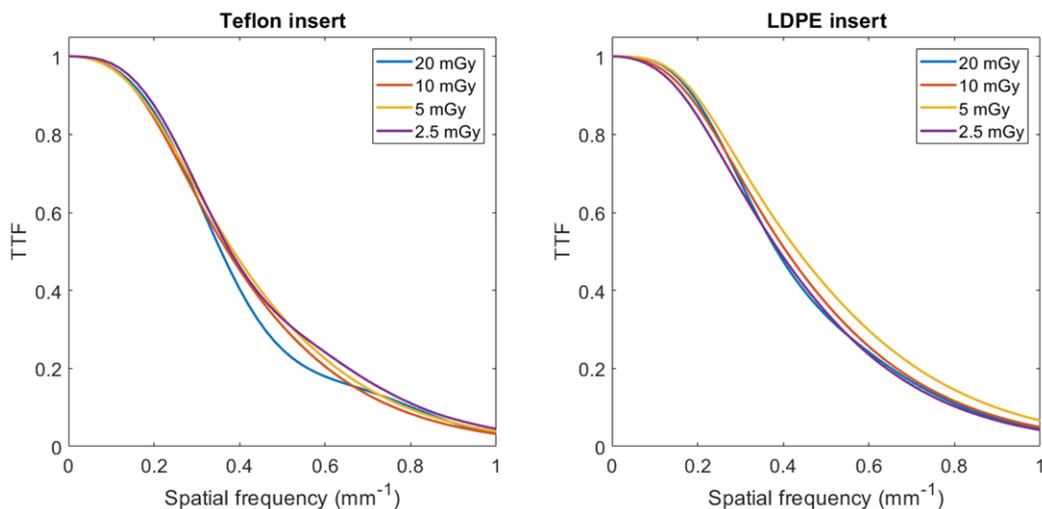


Figure 39. Courbes de TTF, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues à différents niveaux de doses (2.5/5/10 et 20 mGy) pour l'algorithme itératif ADMIRE 3 de Siemens. Les inserts Teflon et LDPE du fantôme Catphan 600 ont été étudiés. Dans cet exemple, pour les deux inserts, les courbes de TTF sont faiblement influencées par le niveau de dose.

Dans cet exemple, le CNR_{Total} était toujours supérieur à 15. Lorsque les conditions de bruit sont plus élevées ($CNR_{Total} < 15$), la méthodologie de calcul de la TTF change : conditionnement ou ajustement par une sigmoïde de l'ESF, entraînant une modification de la courbe de la TTF résultante. Les variations de comportement de la TTF induites par ces corrections peuvent être délicate à interpréter. Dans ce

cas, il est recommandé par le TG 233 de l'AAPM [12], de multiplier le nombre d'acquisitions sur le fantôme pour augmenter le nombre de coupes et réduire le bruit dans l'ESF.

3.4 Impact du kernel de reconstruction

Pour les deux inserts (Air et Teflon) et ASIR-V 50%, l'utilisation d'un kernel dur décale les courbes de TTF vers les hautes fréquences, améliorant la résolution spatiale (Figure 40). Les variations des courbes de TTF sont directement liées aux propriétés de chaque kernel utilisé. Par exemple, les kernels Bone plus et Lung permettent un renforcement des contours des inserts Teflon et air, se traduisant par des valeurs de TTF supérieures à 1 aux basses et moyennes fréquences spatiales.

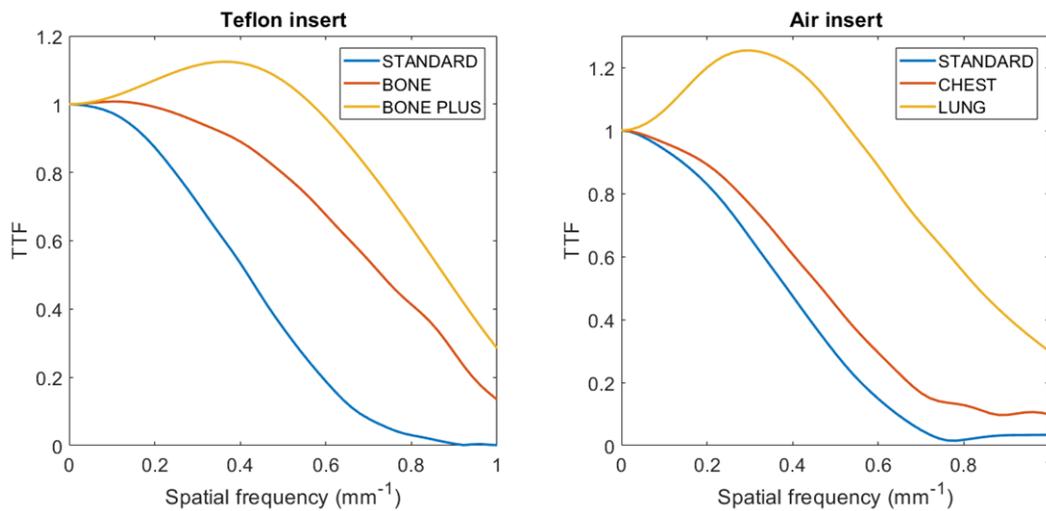


Figure 40. Courbes de TTF, issues des données générées dans iQMetrix-CT, obtenues pour l'insert Teflon et Air présents dans le Catphan 600 pour l'algorithme itératif ASIR-V de GE. Les kernels Standard, Bone et Bone Plus ont été utilisés pour l'insert de Teflon et les kernels Standard, Chest et Lung pour l'insert d'Air. Dans cet exemple, les courbes de TTF se déplacent vers les hautes fréquences d'autant plus que le kernel est dur.

F.Index de détectabilité d' – métrique avancée basée sur un modèle d'observateur

1 Index de détectabilité d'

Les paragraphes suivants sont largement inspirés de l'ouvrage de référence « Foundations of Image Science » [65] et la thèse de Justin Solomon [66].

1.1 Évaluation de la qualité image « basée sur une tâche »

Dans le rapport 54 de l'ICRU (International Commission on Radiation Units and Measurements, en anglais), la qualité image est définie comme l'efficacité avec laquelle une image peut être utilisée pour la tâche prévue [67].

Cette approche est communément appelée qualité d'image "basée sur la tâche" [68]. Selon cette définition, les caractéristiques physiques de l'image telles que le bruit, la résolution spatiale ou le rapport contraste à bruit peuvent influencer la qualité de l'image, mais ne sont pas nécessairement des mesures de la qualité de l'image en soi. En d'autres termes, la résolution spatiale n'est pas nécessairement une mesure de la qualité de l'image, mais il est probable que toute mesure appropriée de la qualité de l'image basée sur une tâche soit sensible aux changements des propriétés de résolution spatiale du système d'imagerie, en particulier si la visualisation ou la mesure de détails fins est importante pour la tâche clinique en question. À titre d'exemple de cette définition, la figure 41 montre l'importance de la tâche clinique dans la définition de la qualité de l'image.

Avec ce paradigme de la qualité image « basée sur la tâche », les métriques classiques d'évaluation de la qualité image qui étaient la mesure de la résolution spatiale, du contraste, du bruit, etc. sont, par exemple, remplacées par la précision de détection, la sensibilité, la spécificité ou encore l'index de détectabilité.

Il subsiste toutefois un lien entre ces métriques d'évaluation de la qualité image. Par exemple si la métrique choisie est la précision de la détection d'une lésion par un radiologue, celle-ci dépendra du bruit dans l'image et ainsi le NPS pourra être considéré comme un élément de la qualité d'image basée sur la tâche de détection de la lésion, de même que la TTF pour la résolution spatiale.

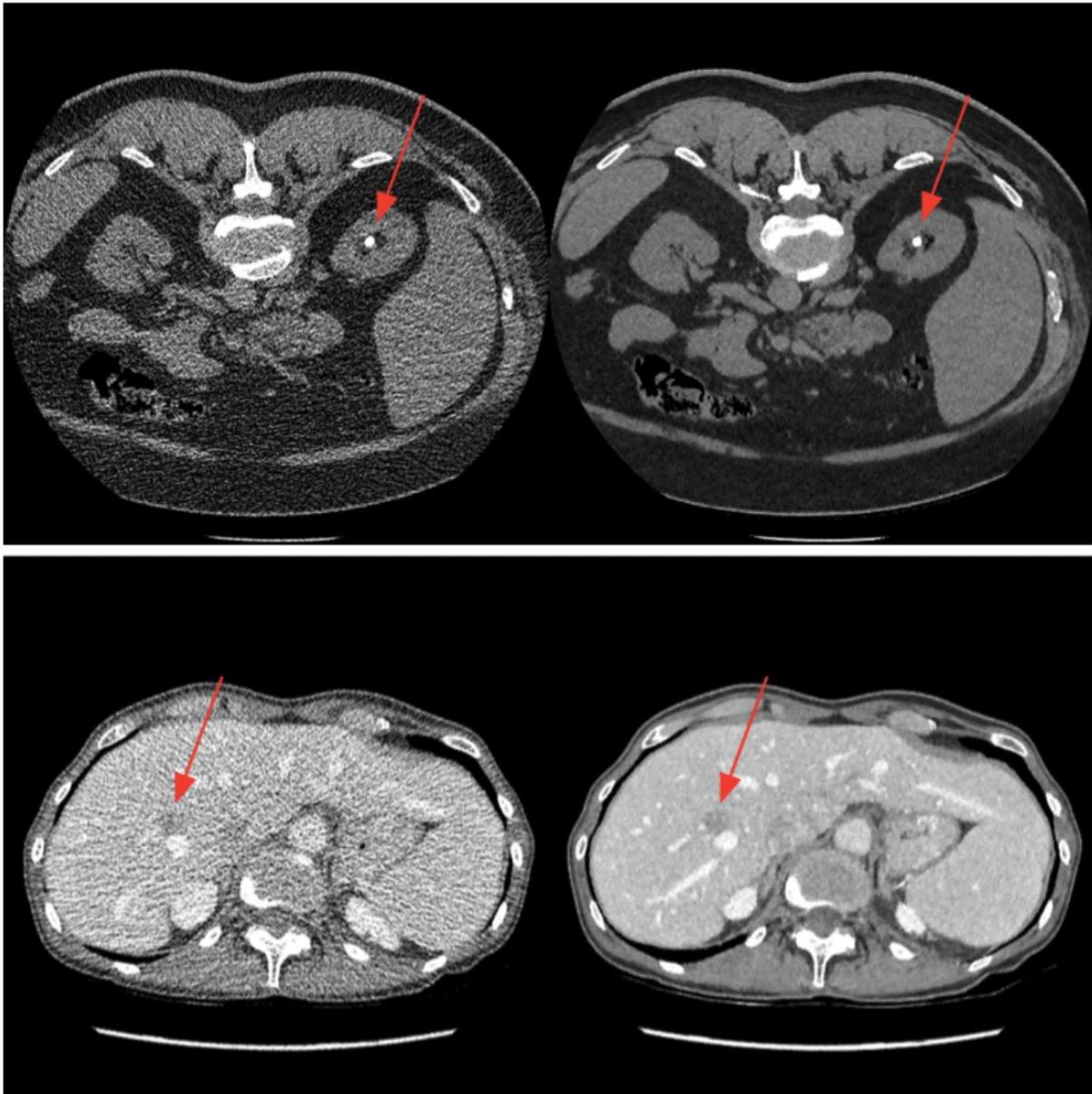


Figure 41 : Deux exemples démontrant le rôle important de la tâche clinique sur la qualité de l'image. La rangée supérieure montre deux images du même patient qui a bénéficié d'un examen TDM en raison d'une suspicion de lithiases urinaires. Malgré des propriétés de bruit sensiblement différentes, les images de gauche et de droite peuvent être utilisées de manière égale pour détecter la lithiase urinaire. Par conséquent, on pourrait conclure que la qualité de l'image est similaire entre les deux images. En revanche, la rangée du bas montre deux images dans lesquelles une lésion du foie est presque rendue invisible par le bruit supplémentaire présent dans l'image de gauche. Dans ce cas, la qualité de l'image n'est pas considérée comme similaire entre les deux images [66].

1.2 Les modèles observateurs pour l'évaluation de la qualité image

De nombreuses études ont utilisé le CNR comme mesure de la détectabilité à bas contraste [69-71]. L'avantage du CNR est sa facilité à être calculé sur des fantômes tel que les fantômes CATPHAN ou ACR CT 464.

Cependant le CNR n'est pas spécifique à une tâche et de plus ne tient pas compte de la texture du bruit ni de la résolution spatiale. A titre d'exemple, la figure 42 montre que deux images TDMs axiales peuvent avoir des lésions dont les valeurs de CNR sont identiques mais présenter une détectabilité différente, en raison des différences de textures du bruit et de résolution spatiale.

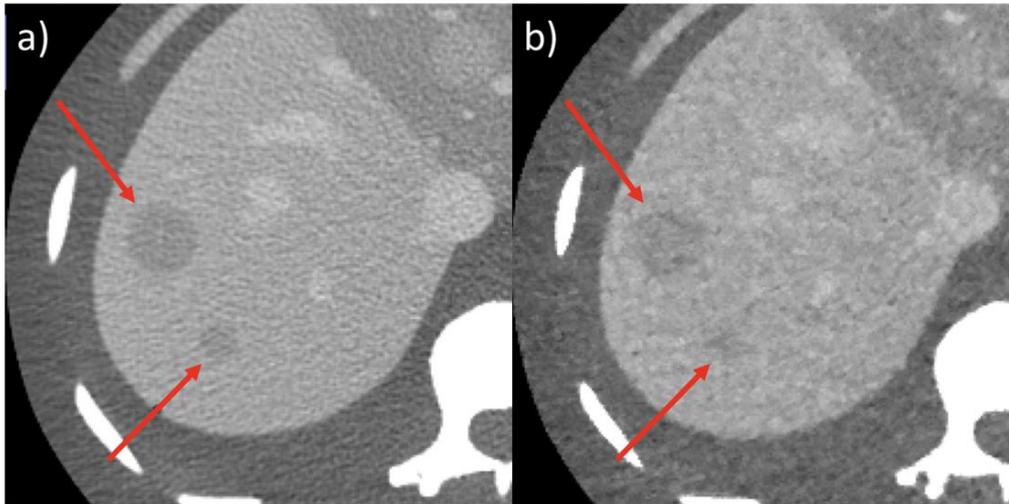


Figure 42 : Deux images axiales TDM d'un fantôme anthropomorphe unique contenant deux lésions hépatiques en hyposignal (indiquées par des flèches rouges sur la figure) avec la même valeur de CNR. Les deux lésions n'ont pas la même détectabilité entre les deux images et ce d'autant plus pour la lésion de petite taille. Ces deux images possèdent des paramètres d'acquisition/reconstruction différents : a) 450 mA et FBP ; b) 50 mA et VEO [42]. Courtoisie Hugo Pasquier.

H.H. Barrett et K.J. Myers affirment que la qualité de l'image doit être évaluée sur la base de la performance moyenne d'un observateur ou d'un décideur à réaliser une certaine tâche d'inférence² [68; 72]. La qualité image devient donc un concept statistique dont le sous-jacent mathématique est la théorie de la décision statistique.

Les tâches d'inférences peuvent se diviser en deux catégories :

- les tâches de classification telles que par exemple la détection de signal, la reconnaissance de motif, la segmentation ou encore l'établissement d'un diagnostic différentiel ;
- les tâches de quantification.

Un modèle d'observateur est un algorithme de prise de décision dont la donnée d'entrée est l'image, et la donnée de sortie est une classification (par ex. signal présent / signal absent) ou une quantification.

Les mesures de la qualité image basées sur des modèles mathématiques d'observateurs, notamment pour les images TDM, sont largement documentés [67; 68; 73-75].

² L'inférence au sens statistique est l'ensemble des techniques permettant d'induire les caractéristiques d'un groupe général (la population) à partir de celles d'un groupe particulier (l'échantillon), en fournissant une mesure de la certitude de la prédiction : la probabilité d'erreur (source Wikipedia)

Mathématiquement, un modèle d'observateur peut être décrit comme un opérateur qui transforme les données d'image d'entrée, \mathbf{g} , en un test statistique sur un scalaire, λ .

Ici, \mathbf{g} est un vecteur contenant tous les pixels de l'image ; c'est-à-dire que pour une image ou une région d'intérêt de $N \times N$ pixels, \mathbf{g} est un vecteur $N^2 \times 1$.

Les fonctions de densité de probabilité $P(\lambda|H_1)$ et $P(\lambda|H_0)$ sont les distributions de la réponse du modèle observateur selon deux hypothèses notées H_0 et H_1 . H_0 représente l'hypothèse nulle correspondant à l'absence de signal et H_1 est l'hypothèse alternative correspondant à la présence du signal (par exemple la présence d'une lésion). En pratique clinique, le radiologue doit prendre une décision, ce qui est équivalent à choisir un seuil λ_c au-dessus duquel le signal est considéré comme présent (par exemple, lors de la détection d'une lésion dans l'image). À l'inverse, le signal est considéré comme absent pour $\lambda < \lambda_c$ (Figure 43) [11].

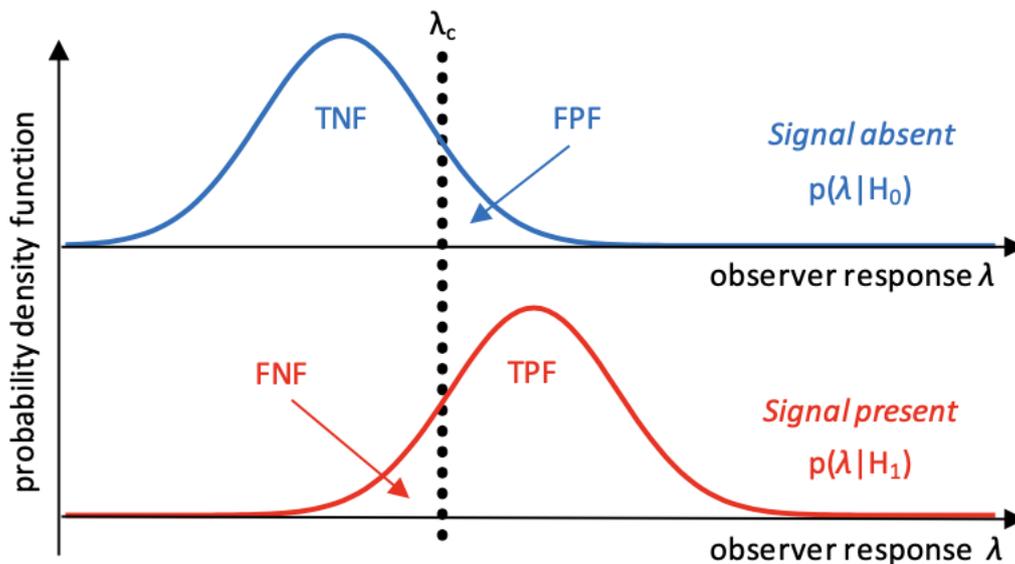


Figure 43 : Fonctions de densité de probabilité de la réponse λ de l'observateur pour des images avec signal $P(\lambda|H_1)$, illustré par la courbe en bleu, et des images sans signal $P(\lambda|H_0)$ illustré par la courbe en rouge. L'observateur prend alors une décision en comparant λ à un seuil, noté λ_c . Si $\lambda > \lambda_c$ l'observateur considère que le signal est présent, tandis que le signal est considéré par l'observateur comme absent lorsque $\lambda < \lambda_c$ [11]. TNF = Fraction de vrai négatif, FPF = fraction de faux positif, FNF = fraction de faux négatif et TPF = fraction de vrai positif. Figure distribuée sous les termes de la licence internationale Creative Commons Attribution 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

En étudiant les distributions de λ dans les cas de signal-présent et de signal-absent, il est possible de construire une courbe ROC (abréviation de Receiver Operator Characteristic en anglais) qui caractérise le compromis entre la sensibilité et la spécificité du modèle de l'observateur pour différentes valeurs de seuil. L'aire sous la courbe ROC (Area Under the Curve, AUC, en anglais) peut également être utilisée comme une mesure scalaire résumant la performance du modèle.

Lorsque les fonctions de densité de probabilité de la réponse λ sont des gaussiennes et sont statistiquement indépendantes [76], l'index de détectabilité d' est défini comme :

$$d' = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{\sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_0^2 + \sigma_1^2)}} \quad 19$$

avec μ_0, μ_1, σ_0 and σ_1 les moyennes et les écarts types de $P(\lambda|H_0)$ et $P(\lambda|H_1)$ respectivement.

L'index de détectabilité d' est une mesure scalaire de la séparation (ou de chevauchement) entre les distributions de la variable de décision sous chaque condition, normalisée par la variance moyenne des distributions. Intuitivement, cette région de chevauchement peut être considérée comme le nombre d'images (parmi toutes les images possibles) pour lesquelles il existe une probabilité qu'elles aient été tirées des distributions de signal-présent ou de signal-absent. Pour de telles images, le modèle de l'observateur commettra sans aucun doute des erreurs de classification. Par conséquent, nous pouvons conclure que lorsque d' augmente, l'erreur de l'observateur diminue et la qualité de l'image est meilleure.

Sur la figure 44, la variation du d' est exprimée en fonction de la dose : plus la dose augmente, plus les distributions sont séparées et plus l'index de détectabilité d' est élevé.

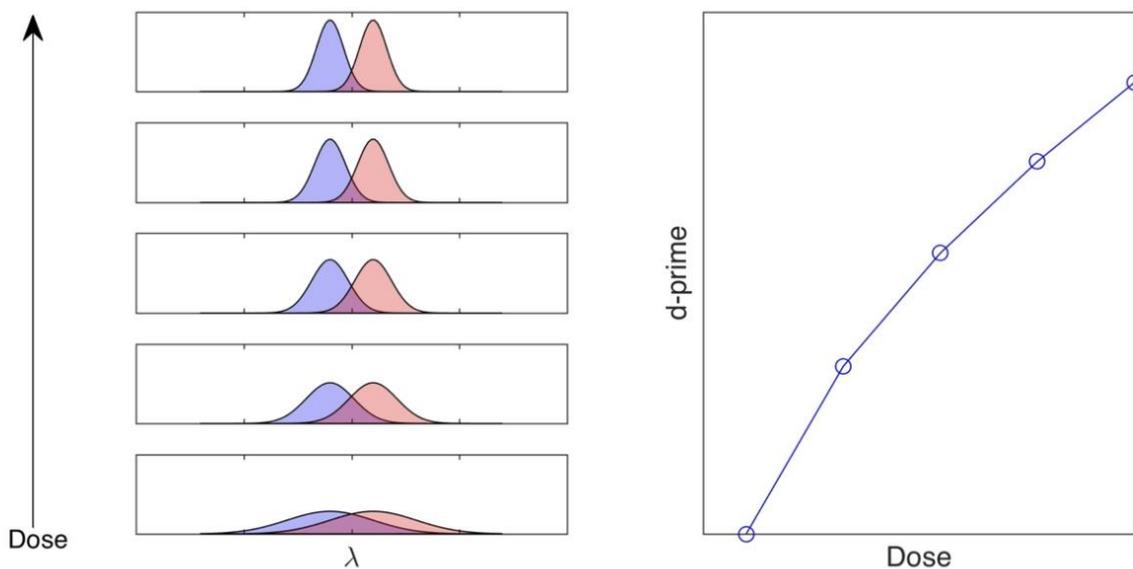


Figure 44 : Graphiques montrant l'effet de la dose sur l'index de détectabilité, noté d-prime dans la figure. Le graphique de gauche montre les fonctions de densité de probabilité, notées λ dans la figure, sous deux hypothèses, absence du signal (courbe bleue) et présence du signal (courbe rouge). Suivant l'augmentation de la dose, la largeur de ces fonctions est réduite ce qui se traduit par des valeurs d'index plus élevées (graphique de droite) [66]. Courtoisie Justin Solomon.

Ainsi, l'index de détectabilité d' est bien une mesure de la performance de détection de l'observateur suivant la qualité image avec comme postulat que si la dose augmente meilleure est la qualité image. Par conséquent, l'index de détectabilité d' peut être considéré comme une métrique de la qualité de l'image. Cet index a été développé à l'origine pour les systèmes linéaires, mais a été étendu à des systèmes non linéaires afin de s'adapter aux algorithmes IR [63; 77-79].

Le modèle d'observateur le plus connu est « l'observateur idéal » bayésien, qui utilise le test statistique de rapport de vraisemblance. Il est défini comme l'observateur qui utilise toutes les informations statistiques disponibles pour une tâche donnée, de sorte à maximiser la performance de ladite tâche. Ainsi, la performance de l'observateur idéal fournit une limite supérieure à laquelle tous les autres modèles d'observateur peuvent être comparés.

En pratique, il a été démontré que l'observateur idéal est peu corrélé avec les performances humaines car nous n'avons pas physiquement la capacité d'utiliser toutes les informations contenues dans l'image pour prendre une décision.

Les images cliniques étant interprétées par des êtres humains, il est préférable d'utiliser des modèles d'observateurs anthropomorphes dont les performances sont mieux corrélées à celles des observateurs humains.

Prenant le cas où le problème de décision peut se résumer à discriminer deux signaux non aléatoires dans un bruit gaussien additif. Il s'agit du problème dit SKE/BKE (abréviation de signal-known-exactly/background-known-exactly en anglais, signifiant signal-connu-exactement/fond-connu-exactement en français). En pratique ce niveau de connaissance de l'objet dont on réalise l'image n'est pas réaliste ; on s'en approche tout de même implicitement dans le cas d'images TDM d'un insert cylindrique dans un fond donné – typiquement ce que l'on fait avec les fantômes de qualité image (ACR CT 464, CATPHAN, etc.).

Dans ce cas particulier l'observateur idéal est équivalent au filtre PVMF (abréviation de prewhitening matched filter en anglais), qui se traduit par un simple filtre adapté quand le bruit est blanc. En théorie du signal, un filtre adapté, ou matched filter en anglais, est un filtre linéaire optimal utilisé pour augmenter le SNR en présence d'un bruit stochastique additif.

Dans les conditions SKE/BKE où le signal est parfaitement connu le filtre adapté est le signal lui-même.

Les premières comparaisons entre les performances humaines et les performances d'un observateur idéal ont été réalisées dans le cadre simplifiée SKE/BKE [80] dans un bruit blanc gaussien. La performance humaine est bien prédite par le filtre PVMF, bien que ce dernier soit supérieur. Cette perte d'efficacité de la performance humaine peut s'expliquer par le bruit interne de l'œil [81]. De plus, dès que l'étendue spatiale du signal devient suffisamment grande, l'efficacité de la détection humaine

dans un bruit blanc diminue [82]. Cela implique que contrairement à l'observateur idéal, il existe une limite spatiale à la capacité de l'œil humain à effectuer l'opération de filtrage. L'œil humain souffre d'autres limites amenant à implémenter une fonction de visualisation dans le modèle PWMF [83; 84].

Au début des années 1980 avec l'apparition des premières images TDM, la nature du bruit dans les images et son impact sur la perception humaine ont suscité un intérêt particulier. L'algorithme de FBP produit par nature des images avec du bruit corrélé, et c'est d'ailleurs jusqu'à présent toujours le cas pour les algorithmes IR.

Très tôt, Wagner *et al* (1978) ont émis l'hypothèse que les observateurs humains seraient inefficaces face à cette structure de bruit corrélé, et a suggéré qu'un modèle sans « préblanchissement³ » du bruit serait un meilleur prédicateur de la performance de l'œil humain [85].

Peu après, plusieurs études ont montré qu'effectivement l'observateur humain est moins performant en présence de bruit corrélé par rapport au bruit blanc [72; 86; 87], et qu'il est par conséquent incapable de pré-blanchir le bruit dans l'image.

L'observateur humain est pour cette raison mieux modélisé par un filtre adapté sans pré-blanchissement du bruit dont l'acronyme est NPWMF (non-prewhitening matched filter en anglais) ou tout simplement NPW.

Ce modèle peut être amélioré en tenant compte des limites physiologiques de l'œil en ajoutant une fonction de visualisation – le modèle est alors appelé NPWE et un bruit interne – le modèle étant alors appelé NPWEi.

Plusieurs études ont montré que pour les images TDM, le modèle observateur NPWE présentait une corrélation plus forte avec la performance humaine par rapport au modèle observateur NPW [66; 88]. De nombreux autres modèles d'observateurs ont été développés, certains montrant une forte corrélation avec les performances humaines [89]. Outre la famille d'observateurs NPW, un autre modèle couramment utilisé est le modèle observateur CHO (abréviation de Channelized Hotelling Observer en anglais).

La présentation du modèle CHO dépasse le cadre de ce rapport. Ce modèle a été écarté car il souffre d'une limitation : pour donner des résultats avec une incertitude raisonnable il est nécessaire d'acquérir un grand nombre d'images ce qui n'est pas toujours possible à mettre en œuvre sur un système d'imagerie comme le TDM qui a une forte utilisation clinique.

³ « pré-blanchir » est une transformation linéaire qui transforme un vecteur de variables aléatoires avec une matrice de covariance connue en un ensemble de nouvelles variables dont la covariance est la matrice d'identité, ce qui signifie qu'elles sont non corrélées et ont chacune une variance de 1. Cette transformation est appelée "blanchiment" car elle transforme le vecteur d'entrée en un vecteur de bruit blanc.

1.3 Modèle d'observateur de type NPW

Le modèle NPW, dans les conditions SKE/BKE, génère un test statistique λ , calculé à partir du produit scalaire du signal attendu (ie le signal moyen) $\bar{\mathbf{g}}$, avec l'image considéré \mathbf{g} , comme suit :

$$\lambda_{NPW} = \bar{\mathbf{g}}^T \cdot \mathbf{g} = \sum_{i=1}^N \bar{g}_i \cdot g_i \quad 20$$

Avec N le nombre de pixel dans l'image (ou dans la région d'intérêt).

Comme mentionné précédemment, il est possible de relier une métrique d'évaluation de la qualité image basé sur une tâche à des éléments de qualité d'image physique comme la résolution spatiale ou le NPS.

C'est d'ailleurs le cas pour les modèles NPW, NPWE et NPWEi, toujours dans les conditions SKE/BKE, et si deux hypothèses majeures sont vérifiées.

La première est de supposer que le système d'imagerie étudié est un système (quasi) linéaire et invariant par décalage, i.e. que le système d'imagerie est stationnaire.

La seconde hypothèse est de supposer que le bruit de l'image stationnaire (au moins au sens large dans la région d'analyse) et que l'autocorrélation du bruit n'est fonction uniquement de la distance entre les pixels, et non de leur position absolue.

Avec ces deux hypothèses vérifiées, d' peut être décrit dans le domaine des fréquences spatiales avec la relation suivante :

$$d'^2_{NPW} = \frac{[\iint TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) dudv]^2}{\iint NPS(u, v) TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) dudv} \quad 21$$

u et v sont les fréquences spatiales dans les direction x et y respectivement.

Le terme $W_{task}(u, v)$ désigne la représentation dans le domaine fréquentiel de la tâche [90]. Pour rappel, dans le problème SKE/BKE, la tâche consiste à décider de la présence/absence d'un signal parfaitement connu, dans un fond parfaitement connu, en présence d'un bruit additif ; ce bruit pouvant être corrélé. Ainsi, le terme $W_{task}(u, v)$ est la transformée de Fourier du signal à détecter.

Comme indiqué précédemment, ce modèle peut être enrichi en tenant compte de la sensibilité fréquentielle de l'œil humain en incorporant dans le modèle une fonction de visualisation, noté $E(u, v)$. L'index de détectabilité d' pour le modèle NPWE devient :

$$d'^2_{NPWE} = \frac{[\iint TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) E^2(u, v) dudv]^2}{\iint NPS(u, v) TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) E^4(u, v) dudv} \quad 22$$

Enfin si on rajoute le bruit interne de l'œil, noté $N_i(u, v)$, l'index de détectabilité d' pour le modèle NPWEi devient [91] :

$$d'^2_{NPWEi} = \frac{[\iint TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) E^2(u, v) dudv]^2}{\iint (NPS(u, v) TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) E^4(u, v) + TTF^2(u, v) W_{task}^2(u, v) N_i(u, v)) dudv} \quad 23$$

1.4 Fonction de visualisation

La fonction de visualisation a été historiquement exprimée par Burgess *et al.* comme suit [83; 92-94] :

$$E(f) = f^n \exp(-cf^2) \quad 24$$

où f désigne la fréquence spatiale radiale telle que $f^2 = u^2 + v^2$, avec $n = 1.3$ et $c = 3.07$.

Il a été montré un bon accord avec les mesures expérimentales et la valeur de c est déterminée de telle sorte que $E(f)$ culmine à 4 cycles/degré pour une distance d'observateur fixée à 40 cm.

Des travaux d'amélioration ont été réalisés afin de mieux simuler la performance de l'œil humain. En effet, Eckstein *et al.* ont exprimé la fonction de visualisation de la façon suivante [93]:

$$E(\rho) = \left| \eta \rho^{a_1} \times e^{-a_2 \rho^{a_3}} \right|^2 \text{ avec } \rho = f \times \frac{FOV \times R \times \pi}{D \times 180} \quad 25$$

ρ est la fréquence spatiale radiale (en cycles/degré) vue par l'observateur ; FOV est le champ de vue affiché (mm) ; R est la distance de vision de l'observateur (mm), D est la taille de la tâche clinique affichée sur l'écran (mm), η est un facteur permettant de normaliser $E(\rho)$ par 1 à sa valeur maximale, et les paramètres a_1 , a_2 et a_3 sont respectivement égaux à 1.5, 0.98 et 0.68.

La courbe de la fonction de visualisation ainsi générée peut être visualisée sur la Figure 45 [55].

Par ailleurs, Saunders *et al.* ont également contribué à définir une fonction de visualisation avec d'autres paramètres a_1 , a_2 et a_3 qui prennent respectivement les valeurs 1.5, 3.22 et 0.68 [94].

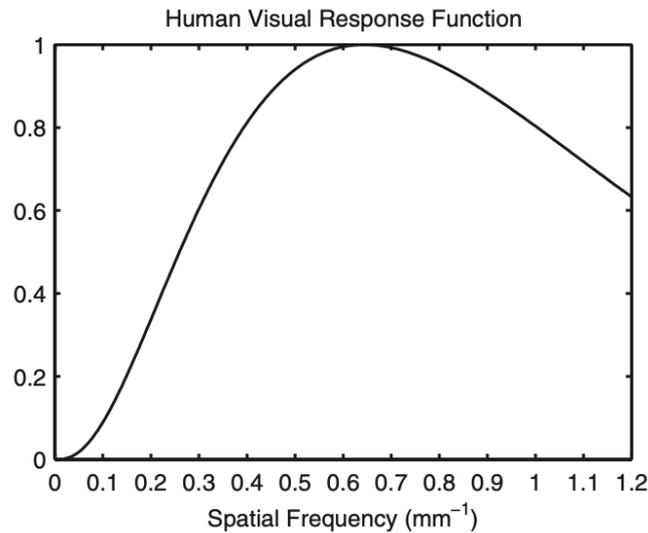


Figure 45 : Tracé de la fonction de visualisation selon la formule d'Eckstein *et al.* lorsque l'observateur humain regarde une image de 22 cm de diamètre sur un écran de 30 cm à une distance de 40 cm [55].

1.5 Bruit interne de l'œil

Le bruit interne de l'œil, noté $N_i(u, v)$, est supposé avoir un spectre de puissance constant (i.e. bruit blanc) dont l'amplitude est proportionnelle à la variance des pixels :

$$N_i(u, v) = \alpha \left(\frac{R}{1000} \right)^2 \sigma^2 \quad 20$$

avec α une constante de proportionnalité,

R la distance de vision de l'observateur (en mm) et,

σ^2 la variance des pixels calculé à partir de l'intégral 2D du $NPS(u, v)$ [75; 95].

2 Calcul de l'index de détectabilité dans iQMetrix-CT

2.1 Prérequis

Afin de calculer l'index de détectabilité, il est nécessaire de définir les caractéristiques de la tâche clinique que l'on souhaite représenter : type, taille et contraste notamment.

De même il est nécessaire de disposer de la mesure du NPS et de la TTF pour un insert avec un contraste proche ou tout du moins représentatif de la tâche clinique à étudier, dans le contexte clinique souhaité (niveau de dose, niveau de bruit, algorithme et kernel de reconstruction etc).

Enfin, il est nécessaire de déterminer quel modèle d'observateur sera utilisé : NPW, NPWE ou NPWEi.

Dans le contexte des modèles NPWE ou NPWEi, il faudra également paramétrer la fonction de visualisation. Certains de ces paramètres dépendent des habitudes de visualisation du radiologue.

2.2 Workflow

Le workflow (cf. Figure 46) est le suivant :

- sélection des fichiers NPS et TTF,
- sélection de l'insert dont le contraste est représentatif de la tâche clinique à étudier,
- sélection des paramètres permettant de définir la tâche clinique,
- prise en compte ou pas de la fonction de visualisation et sélection des paramètres associés le cas échéant,
- prise en compte ou pas du bruit interne et sélection des paramètres associés le cas échéant,
- calcul du d' et affichage des résultats.

Outre le résultat du calcul de d' , le logiciel permet la visualisation de :

- la tâche clinique (objet),
- un fond sans signal mais avec un bruit issu de la courbe de NPS (fond sans signal),
- la tâche clinique avec filtrage par la TTF (blurring du signal, sans bruit),
- la tâche clinique avec filtrage par la TTF et ajout du bruit issu de la courbe de NPS (image).

Les fichiers résultats lors du calcul du NPS et de la TTF sont sauvegardés automatiquement dans le répertoire image. La première étape de sélection de ces fichiers consiste donc à sélectionner le répertoire image qui a été utilisé pour le calcul du NPS et de la TTF.

Le manuel d'utilisation d'iQMetrix-CT fournit des informations détaillées sur le calcul du d' dans le logiciel.

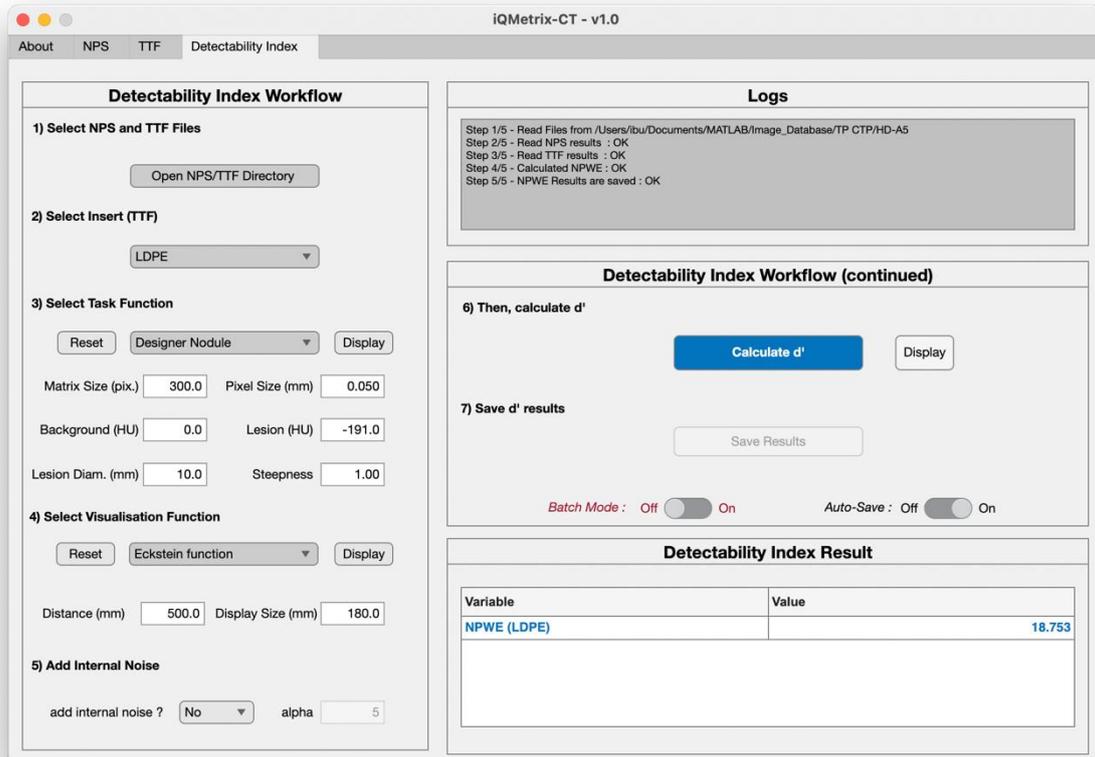


Figure 46 : Interface de calcul de l'index de détectabilité d' dans le logiciel iQMetrix-CT. La partie gauche + la partie centrale de l'écran reprend le workflow à suivre, la partie supérieure renseigne sur la bonne exécution des étapes successives, la partie en bas à droite est la zone dédiée aux résultats.

2.3 Définition de la tâche clinique

Trois types de tâche clinique sont disponibles dans le logiciel (exemple présenté en figure 47) :

- la tâche clinique « *Designer Nodule* » permettant de simuler un nodule sphérique de type pulmonaire non spiculé et représentée par la fonction suivante :

$$C(r) = C_{peak} \left(1 - \left(\frac{r}{R}\right)^2\right)^n \quad 27$$

avec $C(r)$ le contraste du signal à une distance radiale r , C_{peak} l'amplitude du contraste, R le rayon de la sphère et n le facteur *steepness* permettant de gérer la décroissance plus ou moins prononcée du contraste.

- la tâche clinique « *Gaussian Nodule* » permettant de modéliser un nodule hépatique et représentée par la fonction suivante :

$$C(r) = \frac{C_{peak}}{2} \left(1 - \operatorname{erf}\left(\frac{r - R}{n}\right)\right) \quad 28$$

avec $C(r)$ le contraste du signal à une distance radiale r , C_{peak} l'amplitude du contraste, erf la fonction erreur définie par $erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$, R le rayon de la sphère et n le facteur permettant de gérer la décroissance plus ou moins prononcée du contraste.

- la tâche clinique « *Homogeneous Nodule* » permettant de caractériser de la façon la plus simple un nodule circulaire homogène.



Figure 47 : Trois exemples des types/formes de tâche clinique, de même diamètre, disponible dans iQMetrix-CT. La tâche clinique « Designer Nodule » représente une lésion pulmonaire non spiculée, la tâche clinique « Gaussian nodule » représente une lésion hépatique et enfin la tâche clinique « Homogeneous nodule » qui représente une lésion homogène.

La tâche clinique représente l'objet à imager. Elle doit être représentée dans une matrice de taille suffisante pour la contenir et avec une taille de pixel considérée comme très inférieure (environ $1/10^{\text{ème}}$) à la taille de pixel de l'image reconstruite.

Les paramètres par défaut sont :

- type de tâche clinique : « Designer » (avec le paramètre *steepness* = 1)
- la taille de l'objet : 10 mm
- la taille de la matrice : 300 pixels
- la taille du pixel : 0.05 mm

2.4 Définition de la fonction de visualisation

Le choix de définir une fonction de visualisation permet de définir le type de modèle d'observateur. Plusieurs choix sont possibles :

- *No visualisation function* : modèle d'observateur NPW
- Autres choix : modèle d'observateur NPWE avec la possibilité de choisir entre :
 - o *Burgess function*
 - o *Eckstein function*
 - o *Saunders function*

Les fonctions de visualisation « *Eckstein* » et « *Saunders* » sont régies par la même équation mais avec un paramètre a_2 différent. Pour ces deux fonctions de visualisation il est nécessaire de définir deux paramètres :

- le paramètre « *Distance* » qui représente la distance entre l'œil du radiologue et l'écran d'ordinateur sur lequel il visualise l'image
- et le paramètre « *Display size* » qui représente la taille de la tâche clinique affichée sur l'écran.

Ce paramètre « *Display size* » peut être également calculé en fonction du zoom utilisé par le radiologue :

$$Display\ Size = Matrix\ Size \times Pixel\ size\ of\ the\ display\ screen \times display\ zoom \quad 29$$

Par exemple, en considérant une taille de pixel de l'écran d'ordinateur de 0.2 mm, une taille de matrice de 300 pixels de côté pour représenter la tâche clinique et un zoom de 3 utilisé par le radiologue, alors le paramètre « *Display size* » est égal à 180 mm.

Les paramètres par défaut sont :

- fonction de visualisation : *Eckstein* (donc modèle d'observateur NPWE),
- distance : 500 mm,
- display size : 180 mm.

2.5 Définition du bruit interne

L'activation du bruit interne permet de définir le modèle d'observateur de type NPWEi.

Conformément à l'équation 26, le bruit interne est défini par le paramètre « *Distance* » déjà défini pour la fonction de visualisation et le paramètre α .

Les paramètres par défaut sont :

- distance = 500 mm,
- $\alpha = 5$.

3 Illustration des paramètres d'influence de la valeur de l'index de détectabilité

Nous présentons ici une illustration des facteurs pouvant influencer la valeur de l'index de détectabilité d' , notamment :

- le niveau de dose,
- le type d'algorithme et son niveau,
- le kernel.

Toutes les valeurs d'index de détectabilité d' présentées, dans les exemples suivants, ont été calculées sur des images provenant d'un fantôme Catphan 600.

Le NPS a été calculé sur 20 coupes, avec 4 ROIs de 94 pixels chacune. Les courbes de NPS1D ont été ajustées avec le polynôme d'ordre 11.

La TTF a été calculée sur 10 coupes pour les inserts de LDPE et Teflon avec le Preset 2.

L'index de détectabilité a été calculé pour deux tâches cliniques. Celles-ci sont définies avec une fonction « Designer » de 10 mm de diamètre et représentées dans une matrice de 300 pixels avec une taille de pixel de 0.05 mm. La première tâche clinique possède un contraste théorique entre le fond du fantôme et le LDPE de -190 UH et la seconde tâche clinique possède un contraste théorique entre le fond et le Teflon de 850 UH.

La fonction de visualisation de Eckstein a été sélectionnée avec une distance de visualisation de 500 mm et une display size de 180 mm. L'ajout de bruit interne a été désactivé.

Le modèle d'observateur était donc un modèle de type NPWE.

3.1 Impact du niveau de dose

La figure 48 présente les variations des valeurs de l'index de détectabilité pour les deux tâches cliniques en fonction de la dose. Pour les deux tâches cliniques, les valeurs de l'index de détectabilité d'

augmentent lorsque le niveau de dose augmente. De plus, les valeurs de l'index de détectabilité d' sont plus élevées pour la tâche clinique avec un contraste de 850 UH que pour celle à -190 UH.

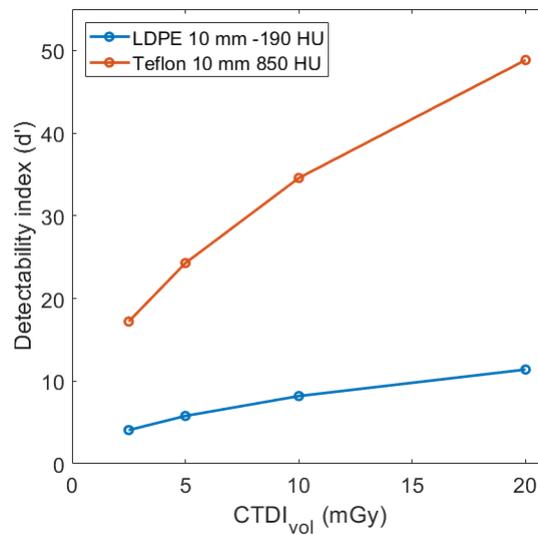


Figure 48 : Valeurs de l'index de détectabilité en fonction du niveau de dose pour les deux tâches cliniques étudiées. Les images ont été reconstruites avec le kernel de reconstruction I30f et le niveau 3 de l'algorithme IR ADMIRE.

3.2 Impact du type d'algorithme de reconstruction et du niveau itératif

La figure 49 présente les variations des valeurs de l'index de détectabilité d' pour les deux tâches cliniques en fonction du type d'algorithme de reconstruction (FBP ou ADMIRE) et du niveau de l'algorithme IR ADMIRE. Pour les deux tâches cliniques, les valeurs de l'index de détectabilité d' sont supérieures avec ADMIRE qu'avec la FBP et augmentent lorsque le niveau d'ADMIRE augmente.

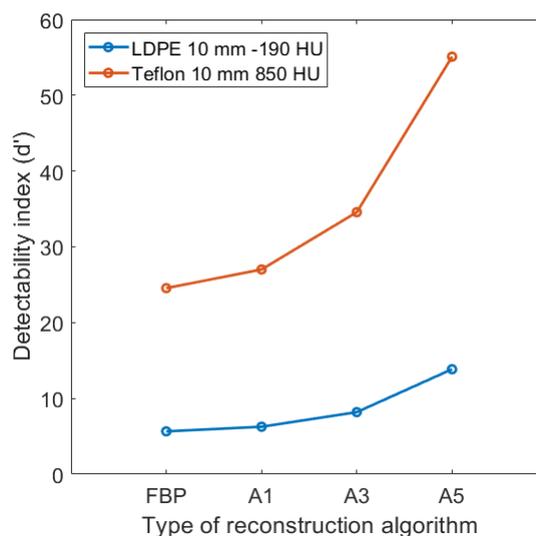


Figure 49 : Valeurs de l'index de détectabilité en fonction du type d'algorithme de reconstruction pour les deux tâches cliniques étudiées. Les images ont été reconstruites avec le kernel de reconstruction I30f et un CTDI_{vol} de 10 mGy.

3.3 Impact du kernel de reconstruction

La Figure 50 présente les variations des valeurs de l'index de détectabilité d' pour les deux tâches cliniques en fonction du kernel de reconstruction. Pour les deux tâches cliniques, les valeurs de d' sont plus faibles avec le kernel dur qu'avec le kernel mou et ce quel que soit l'algorithme de reconstruction.

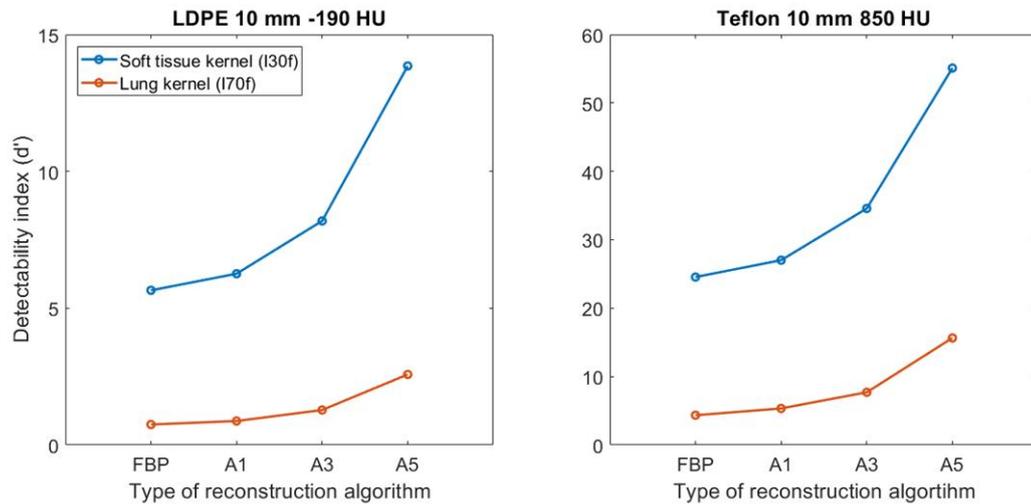


Figure 50 : Valeurs de l'index de détectabilité en fonction du type de kernel de reconstruction pour les deux tâches cliniques étudiées. Les images ont été reconstruites avec un $CTDI_{vol}$ de 10 mGy, la FBP et trois niveaux de l'algorithme itératif ADMIRE. Le kernel mou (B/I30f) et le kernel dur (B/I70f) ont été utilisés.

G. Discussion

Dans ce rapport, nous avons décrit les métriques avancées et la manière dont elles sont calculées dans le logiciel iQMetrix-CT. Ces métriques ne sont pas nouvelles, elles sont utilisées depuis de nombreuses années pour évaluer la qualité des images notamment en radiologie conventionnelle ou en mammographie [96; 97]. Cependant, l'arrivée des nouveaux algorithmes IR au TDM et leurs propriétés non linéaires et non stationnaires ont précipité l'adaptation de ces métriques avancées [11]. Comme défini dans le rapport, le NPS, en plus de mesurer la quantité de bruit, permet d'évaluer la texture de l'image afin d'apprécier le lissage de l'image présent sur les images IR, notamment pour les plus hauts niveaux des algorithmes IR. La TTF permet quant à elle, d'évaluer la résolution spatiale dans des conditions de contraste et de bruit proches de celles rencontrées en clinique et donc de tenir compte des propriétés non linéaires des images avec IR. Enfin, l'index de détectabilité d' basé sur un modèle d'observateur NPW (et ses variantes NPWE et NPWE_i) permet d'estimer la capacité du radiologue à accomplir une tâche donnée comme la détection d'une lésion en tenant compte des conditions de bruit, de signal et de contraste de l'image. L'utilisation de ces 3 métriques change le paradigme de l'évaluation de la qualité des images TDM qui est maintenant évaluée en tenant compte des conditions cliniques. Cependant, ces métriques nécessitent de disposer d'un fantôme de qualité image adapté et d'un logiciel permettant leur calcul qui se fait non plus dans le domaine spatial mais dans le domaine fréquentiel.

Le logiciel iQMetrix-CT présenté dans ce rapport a donc été développé entre 2017 et 2022 pour permettre de calculer ces trois métriques. Ce logiciel a été développé avec comme prérequis initial de rendre accessible ces métriques avancées à tous les physiciens médicaux (de radiothérapie, médecine nucléaire ou radiologie) membres de la SFPM et équipés d'un fantôme de qualité image. Il a été conçu de manière à pouvoir analyser tous les types d'images DICOM avec une matrice carrée de taille standard (512 x 512 pixels) provenant de TDM ou de tomodensitomètre à faisceau conique (CBCT). Les images provenant de matrice carrée étendue, de type 1024 x 1024 ou 2048 x 2048 pixels [98; 99], de plus en plus utilisées pour améliorer la résolution spatiale sur des TDMs hauts de gamme peuvent également être analysées mais sur des écrans de visualisation adaptés. De plus, le logiciel a été pensé pour être versatile et s'adapte à tous les fantômes de qualité image utilisés au quotidien par les physiciens médicaux dès lors qu'ils possèdent une section homogène pour le calcul du NPS et une section comportant des inserts de densité différente pour le calcul de la TTF.

Le logiciel iQMetrix-CT a également été conçu dans un objectif pédagogique pour faciliter l'appropriation de ces métriques et la compréhension de leur fonctionnement. Ainsi, les courbes de NPS et les courbes d'ESF/LSF/TTF sont tracées par le logiciel, visualisables et enregistrées pour une utilisation à posteriori. De même, il est possible de visualiser la représentation de la tâche clinique dans le domaine spatial et fréquentiel, voir la fonction de visualisation sélectionnée et enfin observer la tâche clinique après ajout du bruit provenant du NPS et du flou provenant de la TTF. Ces fenêtres permettent de mieux comprendre les variations des valeurs de l'index de détectabilité (d') en fonction des différents paramètres sélectionnés et des performances du TDM mesurées sur une série d'images.

En termes de workflow, le logiciel iQMetrix-CT présente de nombreux avantages. Tout d'abord, une fois le fichier de configuration d'un fantôme créé et sauvegardé, celui-ci peut être utilisé à posteriori sur des nouvelles images du fantôme à condition que ce dernier soit correctement centré. Le même fonctionnement s'applique pour les fichiers de configuration du NPS et/ou de la TTF. Une fois créé(s) et enregistré(s), les images du fantôme peuvent être analysées directement et a posteriori, autant de fois que l'utilisateur le souhaite. De plus, pour la TTF, la détection des inserts a été automatisée mais nécessite tout de même un set d'image de haute qualité pour faciliter la détection des inserts. Ensuite, à chaque calcul, les courbes et les principaux résultats sont automatiquement sauvegardés pour chaque métrique. Ceci permet de pouvoir accéder aux résultats et pouvoir tracer les courbes a posteriori. Enfin, le logiciel permet également de pouvoir analyser plusieurs séries d'images d'un même fantôme en mode batch, ce qui entraîne un gain de temps considérable pour l'analyse. Les courbes et les principaux résultats sont enregistrés dans un tableur contenant l'ensemble des données analysées. Toutefois, l'utilisation de ce mode ne doit être réalisé que si les images ont été acquises sur le même fantôme, pour les mêmes positions et épaisseurs de coupes.

Pour le calcul de la TTF, plusieurs méthodologies sont proposées dans le logiciel pour corriger l'ESF et la LSF. En effet, comme précisé dans le rapport, elles sont influencées par les conditions de bruit dans l'image et le contraste entre le fond et l'insert. Ainsi, l'utilisateur a la possibilité d'appliquer plusieurs types de corrections et de visualiser directement les modifications apportées à l'ESF et/ou la LSF et *in fine*, à la TTF résultante. Deux presets sont proposés pour se rapprocher de méthodologies déjà publiées [54; 62]. Cependant, il est recommandé à l'utilisateur d'ajuster les paramètres en fonction des conditions de bruit dans l'image. Lorsque le CNR_{Total} est inférieur à 15, plusieurs corrections à effectuer ont été précisées dans le rapport. Cependant, ces corrections entraînent une modification de la courbe ESF. Les variations de comportement de la TTF induit par ces corrections peuvent être délicate à interpréter. Dans ces cas-là, il est recommandé de multiplier le nombre de coupes à analyser en répétant les acquisitions sur le fantôme pour les mêmes paramètres d'acquisition et de

reconstruction, et ce afin d'augmenter le CNR_{Total} [12]. Le logiciel iQMetrix-CT permet de gérer ces multiples acquisitions.

Le logiciel présente également des limites liées au choix du modèle observateur. Le modèle NPWE est établi dans les conditions SKE-BKE qui ne sont pas des conditions cliniques courantes. En revanche ces conditions sont tout à fait pertinentes avec les fantômes utilisés. Le calcul du NPS n'est valable que si le bruit est stationnaire dans les ROIs utilisées. Or cette stationnarité locale n'est pas évaluée par le logiciel. Celui-ci pourrait faire l'objet d'une mise à jour dans le futur pour intégrer cette évaluation.

La corrélation de l'index de détectabilité avec l'œil du radiologue a également une limite. À partir d'un certain seuil, l'augmentation de la qualité image n'engendre plus une meilleure détectabilité par le radiologue (l'objet est toujours détecté) alors que le d' , qui n'est pas borné, augmente. Enfin, l'index de détectabilité bien que prenant en compte le NPS, ne rend pas compte du ressenti du radiologue qui peut rejeter certaines textures de l'image (aspect synthétique de l'image reconstruite par certain algorithme).

Depuis le début du groupe de travail, l'Université de Duke a également développé le logiciel imQuest permettant de calculer ces 3 métriques [12]. Ce logiciel en accès libre permet de calculer ces métriques sur les images acquises sur des fantômes ACR CT 464 et Mercury V3.0 et V4.0 mais également tout type de fantôme ayant les mêmes caractéristiques [12]. Avec l'arrivée de ce nouveau logiciel mais également le développement des logiciels dits « home-made », l'utilisation de ces métriques s'est démocratisée et de nombreuses études ont été publiées [2; 17; 18; 50; 53; 100-105].

Ces métriques sont principalement utilisées pour l'optimisation des protocoles [39; 40; 105]. Les métriques calculées pour un protocole standard sont comparées avec celles calculées pour des protocoles optimisés après ajustement des paramètres d'acquisition et de reconstruction. L'idée est de trouver le meilleur compromis entre le niveau de bruit, le changement de texture et/ou de résolution spatiale et l'index de détectabilité pour des lésions simulées se rapprochant de celles rencontrées en clinique avec le protocole à optimiser. On peut notamment définir un potentiel de réduction de dose en comparant la valeur de d' obtenue à un niveau de dose donné avec la même valeur de d' obtenue en réduisant les doses et en ajustant les paramètres [2; 53].

Ces métriques sont également utilisées pour évaluer les performances des algorithmes de reconstruction [2; 55; 103]. Bien qu'initialement développé pour les algorithmes IR, ces métriques sont également adaptées aux propriétés des images de nouveaux algorithmes de reconstruction basés sur du Deep Learning [13; 14; 16-18; 104; 106]. Elles peuvent également être utilisées pour évaluer de nouveaux outils ou les nouvelles technologies [98; 99; 107-110].

Elles sont également adaptées pour évaluer la qualité des images virtuelles monoénergétiques pour les acquisitions double-énergie. Cependant, cela nécessite d'utiliser des fantômes adaptés et d'ajuster le contraste de la tâche clinique à chaque niveau d'énergie [108-112].

Enfin, en perspective, ces métriques pourraient également être utilisées dans le cadre du contrôle de qualité des TDMs.

Le logiciel a été validé et comparé au logiciel imQuest et aux résultats obtenus dans des publications récentes [2; 107; 108]. Ces vérifications ont été réalisées sur plusieurs sets de données provenant de différents TDMs équipés de différents algorithmes IR et DLR, pour différents niveaux de dose, kernels de reconstruction, etc. Les images provenant de plusieurs fantômes de qualité image ont également été utilisés (ACR CT 464, Catphan 500/600, Mercury v4.0...). Les images TDM conventionnelles, double-énergie, provenant de TDM à comptage photonique et de CBCT ont été analysées. Le logiciel a également été utilisé dans trois études publiées [13; 15; 112].

H. Conclusion et perspectives

Ce rapport explicite les métriques avancées les plus communément utilisées pour quantifier la qualité image en tomodensitométrie. Il inclut également les différents paramètres d'influence dans le calcul de ces métriques en les illustrant par des exemples pratiques.

Ce groupe de travail de la SFPM est également le premier à diffuser à ses membres un logiciel. Le logiciel iQMetrix-CT permet le calcul du NPS, de la TTF et enfin de l'index de détectabilité d' et ce pour des images tomodensitométriques acquises sur des fantômes de qualité image largement diffusés dans les services d'imagerie médicale, de médecine nucléaire et de radiothérapie. Ces métriques pourraient remplacer les outils de contrôle réglementaire de la qualité image mais sont surtout des compléments dans la démarche d'optimisation des protocoles d'acquisition en TDM.

Les travaux du GT sont le reflet actuel de l'état de l'art dans l'évaluation de la qualité image, à l'exception notable des modèles CHO, et devra être mis à jour en fonction des avancées scientifiques dans ce domaine. En effet, le logiciel pourra à l'avenir être amélioré en prenant en compte d'autres types de tâche clinique, d'autres paradigmes que le SKE-BKE ou encore d'autres modèles d'observateur. Enfin, les méthodes de calcul pourront être mises à jour en fonction des avancées technologiques pour l'acquisition et la reconstruction des images tomodensitométriques.

Les auteurs déclarent n'avoir aucun lien d'intérêt en relation avec ce groupe de travail et ce rapport.

ANNEXE : Extrait du code

1. NPS

Le code ci-dessous est largement inspiré des travaux de J.G Ott et F.A Mieville.

```
% Loop on every slice (excepting the last one because of ROIs subtraction)
for j = 1:(size(NPS_image,1)-1)
    for i = 1:NPS_method.NumberOfROI
        % As fit function asks to get only vector
        % Data_ROI into a vector
        Data_tmp = Data_ROI(:,j,i);
        Data_vect = double(Data_tmp(:));
        % Grid creation for fitting
        [xGrid,yGrid] = meshgrid(double(1:ROI_size));
        % Fit Data_ROI with a fitType function (by default
        % NPS_method.fitType is a order 2 polynom)
        poly_fit = fit([xGrid(:), yGrid(:)],Data_vect,NPS_method.fitType);
        % Get fitted values sampled like Data_ROI
        Fit_vect = poly_fit([xGrid(:), yGrid(:)]);
        % Reshape fitted values into a 2D matrix
        Fit_ROI = reshape(Fit_vect,[ROI_size ROI_size]);
        % subtract very low frequency noise component (as signal) to ROIs
        diff_ROI(:,j,i) = Data_ROI(:,j,i) - Fit_ROI;
        % 2D Discrete Fourier Transform resampled to a ...
        FFT_ROI_decentered = fft2(diff_ROI(:,j,i),FFT_size,FFT_size);
        % Shift zero-frequency component to center of spectrum
        FFT_ROI(:,j,i) = fftshift(FFT_ROI_decentered);
        % Squared module of FFT_ROI
        Module_FFT_ROI(:,j,i) = abs(FFT_ROI(:,j,i)).^2;
        % NPS 2D for a single slice and a single ROI (Wiener spectrum Wt)
        Wt(:,j,i) = (pixel_size/ROI_size)^2 * Module_FFT_ROI(:,j,i) ;
    end
end

% Sampling frequency
samplingFreq = 1 / pixel_size;
% Nyquist frequency
nyquistFreq = samplingFreq / 2;

% Average value on each slice and ROI
NPS2D = mean(mean(Wt,4),3);

% Create radial profiles and get from NPS2D to radial NPS1D
% NPS2D should have a circular symmetry when at the isocenter...
% By shifting zero frequency component from a even matrix, the matrix
% center is at (FFT_size/2+1; FFT_size/2+1)
NPS2D_center = [FFT_size/2+1 FFT_size/2+1];

% Sampling angle to define a profile
theta = 0:10:360;
% Degree to Radian conversion
theta = theta*pi/180;

%Length of the profile (up to fmax)
r = (FFT_size/2);
```

```
% Profile creation
for i=1:numel(theta)
    [xProfile(i,:),yProfile(i,:),radialProfile(i,:)] = improfile(NPS2D,...
        [NPS2D_center(1) NPS2D_center(1)+r*cos(theta(i))],...
        [NPS2D_center(2) NPS2D_center(2)+r*sin(theta(i))],r,'bilinear');
end

% Average value of profiles
NPS1D = mean(radialProfile,1);
NPS1D=NPS1D(1:end-1);
NPS1D(end+1)=NPS1D(end);

% Fit
% Vector of frequencies
freq = linspace(0,nyquistFreq,FFT_size/2);

% Get fitted NPS1D
switch NPS_method.FitMethod
    case '11th order polynom'
        % Order 11 polynom fit using polyfit to get
        % polynom coefficients
        poly = polyfit(freq,NPS1D,11);
        % to get y = f(x) use polyval
        NPS1D_fit = polyval(poly,freq);
        NPS2D_fit = fct_convert2D(NPS1D_fit) ;
        NPS2D_fit(isnan(NPS2D_fit)) = 0 ;

    case 'smoothing spline'
        % Smoothing splines interpolation
        NPS1D_fit = fit(freq,NPS1D,'smoothingspline','smoothingparam',...
            0.999999);
        NPS1D_fit = NPS1D_fit(freq);
        NPS2D_fit = fct_convert2D(NPS1D_fit) ;
        NPS2D_fit(isnan(NPS2D_fit)) = 0 ;

end
```

2. TTF

3.1. Détermination de l'ESF

```
%% ESF Calculation
CNR_limit = 15 ; % AAPM Report

num_image = int16(size(TTF_image,1)) ; % number of images
step = 1/10.0 ; % oversampling step
pixel_size = TTF_serie_parameters.pixel_size ; % pixel size

% Calculate for each image, the ROI image and the R 'distance' matrix
X0 = insert.X ;
Y0 = insert.Y ;
R0 = insert.radius ;
size_ROI = 4*R0 ;
[X, Y] = meshgrid(X0-2*R0:X0+2*R0, Y0-2*R0:Y0+2*R0) ;
R = sqrt((X-X0).^2 + (Y-Y0).^2) ;

for idx=1:num_image
```

```
% Warning: there is an inversion of the axes between the images and
% the arrays
ROI(:, :, idx) = TTF_image(idx).image(Y0-2*R0:Y0+2*R0, X0-2*R0:X0+2*R0) ;
end

% prepare an oversampled vector
regular_vector_start = 1.0 ;
regular_vector_stop = size_ROI/2.0 ;
regular_vector_distance = regular_vector_start:step:regular_vector_stop ;
regular_vector_distance_in_mm = pixel_size .* regular_vector_distance ;
ESF_raw_byImage = zeros(num_image, size(regular_vector_distance, 2)) ;

if strcmp(TTF_method.ESF_Method, 'from pixel distance')
    [~, rbin, bin] = histcounts(R, regular_vector_distance);
    for idx=1:num_image
        tempROI = ROI(:, :, idx) ;
        pixel_val = zeros(int16(size_ROI), 1);
        for i=1:length(rbin)
            val_inside_bin = tempROI(bin == i);
            pixel_val(i) = median(val_inside_bin);
        end
        % if some interval value is nan then interpolate with nearest value
        pixel_val = interp1(find(~isnan(pixel_val)), ...
            pixel_val(~isnan(pixel_val)), 1:length(pixel_val), ...
            'nearest', 'extrap');
        ESF_raw_byImage(idx, :) = pixel_val ;
    end
    % calculating the median ESF from by image ESF
    ESF = median(ESF_raw_byImage) ;
end
```

3.2. Détermination de la LSF

```
%% LSF Calculation
LSF = diff(ESF) / step ; % LSF is the derivative of ESF
LSF(end+1) = 0 ; % diff of a n element vector provide a n-1 vector
normLSF = LSF / sum(LSF) ;
```

3.3. Détermination de la TTF

```
%% TTF Calculation
fnyquist = 0.5 / pixel_size ;
%
N=1024 ;
fast_fourrier_transform = abs(fft(normLSF, N)) ;
TTF = fast_fourrier_transform(1:end/2) ;
TTF = TTF / TTF(1) ;
%
sampling_freq = 1/(step * pixel_size);
limit_freq = sampling_freq / 2 ;
freq = linspace(0, limit_freq, size(TTF, 2)) ;

% delete everything over times nyquist frequency
idx_cut_array = find(freq > fnyquist) ;
idx_cut = idx_cut_array(1) ;
TTF = TTF(1:idx_cut) ;
frequency = freq(1:idx_cut) ;
```

3. Indice de détectabilité d' (modèle NPWEi)

3.1. Tache clinique

```
% grid representing the image where the clinical task will be represented
freqvector_size = double(clinicaltask.matrix_size) ;
pixel_size = clinicaltask.pixel_size ;
idx = (0:(freqvector_size-1)) - freqvector_size/2 ;
[x,y] = meshgrid(idx,idx);

% input numerical
% background_HU, lesion_HU, lesion_diameter_in_mm and lesion_steepness
% are defined in the interface ;
lesion_diameter_in_pixel = lesion_diameter_in_mm / pixel_size ;
lesion_radius_in_pixel = lesion_diameter_in_pixel / 2;
% definition of the image h2 without lesion
background_image = background_HU * ones(freqvector_size) ;
contrast = lesion_HU - background_HU;

switch clinicaltask.method_name
    case 'Homogeneous Nodule'
        circular_lesion = sqrt((x.^2+y.^2)) <= lesion_radius_in_pixel;
        homogenous_lesion=circular_lesion*contrast;
        real_image = homogenous_lesion + background_image;

    case 'Designer Nodule'
        % definition of the lesion in 2D
        r2D = sqrt(x.^2 + y.^2);
        real_image = (1 - ( r2D ./ lesion_radius_in_pixel) .^2).^ steepness ;
        real_image(r2D > lesion_radius_in_pixel) = 0 ;
        real_image = real_image * contrast + background_image ;

    case 'Gaussian Nodule'
        % definition of the lesion in 2D
        r2D = sqrt(x.^2 + y.^2);
        real_image = 0.5 * contrast * (1 - ...
            erf(pixel_size*(r2D - lesion_radius_in_pixel)/(steepness)))...
            + background_image ;
end

% Clinical task Wtask
% Fourier transform of the clinical task spatial image
W_task = abs(pixel_size^2*fftn(real_image));
W_task = fftshift(W_task);
freq = (0:(freqvector_size-1))/(pixel_size*freqvector_size);
shifted_freq = fftshift(freq) ;
indx = shifted_freq==0 ;
W_freq = freq - freq(indx) ;
```

3.2. Détermination de la fonction de visualisation

```
if strcmp(visu_method.name, 'Saunders function')
    %
    FOV = double(visu_method.FOV) ;
```

```
R = visu_method.R ;
D = visu_method.D ;
%
a = 1.5;
b = 3.22;
c = 0.68;
nu = 1;
%
rho=(nu * freq * FOV * pi * R) / (D * 180);
v_2D = ((rho .^a) .* exp(-b .* (rho .^c))) .^2 ;
v_2D = v_2D / max(max(v_2D));

elseif strcmp(visu_method.name, 'Eckstein function')
FOV = double(visu_method.FOV) ;
R = visu_method.R ;
D = visu_method.D ;
%
a=1.5;
b=0.98;
c=0.68;
nu=1;
%
rho=(nu * freq * FOV * pi * R) / (D * 180);
v_2D = ((rho .^ a) .* exp(-b .* (rho .^c))) .^ 2 ;
v_2D = v_2D / max(max(v_2D));

elseif strcmp(visu_method.name, 'Burgess function')
n = 1.3;
c = 3.07;
%
v_2D = ((freq .^n) .* exp( -c .* freq)) .^2;
v_2D = v_2D / max(max(v_2D));

else % visu_method = 'No visualisation function'
v_2D = ones(matrix_size) ;
end

visual_function = v_2D ;
```

3.3. Détermination du bruit interne

```
if addInternalNoise
switch dprime_method.visual_function_name
case ('Burgess function', 'No visualisation function')
R = 500 ;
otherwise
R = dprime_method.visual_function_R ;
end
internal_noise = (dprime_method.alpha * ((R / 1000)^2) * ...
dprime_method.Noise^2) .* ones(freqvector_size);

else
internal_noise = zeros(freqvector_size);
end
```

3.4. Détermination de l'indice de détectabilité d'

```
% get pixel_size, matrix_size from the clinical task
freqvector_size = double(task_function.matrix_size) ;
freq_1D = task_function.fourrier_freq ;
[X_W, Y_W] = meshgrid(freq_1D, freq_1D);

% interpolate NPS (must be the same matrix size than clinical_task)
NPS_original_freq = linspace(-f_nyquist,f_nyquist, 2 * length(NPS_freq)) ;
[X_nps, Y_nps] = meshgrid(NPS_original_freq) ;
interpolated_NPS = interp2(X_nps, Y_nps, NPS2D, X_W, Y_W, 'linear');
interpolated_NPS(isnan(interpolated_NPS)) = 0 ;

% interpolate TTF (must be the same matrix size than clinical_task)
TTF2D = fct_convert2D(TTF) ; % create a 2D TTF curve by revolution
TTF_original_freq = linspace(-f_nyquist,f_nyquist, 2 * length(TTF_freq)) ;
[X_ttf, Y_ttf] = meshgrid(TTF_original_freq) ;
interpolated_TTF = interp2(X_ttf, Y_ttf, TTF2D, X_W, Y_W, 'linear');
interpolated_TTF(isnan(interpolated_TTF)) = 0 ;

% d prime computation
numerator = (trapz(freq_1D, trapz(freq_1D, (interpolated_TTF.^2) .* ...
    (clinical_task.^2) .* (visual_function.^2))))^2 ;

denominator = trapz(freq_1D, trapz(freq_1D, ...
    (interpolated_NPS + internal_noise) .* (interpolated_TTF.^2) .* ...
    (clinical_task.^2) .* (visual_function.^4))) ;

dprime = sqrt(numerator / denominator) ;
```

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- 1 Willemink MJ, Noel PB (2019) The evolution of image reconstruction for CT-from filtered back projection to artificial intelligence. *Eur Radiol* 29:2185-2195
- 2 Greffier J, Frandon J, Larbi A, Beregi JP, Pereira F (2020) CT iterative reconstruction algorithms: a task-based image quality assessment. *Eur Radiol* 30:487-500
- 3 Greffier J, Macri F, Larbi A et al (2015) Dose reduction with iterative reconstruction: Optimization of CT protocols in clinical practice. *Diagn Interv Imaging* 96:477-486
- 4 Macri F, Greffier J, Pereira F et al (2016) Value of ultra-low-dose chest CT with iterative reconstruction for selected emergency room patients with acute dyspnea. *Eur J Radiol* 85:1637-1644
- 5 Hamard A, Frandon J, Larbi A et al (2020) Impact of ultra-low dose CT acquisition on semi-automated RECIST tool in the evaluation of malignant focal liver lesions. *Diagn Interv Imaging* 101:473-479
- 6 Nicolan B, Greffier J, Dabli D et al (2021) Diagnostic performance of ultra-low dose versus standard dose CT for non-traumatic abdominal emergencies. *Diagn Interv Imaging* 102:379-387
- 7 Han WK, Na JC, Park SY (2020) Low-dose CT angiography using ASiR-V for potential living renal donors: a prospective analysis of image quality and diagnostic accuracy. *Eur Radiol* 30:798-805
- 8 Yoon S, Yoo KH, Park SH et al (2022) Low-dose abdominopelvic computed tomography in patients with lymphoma: An image quality and radiation dose reduction study. *PLoS One* 17:e0272356
- 9 Schule S, Gartner K, Halt D, Beer M, Hackenbroch C (2022) Low-Dose CT Imaging of the Pelvis in Follow-up Examinations-Significant Dose Reduction and Impact of Tin Filtration: Evaluation by Phantom Studies and First Systematic Retrospective Patient Analyses. *Invest Radiol* 57:789-801
- 10 Blum A, Gervaise A, Teixeira P (2015) Iterative reconstruction: Why, how and when? *Diagn Interv Imaging* 96:421-422
- 11 Verdun FR, Racine D, Ott JG et al (2015) Image quality in CT: From physical measurements to model observers. *Phys Med* 31:823-843
- 12 Samei E, Bakalyar D, Boedeker KL et al (2019) Performance evaluation of computed tomography systems: Summary of AAPM Task Group 233. *Med Phys* 46:e735-e756
- 13 Greffier J, Frandon J, Si-Mohamed S et al (2022) Comparison of two deep learning image reconstruction algorithms in chest CT images: A task-based image quality assessment on phantom data. *Diagn Interv Imaging* 103:21-30
- 14 Greffier J, Dabli D, Hamard A et al (2022) Effect of a new deep learning image reconstruction algorithm for abdominal computed tomography imaging on image quality and dose reduction compared with two iterative reconstruction algorithms: a phantom study. *Quant Imaging Med Surg* 12:229-243
- 15 Greffier J, Dabli D, Frandon J et al (2021) Comparison of two versions of a deep learning image reconstruction algorithm on CT image quality and dose reduction: A phantom study. *Med Phys* 48:5743-5755
- 16 Greffier J, Hamard A, Pereira F et al (2020) Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: a phantom study. *Eur Radiol* 30:3951-3959
- 17 Racine D, Brat HG, Dufour B et al (2021) Image texture, low contrast liver lesion detectability and impact on dose: Deep learning algorithm compared to partial model-based iterative reconstruction. *Eur J Radiol* 141:109808

- 18 Solomon J, Lyu P, Marin D, Samei E (2020) Noise and spatial resolution properties of a commercially available deep learning-based CT reconstruction algorithm. *Med Phys* 47:3961-3971
- 19 Bushberg JT, Seibert JA, Leidholdt EM, Boone JM (2011) *The Essential Physics of Medical Imaging*, Third Edition. LWW; Third, North American edition
- 20 Włodarczyk J, Kremer R, Hughes H (2018) Edward Gresham, Copernican Cosmology, and Planetary Occultations in Pre-Telescopic Astronomy. *Journal for the History of Astronomy* 49:2369-2305
- 21 Gaskill JD (1978) *Linear Systems, Fourier Transforms, and Optics*, 1st ed édition (30 août 1978) edn
- 22 Boone JM, Brink JA, Edyvean S et al (2012) Radiation dose and image-quality assessment in computed tomography. *Journal of the ICRU* 12
- 23 Judy PF (1976) The line spread function and modulation transfer function of a computed tomographic scanner. *Med Phys* 3:233-236
- 24 Nakaya Y, Kawata Y, Niki N, Umetatni K, Ohmatsu H, Moriyama N (2012) A method for determining the modulation transfer function from thick microwire profiles measured with x-ray microcomputed tomography. *Med Phys* 39:4347-4364
- 25 Friedman SN, Fung GS, Siewerdsen JH, Tsui BM (2013) A simple approach to measure computed tomography (CT) modulation transfer function (MTF) and noise-power spectrum (NPS) using the American College of Radiology (ACR) accreditation phantom. *Med Phys* 40:051907
- 26 Brunner CC, Kyprianou IS (2013) Material-specific transfer function model and SNR in CT. *Phys Med Biol* 58:7447-7461
- 27 Droege RT, Morin RL (1982) A practical method to measure the MTF of CT scanners. *Med Phys* 9:758-760
- 28 Marin D, Nelson RC, Samei E et al (2009) Hypervascular liver tumors: low tube voltage, high tube current multidetector CT during late hepatic arterial phase for detection--initial clinical experience. *Radiology* 251:771-779
- 29 Ehman EC, Guimaraes LS, Fidler JL et al (2012) Noise reduction to decrease radiation dose and improve conspicuity of hepatic lesions at contrast-enhanced 80-kV hepatic CT using projection space denoising. *AJR Am J Roentgenol* 198:405-411
- 30 Dong F CT noise power spectrum for filtered backprojection and iterative projectionAAPM Annu Congr nd:36,
- 31 Vaishnav JY, Jung WC, Popescu LM, Zeng R, Myers KJ (2014) Objective assessment of image quality and dose reduction in CT iterative reconstruction. *Med Phys* 41:071904
- 32 Solomon J (2016) *Advanced Techniques for Image Quality Assessment of Modern X-ray Computed Tomography Systems*. Graduate Program in Medical Physics Duke University,
- 33 Hounsfield GN (1973) Computerized transverse axial scanning (tomography). 1. Description of system. *Br J Radiol* 46:1016-1022
- 34 Schofield R, King L, Tayal U et al (2020) Image reconstruction: Part 1 - understanding filtered back projection, noise and image acquisition. *J Cardiovasc Comput Tomogr* 14:219-225
- 35 Despres P, Jia X (2017) A review of GPU-based medical image reconstruction. *Phys Med* 42:76-92
- 36 Geyer LL, Schoepf UJ, Meinel FG et al (2015) State of the Art: Iterative CT Reconstruction Techniques. *Radiology* 276:339-357
- 37 Thibault JB, Sauer KD, Bouman CA, Hsieh J (2007) A three-dimensional statistical approach to improved image quality for multislice helical CT. *Med Phys* 34:4526-4544
- 38 Hsieh J (2015) *Computed Tomography: Principles, Design, Artifacts, and Recent Advances*, Third Edition. SPIE Press. 10.1117/3.2197756
- 39 Greffier J, Boccacini S, Beregi JP et al (2020) CT dose optimization for the detection of pulmonary arteriovenous malformation (PAVM): A phantom study. *Diagn Interv Imaging* 101:289-297

- 40 Greffier J, Frandon J, Pereira F et al (2020) Optimization of radiation dose for CT detection of lytic and sclerotic bone lesions: a phantom study. *Eur Radiol* 30:1075-1078
- 41 Pasquier H, Gardavaud F, Chiaradia M et al (2018) Iterative reconstructions in multiphase CT imaging of the liver: qualitative and task-based analyses of image quality. *Clin Radiol* 73:834 e839-834 e816
- 42 Pasquier H (2017) Développement d'un système d'aide à l'optimisation personnalisée des protocoles d'acquisition scanographique. Paris Est
- 43 Beister M, Kolditz D, Kalender WA (2012) Iterative reconstruction methods in X-ray CT. *Phys Med* 28:94-108
- 44 Larbi A, Orliac C, Frandon J et al (2018) Detection and characterization of focal liver lesions with ultra-low dose computed tomography in neoplastic patients. *Diagn Interv Imaging* 99:311-320
- 45 Willemink MJ, de Jong PA, Leiner T et al (2013) Iterative reconstruction techniques for computed tomography Part 1: technical principles. *Eur Radiol* 23:1623-1631
- 46 Goenka AH, Herts BR, Obuchowski NA et al (2014) Effect of reduced radiation exposure and iterative reconstruction on detection of low-contrast low-attenuation lesions in an anthropomorphic liver phantom: an 18-reader study. *Radiology* 272:154-163
- 47 Martini K, Higashigaito K, Barth BK, Baumüller S, Alkadhi H, Frauenfelder T (2015) Ultralow-dose CT with tin filtration for detection of solid and sub solid pulmonary nodules: a phantom study. *Br J Radiol* 88:20150389
- 48 Mileto A, Zamora DA, Alessio AM et al (2018) CT Detectability of Small Low-Contrast Hypoattenuating Focal Lesions: Iterative Reconstructions versus Filtered Back Projection. *Radiology* 289:443-454
- 49 Jensen K, Martinsen AC, Tingberg A, Aalokken TM, Fosse E (2014) Comparing five different iterative reconstruction algorithms for computed tomography in an ROC study. *Eur Radiol* 24:2989-3002
- 50 Solomon J, Marin D, Roy Choudhury K, Patel B, Samei E (2017) Effect of Radiation Dose Reduction and Reconstruction Algorithm on Image Noise, Contrast, Resolution, and Detectability of Subtle Hypoattenuating Liver Lesions at Multidetector CT: Filtered Back Projection versus a Commercial Model-based Iterative Reconstruction Algorithm. *Radiology* 284:777-787
- 51 Samei E, Grist TM (2018) Why Physics in Medicine? *J Am Coll Radiol* 15:1008-1012
- 52 Samei E (2020) *Computed Tomography: Approaches, Applications, and Operations*, 1st edn. Springer
- 53 Samei E, Richard S (2015) Assessment of the dose reduction potential of a model-based iterative reconstruction algorithm using a task-based performance metrology. *Med Phys* 42:314-323
- 54 Ott JG, Becce F, Monnin P, Schmidt S, Bochud FO, Verdun FR (2014) Update on the non-prewhitening model observer in computed tomography for the assessment of the adaptive statistical and model-based iterative reconstruction algorithms. *Phys Med Biol* 59:4047-4064
- 55 Solomon JB, Christianson O, Samei E (2012) Quantitative comparison of noise texture across CT scanners from different manufacturers. *Med Phys* 39:6048-6055
- 56 Li K, Tang J, Chen GH (2014) Statistical model based iterative reconstruction (MBIR) in clinical CT systems: experimental assessment of noise performance. *Med Phys* 41:041906
- 57 Mieville FA, Bolard G, Bulling S, Gudinchet F, Bochud FO, Verdun FR (2013) Effects of computing parameters and measurement locations on the estimation of 3D NPS in non-stationary MDCT images. *Phys Med* 29:684-694
- 58 Balda M, Heismann BJ, Hornegger J (2010) Non-Stationary CT Image Noise Spectrum Analysis. MATLAB polyfit nd (2020) Polynomial curve fitting. Available via <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/polyfit.html>
- 60 MATLAB & Simulink nd (2020) Smoothing Splines. Available via <https://www.mathworks.com/help/curvefit/smoothing-splines.html>

- 61 Li K, Garrett J, Ge Y, Chen GH (2014) Statistical model based iterative reconstruction (MBIR) in clinical CT systems. Part II. Experimental assessment of spatial resolution performance. *Med Phys* 41:071911
- 62 Richard S, Husarik DB, Yadava G, Murphy SN, Samei E (2012) Towards task-based assessment of CT performance: system and object MTF across different reconstruction algorithms. *Med Phys* 39:4115-4122
- 63 Chen B, Christianson O, Wilson JM, Samei E (2014) Assessment of volumetric noise and resolution performance for linear and nonlinear CT reconstruction methods. *Med Phys* 41:071909
- 64 Maidment AD, Albert M (2003) Conditioning data for calculation of the modulation transfer function. *Med Phys* 30:248-253
- 65 Barrett HH, Myers KJ (2003) *Foundations of Image Science*, ed. Wiley–Blackwell
- 66 Solomon J (2016) *Advanced Techniques for Image Quality Assessment of Modern X-ray Computed Tomography Systems*. Graduate Program in Medical Physics Duke University.,
- 67 Measurement ICoRU (1996) ICRU Report No. 54: *Medical Imaging – The Assessment of Image Quality*,
- 68 Barrett HH, Myers KJ, Hoeschen C, Kupinski MA, Little MP (2015) Task-based measures of image quality and their relation to radiation dose and patient risk. *Phys Med Biol* 60:R1-75
- 69 Tanaka C, Ueguchi T, Shimosegawa E et al (2006) Effect of CT acquisition parameters in the detection of subtle hypoattenuation in acute cerebral infarction: a phantom study. *AJNR Am J Neuroradiol* 27:40-45
- 70 Baker ME, Dong F, Primak A et al (2012) Contrast-to-noise ratio and low-contrast object resolution on full- and low-dose MDCT: SAFIRE versus filtered back projection in a low-contrast object phantom and in the liver. *AJR Am J Roentgenol* 199:8-18
- 71 Bushberg JT, Seibert JA, Leidholdt EM, Boone JM (2002) *The Essential Physics of Medical Imaging*. LWW; Fourth, North American edition
- 72 Myers KJ, Barrett HH, Borgstrom MC, Patton DD, Seeley GW (1985) Effect of noise correlation on detectability of disk signals in medical imaging. *J Opt Soc Am A* 2:1752-1759
- 73 Solomon J, Samei E (2014) Quantum noise properties of CT images with anatomical textured backgrounds across reconstruction algorithms: FBP and SAFIRE. *Med Phys* 41:091908
- 74 Richard S, Samei E (2010) Quantitative imaging in breast tomosynthesis and CT: comparison of detection and estimation task performance. *Med Phys* 37:2627-2637
- 75 Gang GJ, Lee J, Stayman JW et al (2011) Analysis of Fourier-domain task-based detectability index in tomosynthesis and cone-beam CT in relation to human observer performance. *Med Phys* 38:1754-1768
- 76 Green DM, Swets JA (1966) *Signal detection theory and psychophysics*.
- 77 Burgess AE (2011) *Visual perception studies and observer models in medical imaging*. *Semin Nucl Med* 41:419-436
- 78 Fisher RA (1936) *The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems*. *Annals of Eugenics* 7
- 79 Hotelling A (1931) *The Generalization of Student's Ratio*. *Ann Math Statist* 2
- 80 Burgess AE, Wagner RF, Jennings RJ, Barlow HB (1981) Efficiency of human visual signal discrimination. *Science* 214:93-94
- 81 Burgess AE, Colborne B (1988) Visual signal detection. IV. Observer inconsistency. *J Opt Soc Am A* 5:617-627
- 82 Burgess AE, Humphrey K, Wagner F (1979) Detection of bars and discs in quantum noise. *Proc SPIE* 173:34-40
- 83 Burgess AE (1994) Statistically defined backgrounds: performance of a modified nonprewhitening observer model. *J Opt Soc Am A Opt Image Sci Vis* 11:1237-1242
- 84 Loo LN, Doi K, Metz CE (1984) A comparison of physical image quality indices and observer performance in the radiographic detection of nylon beads. *Phys Med Biol* 29:837-856

- 85 Wagner F (1978) Decision theory and the signal-to-noise ratio of Otto Schade. *Photogr Sci Eng* 8:13–23
- 86 Judy PF, Swensson RG, Szulc M (1981) Lesion detection and signal-to-noise ratio in CT images. *Med Phys* 8:13-23
- 87 Burgess AE (1985) Statistical efficiency of perceptual decisions. *Proc SPIE* 454:18-26
- 88 Solomon J, Mileto A, Ramirez-Giraldo JC, Samei E (2015) Diagnostic Performance of an Advanced Modeled Iterative Reconstruction Algorithm for Low-Contrast Detectability with a Third-Generation Dual-Source Multidetector CT Scanner: Potential for Radiation Dose Reduction in a Multireader Study. *Radiology* 275:735-745
- 89 Yu L, Leng S, Chen L, Kofler JM, Carter RE, McCollough CH (2013) Prediction of human observer performance in a 2-alternative forced choice low-contrast detection task using channelized Hotelling observer: impact of radiation dose and reconstruction algorithms. *Med Phys* 40:041908
- 90 Vennart W (1997) ICRU Report 54, Medical Imaging – The Assessment of Image Quality,
- 91 Christianson O, Chen JJ, Yang Z et al (2015) An Improved Index of Image Quality for Task-based Performance of CT Iterative Reconstruction across Three Commercial Implementations. *Radiology* 275:725-734
- 92 Burgess AE, Li X, Abbey CK (1997) Visual signal detectability with two noise components: anomalous masking effects. *J Opt Soc Am A Opt Image Sci Vis* 14:2420-2442
- 93 Eckstein M, Bartroff J, Abbey C, Whiting J, Bochud F (2003) Automated computer evaluation and optimization of image compression of x-ray coronary angiograms for signal known exactly detection tasks. *Opt Express* 11:460-475
- 94 Saunders RS, Jr., Samei E (2006) Resolution and noise measurements of five CRT and LCD medical displays. *Med Phys* 33:308-319
- 95 Richard S, Siewerdsen JH (2008) Comparison of model and human observer performance for detection and discrimination tasks using dual-energy x-ray images. *Med Phys* 35:5043-5053
- 96 Segui JA, Zhao W (2006) Amorphous selenium flat panel detectors for digital mammography: validation of a NPWE model observer with CDMAM observer performance experiments. *Med Phys* 33:3711-3722
- 97 Monnin P, Bochud FO, Verdun FR (2010) Using a NPWE model observer to assess suitable image quality for a digital mammography quality assurance programme. *Radiat Prot Dosimetry* 139:459-462
- 98 Si-Mohamed SA, Boccalini S, Lacombe H et al (2022) Coronary CT Angiography with Photon-counting CT: First-In-Human Results. *Radiology* 303:303-313
- 99 Si-Mohamed SA, Greffier J, Mialhes J et al (2022) Comparison of image quality between spectral photon-counting CT and dual-layer CT for the evaluation of lung nodules: a phantom study. *Eur Radiol* 32:524-532
- 100 Greffier J, Frandon J, Larbi A, Om D, Beregi JP, Pereira F (2019) Noise assessment across two generations of iterative reconstruction algorithms of three manufacturers using bone reconstruction kernel. *Diagn Interv Imaging* 100:763-770
- 101 Greffier J, Larbi A, Frandon J, Moliner G, Beregi JP, Pereira F (2019) Comparison of noise-magnitude and noise-texture across two generations of iterative reconstruction algorithms from three manufacturers. *Diagn Interv Imaging* 100:401-410
- 102 Racine D, Ryckx N, Ba A et al (2018) Task-based quantification of image quality using a model observer in abdominal CT: a multicentre study. *Eur Radiol* 28:5203-5210
- 103 Viry A, Aberle C, Racine D et al (2018) Effects of various generations of iterative CT reconstruction algorithms on low-contrast detectability as a function of the effective abdominal diameter: A quantitative task-based phantom study. *Phys Med* 48:111-118
- 104 Racine D, Becce F, Viry A et al (2020) Task-based characterization of a deep learning image reconstruction and comparison with filtered back-projection and a partial model-based iterative reconstruction in abdominal CT: A phantom study. *Phys Med* 76:28-37

- 105 Viry A, Aberle C, Lima T et al (2022) Assessment of task-based image quality for abdominal CT protocols linked with national diagnostic reference levels. *Eur Radiol* 32:1227-1237
- 106 Akagi M, Nakamura Y, Higaki T et al (2019) Deep learning reconstruction improves image quality of abdominal ultra-high-resolution CT. *Eur Radiol* 29:6163-6171
- 107 Greffier J, Pereira F, Hamard A, Addala T, Beregi JP, Frandon J (2020) Effect of tin filter-based spectral shaping CT on image quality and radiation dose for routine use on ultralow-dose CT protocols: A phantom study. *Diagn Interv Imaging* 101:373-381
- 108 Greffier J, Si-Mohamed S, Dabli D et al (2021) Performance of four dual-energy CT platforms for abdominal imaging: a task-based image quality assessment based on phantom data. *Eur Radiol* 31:5324-5334
- 109 Greffier J, Viry A, Barbotteau Y et al (2022) Phantom task-based image quality assessment of three generations of rapid kV-switching dual-energy CT systems on virtual monoenergetic images. *Med Phys* 49:2233-2244
- 110 Greffier J, Si-Mohamed S, Guiu B et al (2022) Comparison of virtual monoenergetic imaging between a rapid kilovoltage switching dual-energy computed tomography with deep-learning and four dual-energy CTs with iterative reconstruction. *Quant Imaging Med Surg* 12:1149-1162
- 111 Greffier J, Frandon J, Hamard A et al (2020) Impact of iterative reconstructions on image quality and detectability of focal liver lesions in low-energy monochromatic images. *Phys Med* 77:36-42
- 112 Greffier J, Frandon J, Sadate A et al (2021) Impact of four kVp combinations available in a dual-source CT on the spectral performance of abdominal imaging: A task-based image quality assessment on phantom data. *J Appl Clin Med Phys* 22:243-254

RAPPORTS SFPM PRÉCÉDEMMENT PARUS

Titre	Sous-titre	Numéro	Date	Domaine	Disponibilité
Quality control of electrons accelerators for medical use		1A	1989	RT	OUI
Choix et évaluation des systèmes informatiques en radiothérapie		2	1989	RT	NON
Evaluation des performances et contrôle de qualité des scanners		3	1990	RA	OUI
Recommandations pour un programme d'assurance de qualité en radiothérapie externe	Réunion commune SFPM/SFRO	4	1992	RT	NON
Intercomparaison dosimétrique en curiethérapie		5	1991	RT	NON
Quality control of asymmetric fields on medical electron accelerators		6A	1993	RT	OUI
Contrôle de qualité des champs asymétriques pour les accélérateurs d'électrons à usage médical		6	1992	RT	OUI
Evaluation des performances et contrôle de qualité des caméras à scintillations.	1ère partie - mode planaire	7	1992	MN	OUI
Guide pratique de maîtrise de la qualité en radiodiagnostic conventionnel	Commission \Imagerie\''	8	1993	RA	NON
Etalonnage et contrôle de qualité des activimètres		10	1995	MN	OUI
Contrôle de qualité en curiethérapie par Iridium 192 à haut débit de dose		11	1995	RT	OUI
Evaluation des performances et contrôle de qualité des caméras à scintillations.	2ème partie - mode tomographique	12	1996	MN	OUI
Evaluation des performances des systèmes d'imagerie de contrôle		13	1996	RT	OUI
Evaluation des performances et contrôle de qualité des caméras à scintillations.	3ème partie - mode corps entier	14	1997	MN	OUI
Le rôle et les besoins en radiophysiciens dans le service de médecine nucléaire		15	1998	MN	OUI
Contention et repositionnement Etat de l'art en 1999		16	1999	RT	OUI
Guide pour la mise en oeuvre en radiothérapie externe de l'assurance qualité par mesures in vivo par dosimètres thermoluminescents et semi-conducteurs		18	2000	RT	OUI
Dosimétrie des explorations diagnostiques en médecine nucléaire.		19	2001	MN	OUI
Contrôle de qualité des collimateurs multilames		20	2003	RT	OUI
Dosimétrie des explorations diagnostiques en radiologie		21		RA	OUI
Le rôle et les besoins en radiophysiciens dans le service de médecine nucléaire	mise à jour du rapport n°15	22	2006	MN	OUI
Contrôle de qualité spécifique en IRM : développement et réalisation d'un objet-test multimodal		23	2007	IRM	OUI
Contrôle de qualité et mesure des performances en tomographie d'émission de positons		24	2008	MN	OUI
Contrôle de qualité d'une installation de simulation virtuelle		25	2009	RT	OUI
Contrôle de qualité en radiothérapie conformationnelle avec modulation d'intensité		26	2010	RT	OUI
Recommandations pour la mise en service et l'utilisation d'un TPS	mise à jour des rapports n°7, 12, 14	27	2010	RT	OUI
Contrôle de qualité et mesure des performances des gammas caméras		28	2012	MN	OUI
Radiothérapie guidée par l'image. Contrôle de qualité des équipements à rayons X (IGRT)		29	2014	RT	OUI
Dosimétrie des explorations diagnostiques en radiologie	mise à jour du rapport n° 21	30	2015	RA	OUI
Rôle et responsabilités du PM dans la validation des traitements oncologiques en radiothérapie interne vectorisée		31	2015	MN	OUI
Niveaux de référence en radiologie interventionnelle		32	2017	RA	OUI
Dosimétrie des explorations diagnostiques en médecine nucléaire	Mise à jour rapport N° 19	33	2017	MN	OUI
Assurance qualité en radiothérapie par modulation d'intensité rotationnelle		34	2018	RT	OUI

Rapport SFPM : Système d'analyse automatisé des images tomodensitométriques incluant des métriques de qualité image adaptées aux reconstructions de nouvelles générations.

qualité et sécurité des radiochirurgies et des radiothérapies stéréotaxiques		35	2019	RT	OUI
Assurance de qualité en curiethérapie : Techniques par projecteur de sources et implants prostatiques		36	2019	RT	OUI
Les caméras CZT cardiaques dédiées		37	2020	MN	OUI
Gestion des mouvements internes en radiothérapie externe		38	2020	RT	OUI
Doses au CT par indication cliniques		39	2020	RA	OUI
Niveaux de référence pour les pratiques interventionnelles radioguidées à l'aide d'arceaux mobiles de bloc opératoire		40	2021	RA	OUI