

République Algérienne Démocratique et Populaire  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ CONSTANTINE 1  
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE  
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

N° d'ordre : .....

Série : .....

**THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCE EN ÉLECTRONIQUE**

**Option : Contrôle**

Présentée par

**Teniou Samir**

Thème

**Nouveau Concept pour la Mesure de Débit Multiphasique**

Soutenue publiquement le 13/06/2013 devant le jury composé de:

Filali Salim	Prof. Université Constantine 1	Président
Belarbi Khaled	Prof. Université Constantine 1	Rapporteur
Meribout Mahmoud	M.C.A. Petroleum Institute Abu Dhabi	Co-Rapporteur
Hachouf Fella	Prof. Université Constantine 1	Examineur
Moussaoui Abdelouahab	Prof. Université Setif 1	Examineur
Ladaci Samir	M.C.A. Université 20 Août 1955 Skikda	Examineur



République Algérienne Démocratique et Populaire  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ CONSTANTINE 1  
FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE  
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

N° d'ordre : .....

Série : .....

**THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCE EN ÉLECTRONIQUE**

**Option : Contrôle**

Présentée par

**Teniou Samir**

Thème

**Nouveau Concept pour la Mesure de Débit Multiphasique**

Soutenue publiquement le 13/06/2013 devant le jury composé de:

Filali Salim	Prof. Université Constantine 1	Président
Belarbi Khaled	Prof. Université Constantine 1	Rapporteur
Meribout Mahmoud	M.C.A. Petroleum Institute Abu Dhabi	Co-Rapporteur
Hachouf Fella	Prof. Université Constantine 1	Examineur
Moussaoui Abdelouahab	Prof. Université Setif 1	Examineur
Ladaci Samir	M.C.A. Université 20 Août 1955 Skikda	Examineur

# Remerciements

Les premières personnes que je dois remercier sont mes directeurs de thèse, les professeurs Meribout Mahmoud et Belarbi Khaled. Je ne serai pas arrivé jusque là sans l'aide du Professeur Meribout. Je le remercie pour son orientation, son soutien, ses encouragements et sa positivité. Son intuition et sa créativité ont été l'inspiration pour cette thèse. Je remercie également le professeur Belarbi Khaled pour sa grande disponibilité, son aide et sa gentillesse qui ont joué un rôle essentiel dans l'aboutissement de ce travail. Son expérience et ses conseils ont contribué largement à ma formation scientifique.

Je remercie le professeur Filali Salim d'avoir accepté de présider mon jury de thèse. Mes sincères remerciements vont également aux professeurs Hachouf Fella, Moussaoui Abdelouahab et Ladaci Samir qui ont bien voulu examiner cette thèse.

Je tiens également à exprimer ma gratitude aux docteurs Ahmed Al-Dura et Khaled Al-Wahedi de l'institut du Pétrole, Abu Dhabi pour leur collaboration scientifique et aussi à messieurs Leslie Dias et Malik Abdul Halim pour leur contribution dans la réalisation des systèmes de tomographie électrique et magnétique.

Enfin, je tiens à exprimer mes vifs remerciements à tous mes amis pour leur soutien, en particulier mes collègues Fillali Abdelkader et Kharoua Nabil qui ont rendu mon séjour agréable.

# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>i</b>
<b>Table des matières</b>	<b>ii</b>
<b>Notations et abréviations</b>	<b>vi</b>
<b>Acronymes</b>	<b>vi</b>
<b>Symboles</b>	<b>viii</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>Chapitre 1 Principes et applications des débitmètres multiphasiques</b>	<b>10</b>
1.1 Introduction.....	10
1.2 Concepts de base.....	11
1.3 Aperçu sur les débitmètres multiphasiques.....	13
1.4 Ensemble des débitmètres multiphasiques disponibles.....	14
1.5 Tomographie pour la mesure de débit multiphasique	17
1.5.1 Tomographie à base des rayons x.....	17
1.5.2 Tomographie à base des rayons $\gamma$ .....	19
1.5.3 Tomographie par émission de positons (TEP).....	20
1.5.4 Imagerie par résonance magnétique (IRM).....	21
1.5.5 Tomographie à base de micro-ondes.....	23
1.5.6 Tomographie optique.....	24

1.5.7	Tomographie par ultrasons.....	25
1.5.8	Tomographie électrique.....	28
1.6	Conclusion.....	29
<b>Chapitre 2</b>	<b>Tomographie à capacité électrique utilisant des données de pression et de température</b>	<b>31</b>
2.1	Introduction.....	31
2.2	Aperçu sur les algorithmes de tomographie à capacité électrique.....	33
2.3	Dispositif proposé.....	34
2.4	Algorithme de reconstruction d'image.....	36
2.4.1	Modèle du système en utilisant les électrodes électriques.....	36
2.4.2	Modèle du système en utilisant les capteurs de pression et de température.....	37
2.4.3	Formulation du problème inverse.....	38
2.5	Résultats des simulations et discussions.....	42
2.6	Conclusion.....	46
<b>Chapitre 3</b>	<b>Une méthode de reconstruction d'image utilisant les ondes ultrasonores et la tomographie à résistance électrique</b>	<b>47</b>
3.1	Introduction.....	47
3.2	Architecture matérielle du système proposé.....	50
3.2.1	Système de tomographie par résistance électrique.....	50
3.2.2	Système de tomographie par ultrasons.....	52
3.2.3	Le module d'acquisition de données.....	54

3.2.4	L'ordinateur hôte.....	55
3.3	La méthode de reconstruction hybride basé sur les ultrasons et la tomographie à résistance électrique.....	55
3.4	Résultats des simulations et discussions.....	57
3.5	Conclusion.....	64
<b>Chapitre 4</b>	<b>Une approche basée sur la tomographie par induction magnétique et des capteurs infrarouges pour améliorer la précision de reconstruction d'image dans les environnements opaques</b>	<b>65</b>
4.1	Introduction.....	65
4.2	Formulation mathématique.....	67
4.3	Modèle du capteur en utilisant des bobines magnétiques.....	70
4.3.1	Problème direct.....	70
4.3.2	Matrice de sensibilité .....	71
4.3.3	Inversion de la conductivité.....	72
4.4	Résultats numériques.....	75
4.4.1	Résultats de reconstruction.....	75
4.4.2	Comparaisons avec un système de tomographie par induction magnétique unique.....	76
4.5	Conclusion.....	79
<b>Chapitre 5</b>	<b>Un algorithme de reconstruction hiérarchique pour la tomographie à capacité électrique en utilisant une approche de Relaxation Région</b>	<b>80</b>
5.1	Introduction.....	80
5.2	Travaux antérieurs.....	81

5.3	Méthode de reconstruction d'image .....	83
5.4	Résultats de simulation.....	89
5.5	Conclusion.....	93
<b>Chapitre 6</b>	<b>Reconstruction des objets en mouvement en temps réel dans un système de tomographie à capacité électrique en utilisant la corrélation entre images</b>	<b>94</b>
6.1	Introduction.....	94
6.2	Algorithmes de reconstruction d'image pour les objets en mouvement ....	96
6.2.1	Premier algorithme proposé: Méthode contrainte base (MCB)..	96
6.2.2	Deuxième algorithme proposé: Algorithme basée sur l'estimation de mouvement.....	98
6.3	Résultats des simulations et discussions.....	101
6.3.1	Résultats de simulation sur deux images de synthèse et discussions.....	102
6.3.2	Résultats de simulation après l'ajout de jusqu'à 7% de bruit et discussions.....	107
6.3.3	Résultats expérimentaux avec des données réelles et discussions.....	108
6.4	Conclusion.....	111
	<b>Conclusions</b>	<b>112</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>115</b>



# Notations et abréviations

## Acronymes

Acronymes	Détails
DF	Déformation de forme
DM	Débitmètre multiphasique
DTVS	Décomposition tronquée en valeurs singulières
DVS	Décomposition en valeurs singulières
EM	Estimation de mouvement
END	Essais non destructifs
EP	Erreur de position
GC	Gradient conjugué
GN	Gauss-Newton
GNRC	Gauss-Newton régularisée et avec contrainte
GNP	Gauss-Newton projeté
IMN	Imagerie magnétique nucléaire
IRM	Imagerie par résonance magnétique
IRP	Infrarouge proche
MCB	Méthode contrainte base
MEF	Méthode des éléments finis
RES	Résolution
RPF	Rétro-projection filtrée
RPL	Rétro-projection linéaire
RRLM	Régression et régularisation linéaire multiple
RTS	Retentissement
SMEM	Systèmes micro-électromécaniques

TCE	Tomographie à capacité électrique
TD	Tomodensitométrie
TE	Tomographie électrique
TEP	Tomographie par émission de positrons
TFP	Tomographie pour les flux de processus
TIE	Tomographie par induction électromagnétique
TIM	Tomographie par induction magnétique
TIM-FL	TIM avec fractions locales préalables
TIM-FT	TIM avec fractions totales préalables
TRA	Technique de reconstruction algébrique
TRAS	Technique de reconstruction algébrique simultanée
TRE	Tomographie par résistance électrique
TREU	Tomographie par résistance électrique et ultrasons
TRU	Tomographie par réflexion des ultrasons
TV	Temps de vol
VT	Variation totale

# Symboles

Symboles	Description
$a$	Fraction de gaz
$A$	Vecteur de potentiel magnétique
$A_\phi$	Solution du problème direct dans le cas où les bobines sont excitées par des courants $I_\phi$
$A_\psi$	Solution du problème direct dans le cas où les bobines sont excitées par des courants $I_\psi$
$b$	Fraction d'huile
$B$	Amplitude du champ magnétique
$c$	Fraction de l'eau
$C$	Capacités entre les électrodes
$C^-$	Capacités entre les électrodes correspondant à la distribution de permittivité $\epsilon^-$ au temps précédent $t^-$
$C^k$	Corrélation entre deux images avec un retard de $k$
$E$	L'intensité du champ électrique
$E_0$	Énergie d'un faisceau
$g$	Accélération due à la gravité
$g$	Variation de la conductivité
$G$	Matrice de corrélation de l'ensemble de toutes les distributions possibles de permittivité
$I_0$	Intensité incidente d'un faisceau
$I_{n \times n}$	Matrice d'identité $n \times n$
$J_X$	Jacobiennes d'une fonction $X$
$L$	Nombre de bobines magnétiques
$L$	Paramètre de regularization

$m$	Nombre de capacités mesurées
$Mg$	Débit massique du gaz
$Mo$	Débit massique de l'huile
$Mw$	Débit massique de l'eau
$M_i$	Moment cinétique au long de l'axe $i$
$n_E$	Nombre des éléments dans un maillage
$N$	Normale extérieure unitaire
$N$	Nombre des électrodes électriques
$P$	Pression
$Q$	Nombre de mouvements possibles des objets internes
$S$	Matrice de sensibilité
$S_{ij}(k)$	Sensibilité d'une mesure $(i,j)$ pour un changement dans la conductivité de l'élément $k$
$T$	Température
$T_1$	Temps de relaxation longitudinale
$T_2$	Relaxation spin-spin
$V$	Potentiel d'excitation appliquée entre les électrodes
$Vg$	Débit volumétrique des gaz
$Vo$	Débit volumétrique d'huile
$Vw$	Débit volumétrique de l'eau
$\Delta V$	Différence de potentiel entre une électrode source et une électrode détecteur
$\alpha$	Paramètre de régularisation
$\beta^k$	Longueur d'un pas dans la direction de recherche
$\gamma$	Rapport gyromagnétique
$\Gamma$	Surface d'une électrode électrique
$\Gamma_k$	Surface du $k^{ème}$ élément
$\Delta\varepsilon$	Direction de recherché

$\varepsilon$	Distribution de permittivité
$\varepsilon^-$	Distribution de la permittivité à l'instant précédent $t^-$
$\hat{\varepsilon}$	Distribution de permittivité reconstruite
$\bar{\varepsilon}$	Valeur moyenne de la distribution de permittivité
$\bar{\hat{\varepsilon}}$	Valeur moyenne de la distribution de permittivité reconstruite
$\lambda$	Vecteur de multiplicateurs de Lagrange
$\mu$	Coefficient d'atténuation
$\mu_0$	perméabilité
$v$	Vitesse de fluide
$v_g$	Vitesse du gaz
$v_o$	Vitesse de l'huile
$v_w$	Vitesse de l'eau
$\phi$	Distribution du champ électrique
$\Sigma$	Distribution de la conductivité
$\omega$	Vitesse angulaire
$\rho$	Distribution de la résistivité
$\hat{\rho}$	Distribution de la résistivité reconstruite
$\bar{\rho}$	Valeur moyenne de la distribution de résistivité
$\bar{\hat{\rho}}$	Valeur moyenne de la distribution de résistivité reconstruite
P	Densité du fluide
$\rho_g$	Densité du gaz
$\rho_o$	Densité de l'huile
$\rho_w$	Densité de l'eau
$\xi_i$	Probabilité d'obtenir l'image actuelle $\varepsilon_i$ basée sur l'image précédente

# Introduction

Ce chapitre fournit une introduction concise de l'étude dans le but de clarifier les problèmes à résoudre et les contributions de cette thèse.

La Mesure du débit multiphasique est un terme qui décrit les composants d'un fluide dans un flot écoulant. Il est largement reconnu comme un paramètre critique dans le contrôle de processus dans les industries pétrochimiques, car il permet une gestion plus efficace des réservoirs. Par exemple, un contrôle de fond de l'écoulement multiphasique permet ainsi aux ingénieurs de contrôler plus efficacement la propagation de l'huile à partir des puits par une commande adéquate du réseau de soupapes dans ces puits. Un instrument approprié pour de telles applications doit être capable de mesurer les débits de chacune des phases qui composent le fluide mixte, qui sont généralement l'huile, l'eau et le gaz.

Cependant, ces instruments ne sont applicables qu'après une séparation gaz -liquide complète en utilisant des réservoirs de séparation encombrants et coûteux. Par conséquent, ils ne sont pas pratiques pour des applications telles que le contrôle des flux de puits individuels ou les champs de pétrole onshore. Ainsi, il y a un besoin croissant de débitmètres multiphasiques (DM) portables, non coûteux et sûrs pour être largement déployés dans les champs pétrolifères. Actuellement, presque tous les instruments de mesure d'écoulement multiphasique gaz-pétrole-eau utilisés dans l'industrie pétrolière s'appuient sur des rayons gamma de sources radioactives. Ceci est dû à leur précision. Ces instruments sont cependant coûteux et ont parfois des problèmes de logistique dans le déploiement dans les zones dangereuses.

La tomographie pour les processus réfère à toute une gamme de techniques de visualisation non invasive et non-intrusive de fluide écoulant dans les canaux. Elle est relativement nouvelle et en cours de développement. En d'autres termes il s'agit d'une technique d'imagerie où l'image du flux interne est obtenue, en temps réel, à partir de quelques mesures de données aux limites. Ces mesures sont obtenues en réponse à des excitations limites et peuvent

dépendre des propriétés d'écoulement et la distribution de chaque phase. L'objectif de la tomographie des processus industriels est d'obtenir des images en coupe transversale de la dynamique des procédés industriels [1], [2]. Les techniques de tomographie sont des moyens de visualisation du comportement interne des processus industriels. Elles ont l'avantage d'être non invasive et non-intrusives. En outre, les images en coupe transversale produites par les systèmes de tomographie fournissent des informations précieuses sur le processus, qui peuvent être utilisées pour la visualisation, la surveillance, la vérification du modèle mathématique et possiblement pour un contrôle intelligent.

## **Problèmes**

Les techniques de tomographie peuvent être divisées en deux grandes catégories: la tomographie à champs dur et la tomographie à champs doux. Champs dur signifie simplement que quel que soit le type de matériau ou support, la direction de déplacement des ondes provenant de la source d'énergie est constante. Des exemples de tomographie à champs dur sont la tomographie par rayons X et la tomographie par émission de positrons (TEP). Dans la tomographie à champs doux, le courant électrique est introduit dans le milieu et la répartition du champ électrique est déterminée par les propriétés physiques et électriques de ce matériau, ce qui permet la reconstruction d'un plan de résistivité, de permittivité ou d'impédance par un ordinateur pour former le tomogramme. La nature du champ doux est beaucoup plus complexe que le champ dur, et nécessite une analyse informatique plus profonde ainsi que des algorithmes appropriés pour reconstruire l'image. Des exemples de tomographie à champs doux sont la tomographie par résistance électrique (TRE), la tomographie par capacité électrique (TCE), et la tomographie par induction magnétique (TIM). Le principal inconvénient des méthodes de tomographie à champs dur, par rapport à celles basées sur un champ doux, est leur coût relativement élevé et ils sont dangereux en raison de la radiation ionisante et donc indésirable dans les zones difficiles et dangereuses. Dans cette thèse, on considère seulement les systèmes de tomographie basés sur un champ doux.

Les systèmes de tomographie à champ doux, tels que la TCE, la TRE et la TIM ont une très bonne résolution temporelle. Le système le plus rapide peut fournir jusqu'à 1000 images par seconde. Ainsi, ces systèmes sont d'excellentes modalités d'imagerie pour effectuer la surveillance en temps réel sur les flux rapidement variables. Un autre avantage de la tomographie à champ doux est qu'elle est plus sûre. Toutefois, son inconvénient principal est que les images reconstruites souffrent d'une résolution spatiale assez faible.

Mathématiquement la reconstruction des images de tomographie à champ doux est un problème inverse non linéaire mal posé. Sa solution nécessite l'utilisation de techniques de régularisation. De nombreuses différentes approches pour résoudre les problèmes de reconstruction à champ doux ont été proposées dans la littérature. L'un des plus communes est la minimisation de la norme carré de la différence entre les données de limite mesurées et celles calculées. Toutefois, en raison de l'instabilité du problème inverse, la minimisation doit être modifiée afin d'obtenir une solution stable. Cette modification, appelée régularisation, est obtenu en introduisant un terme supplémentaire dans la minimisation qui rend le problème bien posé et ainsi plus stable. Si le problème est mal posé, la solution peut être très sensible même à de petites erreurs. Même en l'absence d'erreur, par exemple lorsque les mesures sont simulées avec un modèle théorique, l'instabilité numérique est rencontrée lorsque le problème inverse est mal posé. Selon Hadamard un modèle mathématique d'un problème physique est bien posé si

- 1) Pour toutes les données admissibles, une solution existe.
- 2) Pour toutes les données admissibles, la solution est unique.
- 3) La solution dépend continûment des données.

C'est le troisième critère qui donne le plus de problèmes pour les tomographies à champs doux. Dans la pratique, cela signifie que pour toute précision de mesure donnée, il ya des changements de taille arbitraire dans la répartition interne des matériaux qui ne sont pas détectables par des mesures aux limites à cette précision.

Outre que la malposition des problèmes issues de ces systèmes, l'incertitude dans la position des capteurs qui entoure le pipeline est une autre dégradation significative de la performance de ces systèmes. Par exemple, le mouvement des électrodes, l'impédance variable



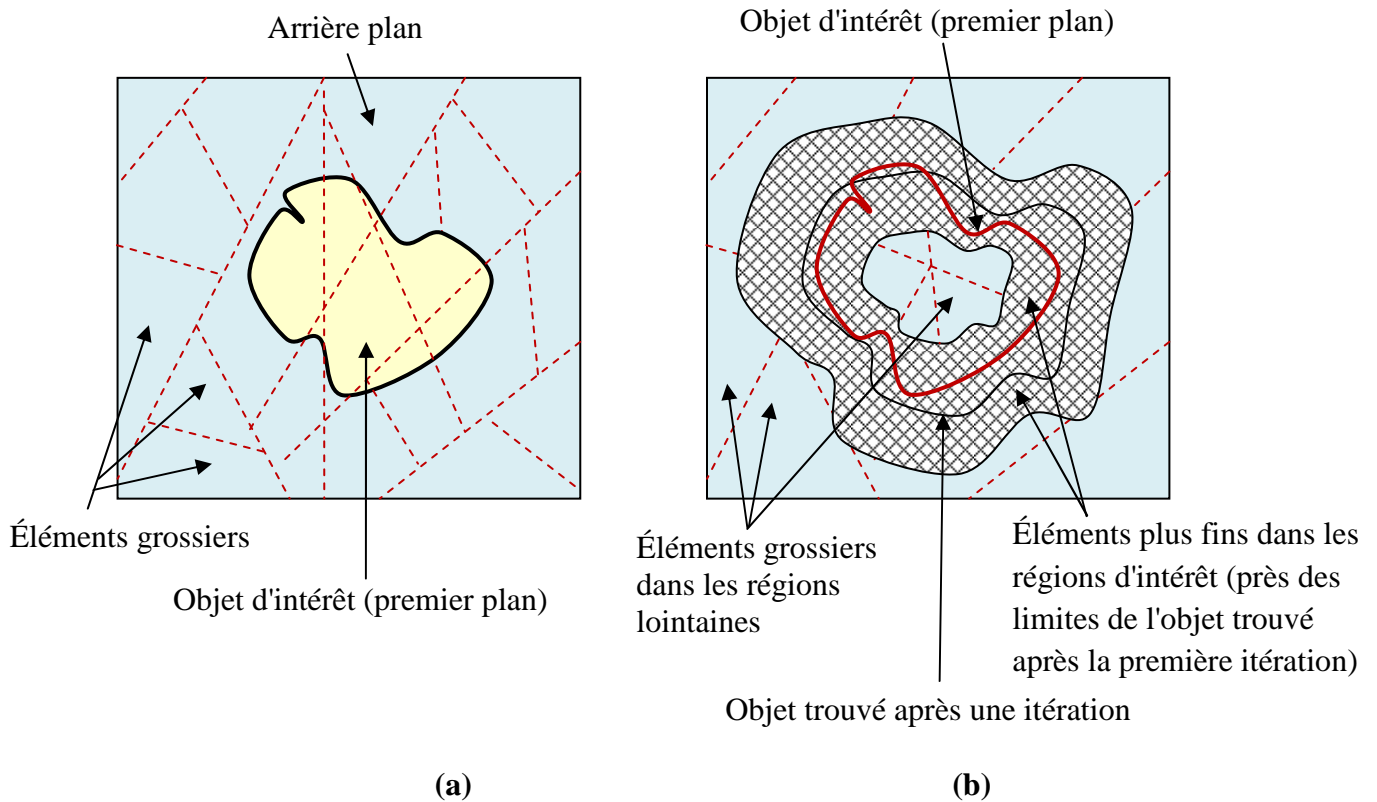
de contact des électrodes, et la dérive dans l'électronique peut produire des artefacts dramatiques dans les images. Outre les améliorations matérielles, les algorithmes de reconstruction doivent être mis à niveau pour compenser les erreurs de modélisation, être robuste face à l'incertitude des électrodes et consomme moins en termes de temps de calcul et ressources matérielles. Ce sont les conditions préalables pour rendre la tomographie à base de champs doux une modalité d'imagerie prometteuse pour l'estimation de l'écoulement multiphasique.

## Objectifs

Dans cette thèse on étudie de nouveaux systèmes de tomographie ainsi que des algorithmes de reconstruction appropriés dans le but d'améliorer les performances d'imagerie en termes de qualité d'image (résolution spatiale), robustesse et vitesse de reconstruction. Ce but est abordée en termes de:

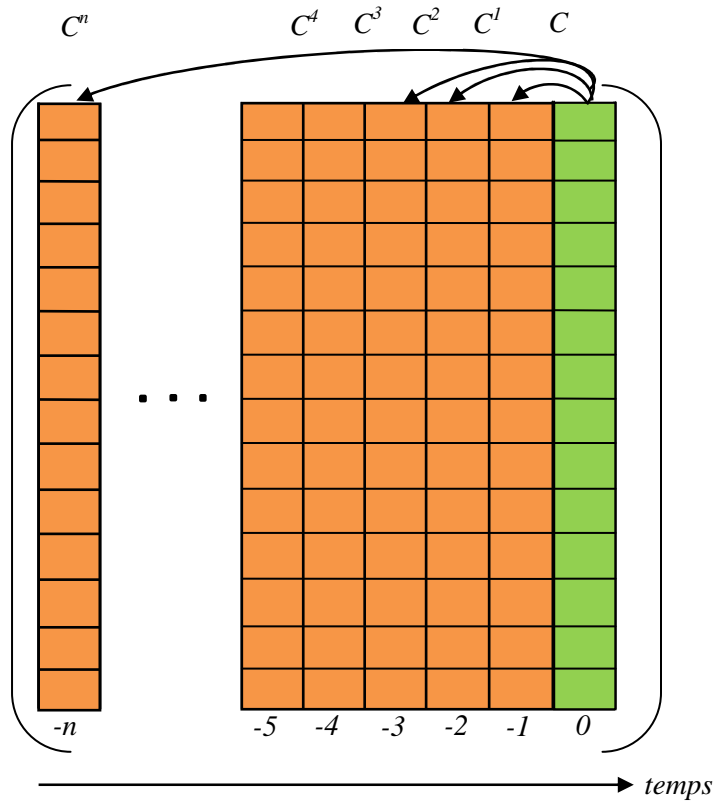
1. Développement d'une approche générale pour reconstruire les images tomographiques bidimensionnels (2D) basé sur une stratégie de maillage hiérarchique. Le principe de reconstruction 2D basé sur un maillage hiérarchique est illustré sur la Figure 1. L'algorithme procède progressivement et de manière itérative en limitant les régions d'intérêt qui possèdent les différentes phases. Ceci est fait en raffinant la taille des éléments du maillage au alentour de leurs limites et en le faisant plus grossier dans les autres régions.
2. Etude de la corrélation qui existe entre les images actuelles et précédentes et exploiter cette corrélation pour améliorer la qualité des images reconstruites et la vitesse de reconstruction. La corrélation temporelle entre les images est illustrée dans la Figure 2.
3. Améliorer les images transversales reconstruites en étudiant les possibilités de fusion des systèmes complémentaires de tomographie industrielle et/ou des capteurs conventionnels. Dans cette thèse, On considère les fusions de (1) la TCE avec des capteurs internes de

pression et de température, (2) la TRE avec des capteurs ultrasonores surfaciques (3) la TIM avec des capteurs infrarouges surfaciques.



**Figure 1:** Un exemple de base du concept de maillage hiérarchique proposé (a) image initiale avec maillage grossier montrant un objet cible unique et (b) maillage après une itération où la taille des éléments devient plus fine autour de la limite de l'objet cible.

4. Le développement d'algorithmes de reconstruction appropriés pour les dispositifs proposés. Ce sont des algorithmes d'optimisation qui minimisent la différence entre les mesures aux limites (obtenues à partir du système de tomographie) et les valeurs calculées à partir d'un modèle mathématique, et en ajoutant des contraintes supplémentaires déduites à partir des capteurs supplémentaires.



**Figure 2:** Corrélation temporelle entre l'image actuelle et les images précédentes. Chaque image est décrite comme une colonne bloc. L'image actuelle est à l'instant  $t = 0$ .  $C^k$  est le coefficient de corrélation entre deux images avec un retard  $k$ .  $C$  est la constante de corrélation temporelle.

## Contributions

1. Un algorithme pour un système de TCE utilisant des capteurs internes de pression et de température.

Il s'agit d'une nouvelle formulation du problème de reconstruction d'image TCE en temps réel de l'écoulement multiphasique d'un mélange de fluides passant à travers une section donnée d'un pipeline. L'algorithme proposé de Gauss-Newton (GN) avec contraintes régularisées permet de déterminer la distribution diélectrique des fluides internes en résolvant

les problèmes inverses et directes sur les données capturées à partir des électrodes électriques (fixées autour de la canalisation) et les capteurs de pression et de température internes répartis à des endroits différents du processus cible. Ainsi, en mesurant la pression et la température à des endroits différents de la cible, une estimation de la distribution de densité est effectuée en utilisant les propriétés mécaniques des fluides. Ces données sont ensuite utilisées en tant que contraintes pour l'algorithme de (GN) qui utilise les données saisies à partir des électrodes pour déterminer la distribution diélectrique du fluide. Des résultats expérimentaux sur un ensemble de différentes distributions de fluides montrent clairement que la méthode proposée permet d'obtenir des résultats plus précis (en termes d'erreurs et coefficients de corrélation) que les méthodes traditionnelles qui utilisent des électrodes surfaciques seuls. Cette amélioration est obtenue tout en gardant le temps de calcul entre les deux systèmes presque identique.

## 2. Une méthode de reconstruction d'image multimodale utilisant des ondes ultrasonores et un système de TRE

On présente aussi une méthode qui permet d'améliorer les images obtenues par un système de TRE à l'aide d'un ensemble de capteurs ultrasonores surfaciques additionnels. L'utilisation exclusive de la technique de TRE conduit généralement à des incertitudes importantes et plus particulièrement autour des bords des inclusions internes et génère habituellement des images avec des résolutions relativement faibles. La méthode proposée montre que la précision dans la reconstruction des formes des inclusions internes peut être améliorée en combinant correctement cette technique avec une méthode ultrasonore (qui peut fournir une bonne localisation de certains points de bord). La performance de la méthode de reconstruction proposée a été évaluée en procédant à des tests approfondis sur certains fantômes simulés. Les résultats obtenus montrent clairement la supériorité de cette méthode sur les techniques de modalités simples qui utilisent une échographie ou une imagerie TRE seules.

## 3. Une approche basée sur la TIM et des capteurs infrarouge pour améliorer la précision de reconstruction d'image dans les environnements opaques

Nous proposons un système de TIM qui utilise, en plus de l'ensemble des bobines magnétiques, des fibres émettrices/détectrices d'infrarouges autour d'un plan transversal. Le système est utilisé pour reconstruire la distribution de conductivité intérieure dans un plan d'un canal ou un tube. Il permet d'améliorer la précision des images obtenues par un dispositif de TIM seul. Un algorithme de Landweber avec contrainte est proposé pour la reconstruction d'image. Il utilise à la fois les mesures obtenues à partir des bobines et les fractions entre deux phases à des éléments voisins de la maille. Ces fractions sont obtenues à l'aide des fibres infrarouges. L'efficacité de la méthode proposée est démontrée par des données numériques produites pour certains fantômes circulaires. Les comparaisons, en termes de plusieurs normes, entre les images reconstruites en utilisant la nouvelle méthode et celle basée sur un système de TIM conventionnel implémentant un algorithme de Landweber montrent clairement la supériorité de la méthode.

4. Un algorithme de reconstruction hiérarchique utilisant une approche de relaxation de région

Nous présentons ici un algorithme de tomographie à deux dimensions pour reconstruire l'image interne d'un fluide multiphasique passant par une section donnée d'un tuyau. L'algorithme est hiérarchique et consiste à limiter progressivement les régions d'intérêt qui possèdent la phase homogène en raffinant la taille des éléments finis du maillage autour des limites des différentes phases. Les résultats expérimentaux effectués sur différentes images montrent clairement que l'algorithme proposé améliore la qualité des images reconstruites tout en gardant le temps de calcul nettement inférieur.

5. Reconstruction en temps réel des objets en mouvements dans un système TCE en utilisant la corrélation entre les différentes séquences d'image

On présente ici deux nouveaux algorithmes de TCE pour la reconstruction en temps réel d'une séquence d'images d'objets en mouvement traversant une section donnée entourée d'électrodes électriques. Les deux algorithmes utilisent la corrélation inter-trame qui existe habituellement entre les images consécutives. Ils utilisent cette information comme une contrainte supplémentaire lors de la reconstruction de l'image réelle. En outre, contrairement à la

technique de tomographie à base de filtres de Kalman, les deux méthodes proposées permettent de maintenir la non-linéarité intrinsèque des problèmes directs et inverses. Les algorithmes proposés ont été testés à l'aide de données TCE synthétiques et réelles pour certains objets en mouvement et en ajoutant jusqu'à 7% de bruit dans les valeurs de capacités surfaciques. Les résultats expérimentaux montre que l'utilisation de la corrélation inter-trame pour la reconstruction d'image TCE peut conduire à une amélioration significative de la qualité d'image, le temps d'exécution et la stabilité. Un temps de traitement qui peut aller jusqu'à 175 images/seconde a été obtenu sur un PC mono-processeur compatible. Cette performance intéressante sera encore plus élevée si on utilise une architecture matérielle parallèle dédiée mettant en œuvre certaines routines intrinsèquement parallélisable, telles que la multiplication et inversion de matrices.

# Chapitre 1

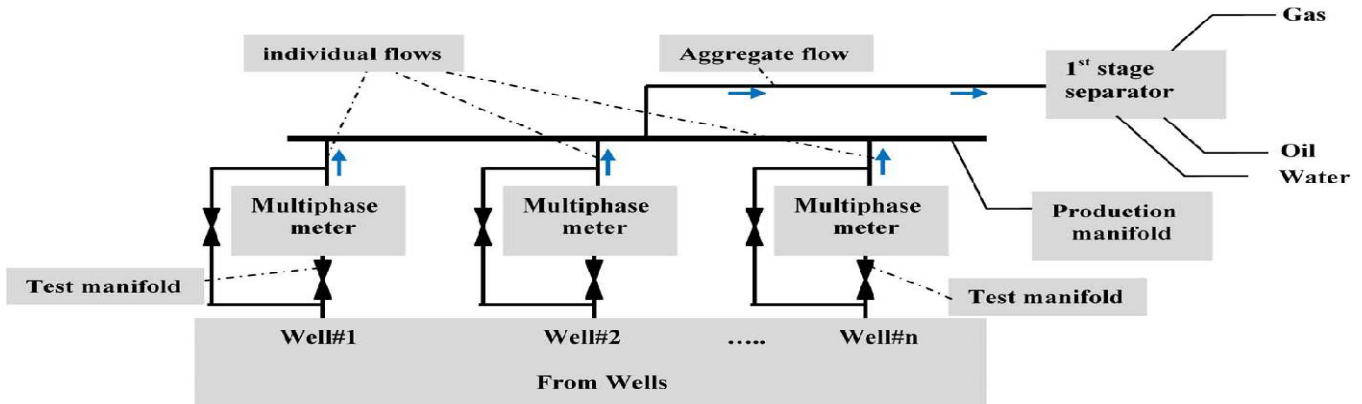
## Principes et applications des débitmètres multiphasiques

### 1.1 Introduction

Traditionnellement, les débits des fluides dans les canaux ont été mesurés par une séparation des différentes phases en utilisant des séparateurs. Ensuite on doit mesurer les sorties des fluides séparés par les techniques de mesure monophasiques classiques, par exemple en utilisant des plaques à orifice pour la mesure du débit de gaz et les turbine mètre pour la mesure du débit de pétrole. Les inconvénients principaux de ces séparateurs sont leur encombrement, leur coût d'installation élevé et nécessite une maintenance importante. En outre, parfois les conditions de fonctionnement ne permettent une séparation complète des différentes phases du mélange. Ces conditions peuvent provoquer des erreurs dans les instruments de mesure, qui sont conçus pour mesurer des phases uniques de gaz, pétrole ou de l'eau. Par ailleurs, l'obtention de mesures fiables par des séparateurs exige des conditions relativement stables, ce qui peut prendre beaucoup de temps. Par conséquent, il est très intéressant de disposer d'un instrument approprié relativement simple, appelé un débitmètre multiphasique (DM), qui est capable de mesurer le débit de chaque composante d'un mélange de flux directement et sans séparation.

Dans l'industrie du pétrole et du gaz, il est généralement reconnu qu'un DM pourrait conduire à des avantages en termes de: la gestion des réservoirs, l'aménagement des installations de production, les essais sur les puits, l'attribution et le suivi de la production [3]-[5]. Par exemple, dans la production offshore composée de plusieurs puits situés à proximité (voir la Figure 1.1), les données de flux recueillies le long d'une section de canalisation d'un puits donné

peuvent aider à identifier la façon dont ce puits contribue à la circulation globale. Par conséquent, ces données peuvent aider à localiser une anomalie de production, telle que de l'eau ou une percée de gaz dans le puits réel. Cela permet une meilleure localisation de la stimulation ou d'autres traitements des puits (comme le recouvrement amélioré du pétrole) pour augmenter la productivité des puits. Dans une autre application, la surveillance de fon d'un écoulement multiphasique permet ainsi aux ingénieurs de contrôler plus efficacement la propagation du pétrole à partir d'un puits en contrôlant adéquatement le réseau de soupapes dans ce puits (par exemple, éteindre la vanne où le taux d'eau dans le fluide est élevé).



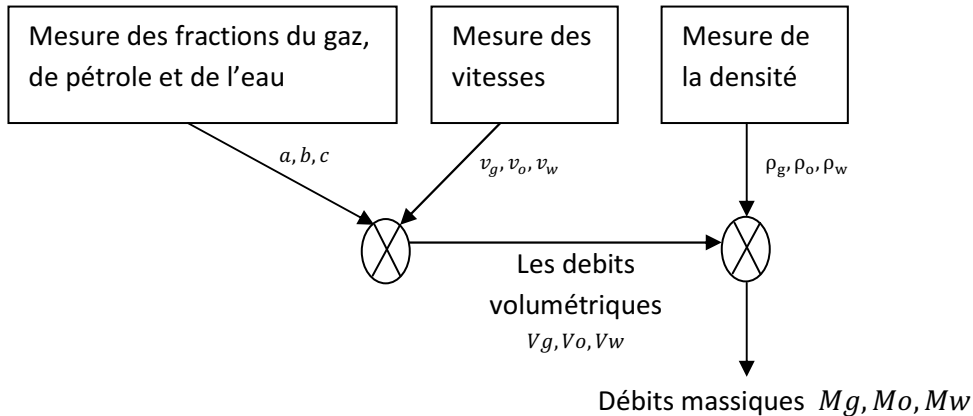
**Figure 1.1:** Exemple d'application d'un DM dans les champs pétrolifères.

## 1.2 Concepts de base

Malheureusement, il n'existe pas d'instrument unique qui permet de mesurer les débits des différentes phases directement. Il est nécessaire de combiner plusieurs périphériques en un ensemble d'instruments et de calculer les débits spécifiques à partir des lectures combinées. Il y a beaucoup de combinaisons possibles, et le nombre d'instruments requis dépend de la possibilité de mélanger les trois composants (gaz, pétrole et eau) ensemble en amont de l'instrumentation (c'est l'écoulement homogène). Pour calculer les taux de flux pour chaque phase, il faut mesurer les paramètres de base qui sont les vitesses des phases et leurs fractions (ou les quantités qui



peuvent être liées à celles-ci). Les vitesses de phase et leurs fractions sont ensuite combinées pour fournir le débit de chaque phase (Figure 1.2).



**Figure 1.2:** Méthode déductive pour la mesure de l'écoulement multiphasique.

Alors pour un écoulement à trois phases, trois vitesses moyennes et trois fractions en coupes transversales sont nécessaires. Ainsi, cinq paramètres sont nécessaires, à savoir: trois vitesses et deux fractions de phase (la troisième fraction de phase est obtenue par différence entre l'unité et la somme des deux fractions mesurées).

Le nombre de mesures nécessaires peut être réduit par homogénéisation. En homogénéisant le mélange, de telle sorte que la vitesse de glissement entre l'ensemble des trois phases du fluide devient négligeable, les vitesses individuelles de chaque phase deviennent à peu près égales. Cependant, cette technique ne pourrait être valable que si tous les composants du fluide sont dans la phase liquide puisque le débit du liquide est généralement très différent de la vitesse d'écoulement du gaz dans un écoulement multiphasique normal en raison de la différence de densité [6]. Un autre problème est que les vitesses du gaz et des liquides deviennent presque égales immédiatement en aval de l'homogénéisateur, mais de plus en plus inégale en allant plus loin. Un autre problème, peut-être plus important encore, est la séparation de phase qui se déroule sous l'influence de la gravité.

## 1.3 Aperçu sur les débitmètres multiphasiques

L'écoulement multiphasique est un phénomène complexe qui est difficile à comprendre, prévoir, et modéliser. Les caractéristiques communes des débits monophasés, tels que le profil de vitesse et la turbulence sont donc inappropriées pour décrire la nature de ces flux. La plupart des DMs existants [7]-[13] s'appuient sur des propriétés électriques et/ou d'autres propriétés non électriques (par exemple, propagation d'onde ou d'énergie) des différentes phases qui composent le mélange de fluide en procédant par une calibration appropriée en utilisant, par exemple, des algorithmes de reconnaissance de formes mais rarement avec des équations analytiques.

Des DMs basés sur les rayons gamma ou les rayons X ont été testés avec succès dans plusieurs champs de pétrole [14], [15]-[17]. Leur principe est d'émettre une ou plusieurs ondes pour déterminer les fractions de chaque flux composant le mélange du fluide. Ainsi, en connaissant le débit total de ce mélange de fluide en utilisant un venturimètre, les débits individuels d'huile, d'eau et de gaz peuvent être déterminés. Toutefois, ces débitmètres sont radioactifs et par conséquent ne sont pas sûrs pour être déployés dans les champs pétrolifères dangereux. En outre, leur précision diminue fortement avec la présence de gaz (par exemple, plus de 20% d'erreur pour plus de 90% de gaz). Ceci est dû à la difficulté d'une séparation gaz-liquide entière par les séparateurs incorporés dans ces DMs, ce qui induit des erreurs importantes dans la mesure de la fraction de l'eau par le débitmètre relié à la sortie du séparateur liquide. Pour y remédier, d'autres DMs qui n'utilisent pas de séparateur mais procède par mélanger l'écoulement en utilisant des mélangeurs mécaniques de telle sorte que la vitesse de glissement entre l'ensemble des trois phases du fluide deviennent négligeable. Ceci va rendre les vitesses individuelles à peu près égales [20], [21]. Cependant, ce concept pourrait être valable seulement si tous les composants du fluide sont dans la phase liquide puisque le débit du liquide est généralement très différent à celui du gaz en raison de la différence de densité [6]. Cependant, les DMs utilisant cette approche ont atteint plus de 20% d'erreur dans les expériences puisque les équations utilisées ignorent toute interaction entre le gaz et les phases liquides. D'autres DMs non radioactifs disponibles dans le marché reposent sur les propriétés électriques du fluide mélangé. Ils utilisent les valeurs de capacité et conductivité électrique pour déterminer les fractions de pétrole, du gaz et d'eau [22], [23]. De plus, ils utilisent des capteurs de pression, un

capteur de température et la corrélation croisée pour la mesure du débit du liquide. Ces DMs ont l'avantage d'être sûr. Cependant, il souffre de faible précision dans le cas où la fraction de l'eau est comprise entre 40% et 60%. La raison est que, dans cet intervalle, le fluide mixte n'est pas totalement conducteur ni un isolateur, conduisant ainsi à une faible sensibilité des capteurs dans cette gamme. En outre, ces appareils sont imprécis dans le cas où la fraction de l'eau est supérieure à 90%. Une autre solution proposée dans [22] utilise un débitmètre qui mesure la fraction d'eau dans le fluide et un débitmètre volumétrique pour mesurer la phase gazeuse et liquide. Cependant, ce système ne semble pas être efficace pour les fractions liquides inférieures à 10%. Un autre dispositif basé sur la technologie FPGA (Field Programmable Gate Array) a été présenté dans [10] pour calculer le débit massique total du fluide qui traverse une section d'un canal. L'appareil ne comporte aucune pièce en mouvement mécanique à l'usure et par conséquent l'appareil a une durée de vie relativement longue. Cependant, ce dispositif ne peut pas fournir les débits de chacune des phases constituant le mélange des fluides et devient imprécis avec la présence de la phase gazeuse. D'autres systèmes embarqués basés sur des processeurs pour mesurer la quantité du carburant dans un moteur ont été proposés dans [11] et [12]. Leur précision est revendiquée à être élevée et indépendante des propriétés du fluide (par exemple : la viscosité, la température et la densité des fluides). Leurs inconvénient majeur est qu'ils sont dédiés seulement pour les débits à une seule phase et ne semblent pas être applicables pour les phases gazeuses.

## **1.4 Ensemble des débitmètres multiphasiques disponibles**

Dans cette section, nous décrivons certains DMs disponible sur le marché [9], [23].

### **Agar MPFM-301**

Il comprend un débitmètre à déplacement positif et rotatif (modifié pour une utilisation à phases multiples) et deux tubes venturi en série dans un écoulement vertical vers le haut. Le contenu de l'eau dans l'écoulement multiphasique est dérivé à partir de la puissance absorbée par le fluide multiphasique en utilisant un moniteur à micro-ondes en ligne. La phase liquide est détectée par le déphasage entre l'émetteur et deux antennes différentielles espacées. La mesure de

la fraction d'eau en phase liquide peut alors être extraite à partir de la fraction de gaz et la sortie du moniteur à micro-ondes. Les débits individuels du pétrole, de l'eau et du gaz sont alors calculés à partir de ces variables.

### **CSIROMFM**

Ce débitmètre utilise l'atténuation des rayons gamma à deux niveaux d'énergies pour calculer les fractions du pétrole, d'eau et de gaz. Les coefficients d'absorption massique du pétrole et de l'eau varient en fonction de l'énergie des photons gamma. La différence entre les coefficients du pétrole et de l'eau est également une fonction de l'énergie des photons. Ces différences peuvent être utilisées pour mesurer les fractions de chaque phase. La mesure de la vitesse se fait par corrélation croisée des caractéristiques d'écoulement multiphasique (par exemple les limaces et les bulles).

### **Fluenta 1900VI**

Ce débitmètre utilise plusieurs capteurs en combinaison. Les capteurs de capacité et d'inductance sont utilisés pour mesurer les propriétés électriques en vrac d'un mélange continu de pétrole et d'eau circulant. La fraction d'eau peut être déduite à partir de ces mesures. Un densitomètre unique d'énergie gamma mesure la densité apparente moyenne par atténuation des photons gamma. Les fractions de chaque phase peuvent alors être extraites à partir de ces informations.

### **Framo**

Un mélangeur est utilisé dans ce débitmètre pour effectuer un pré-conditionnement du flux entrant dans un Venturi. Le mélangeur se compose d'une grande chambre et d'un tube piccolo. Le tube piccolo pénètre dans le fond de la chambre et conduit l'écoulement au Venturi. Le but étant de faire rentrer le gaz et le liquide à une vitesse égale dans le venturi. La pression différentielle à travers le Venturi est proportionnelle au débit volumétrique total. Un densitomètre gamma à deux niveaux d'énergie est monté sur le col du venturi et il est utilisé pour obtenir les fractions de chaque phase. Les débits de chaque phase sont ensuite calculés à partir de ces fractions et du débit total.

## **Haimo**

Le DM Haimo se compose d'un corrélacionmètre croisé (deux capteurs gamma simples), d'un venturimètre, capteur de source de rayons gamma, un cyclone de conditionnement du gaz, débitmètre à effet vortex et un conditionneur de flux statique. Il comprend également deux transmetteurs de pression, transmetteur de température, une soupape de commande électrique contrôlée et un système d'acquisition et d'analyse de données. Les fractions des phases sont dérivées de deux mesures indépendantes distinctes : la fraction d'eau dans le liquide et du gaz dans l'ensemble du mélange de flux. Les vitesses du gaz et du liquide sont déterminées à partir de la mesure de la corrélation croisée et d'une relation de glissement intégrée dans le logiciel en supposant que la différence entre la vitesse de l'eau et du pétrole peut être négligée. La température et la pression sont également mesurées et sont supposées égales dans toutes les phases. Le cyclone de conditionnement de gaz réduit la quantité de gaz dans le mélange en séparant une partie du gaz du débit total. Le gaz séparé est mesuré séparément à l'aide d'un débitmètre à tourbillons. Dans le cas où la quantité de gaz dans le mélange est petite, un Venturimètre est utilisé au lieu de mesurer le débit total.

## **Megra Daniel**

Dans ce DM les débits individuels de l'eau, du pétrole et du gaz sont dérivés d'une mesure de l'écoulement du fluide en vrac en utilisant un venturimètre annulaire. Les fractions des phases individuelles sont calculées à partir de l'absorption des rayons gamma émis par une source radioactive. Megra Daniel utilise une source radioactive Am-241 situé dans le centre du courant de fluide pour fournir un rayonnement de niveaux d'énergie différents, à savoir 18, 21, 26 et 60 keV.

## **Schlumberger Venturi X**

Le Venturi X est basé sur une mesure Venturi et une mesure à double absorption d'énergie des rayons gamma. Ce DM diffère de l'appareil de mesure Framo en de nombreux aspects. Il n'y a pas d'unité de conditionnement de mélange, la source radioactive et la pression différentielle sont différentes et l'acquisition de données est beaucoup plus rapide (en quelques

millisecondes). La source radioactive pour les applications onshore est une Gd-153 avec des niveaux d'énergie de 41,5 et 97,4 keV.

## **1.5 Tomographie pour la mesure de débit multiphasique**

La tomographie est une technique d'imagerie non invasive, dans laquelle la structure interne d'un objet est obtenue seulement à partir de mesures effectuées sur ses limites. Ce concept a été introduit par le mathématicien Norvégien Niels Abel pour des objets à géométrie axi-symétriques [24]. Une extension de l'idée d'Abel à des objets à géométrie arbitraire a été proposée par le mathématicien Autrichien Johann Radon [25]. Le terme tomographie est dérivé du mot Grec "tomos" qui signifie "tranche" et "graph" qui signifie "image" [26]. Elle est souvent considérée comme un outil d'imagerie pour les diagnostics et les examens médicaux. Néanmoins, le concept de tomographie n'est pas limité à des applications médicales. Il peut être utilisé pour l'imagerie et l'inspection de nombreuses applications industrielles [1], [27].

Beaucoup de techniques de tomographie sont aujourd'hui utilisées pour l'inspection des phénomènes d'écoulement multiphasique. Dans ce qui suit, nous allons discuter brièvement les plus utilisées.

### **1.5.1 Tomographie à base des rayons x**

Les rayons X sont des rayonnements électromagnétiques qui sont couramment produits dans une ampoule de verre sous vide poussé d'un tube à rayons X. Cette dernière est constituée des électrodes d'anode et de cathode généralement constituées d'un matériau de poids atomique élevé (par exemple, le platine ou le tungstène). L'application d'une haute tension entre ces deux électrodes permettrait d'accélérer les électrons à la cathode. Les rayons X sont produits lorsque les électrons accélérés frappent l'anode.

Un faisceau de rayons X est caractérisé par la distribution spectrale d'énergie et de l'intensité du flux de photons. Lorsqu'un faisceau de rayons X traverse un matériau homogène,

l'objet lui-même devient une source de rayons X secondaires. Cependant, une partie du faisceau primaire est absorbé ou diffusé en dehors du faisceau. L'atténuation mesurée de faisceaux de rayons X traversant l'objet d'intérêt est l'information de base qui est utilisé pour construire l'image.

L'équation pour une transmission monochromatique de rayons X à faisceau d'énergie  $E_0$  et d'intensité  $I_0$  incidente traversant un matériau à coefficient d'atténuation  $\mu(x, E)$ ,  $x \in \mathbb{R}^2$  est donnée par

$$\frac{I(r)}{I_0} = \exp\left(-\int_r \mu(x, E_0) dx\right) \quad (1.1)$$

où  $r=(\alpha, d)$  est la représentation vectorielle de la ligne  $l_{\alpha, d} = \{x: \alpha \cdot x = d\}$  du faisceau de rayons X,  $\alpha \in \mathbb{R}^2$  est le vecteur direction et  $d \in \mathbb{R}$  est la distance de l'origine.

Ainsi, la projection  $p(r)$  de la fonction du coefficient d'atténuation  $\mu(x, E_0)$  peut être calculée en utilisant l'équation suivante

$$p(r) = -\log \frac{I(r)}{I_0} = \int_r \mu(x, E_0) dx \quad (1.2)$$

Pour un écoulement multiphasique constitué d'eau, de gaz et de solide et en supposant aussi que l'atténuation par la phase gazeuse de l'air est négligeable, nous avons

$$\frac{I(r)}{I_0} = \exp(-[(1 - \phi)\mu_s \rho_s D + \phi S_w \mu_w \rho_w D]) \quad (1.3)$$

où  $D$  est l'épaisseur de l'écoulement multiphasique, les indices  $s$  et  $w$  désigne solide et eau ("water"),  $\rho$  est la densité de l'objet,  $\phi$  la porosité et  $S_w$  est la saturation d'eau.

La tomographie à base de rayons x nécessite la mise au point de techniques de reconstruction qui permettent l'estimation de la variation spatiale de valeurs de coefficient d'atténuation linéaire le long de la trajectoire des rayons. C'est à partir du rayonnement transmis à deux dimensions que la distribution des valeurs d'atténuation de l'objet est produite en utilisant des algorithmes de reconstruction appropriés. Cette technique de tomographie est largement utilisée en dehors du domaine médical et des algorithmes de reconstruction de plus en plus

sophistiqués ont été développés pour augmenter la précision, la résolution spatiale et diminuer le temps de calcul.

Il y a plusieurs façons de réaliser la reconstruction d'image à partir des données projetées. Toutes les techniques de reconstruction, cependant, sont basées sur le théorème "Slice projection". Ce théorème déclare essentiellement que la transformée de Fourier à 1D d'une projection quelconque est une tranche de la transformée de Fourier à 2D de l'objet [28]. L'algorithme de reconstruction de tomographie le plus utilisé est l'algorithme de rétroprojection filtrée (RPF) [29], [30].

La tomographie à base des rayons x a l'avantage d'être une technique d'essai non destructif (END) car elle peut fournir des profils de distribution transversale du débit multiphasique sans perturber son écoulement interne. Elle peut également fournir des résultats très précis et des images avec une meilleure résolution spatiale. En général, la résolution spatiale d'un système de tomographie à base de rayons X de 3ème génération peut atteindre l'échelle du millimètre [31]. Cependant, ses principaux inconvénients sont le coût élevé, la faible résolution temporelle, et la radioactivité (indésirables dans les zones difficiles et dangereuses).

### **1.5.2 Tomographie à base des rayons $\gamma$**

Un certain nombre de systèmes de tomographie pour l'imagerie de l'écoulement multiphasique basés sur la transmission des rayons  $\gamma$  ont été développés dans la littérature [32], [33]. La tomographie à base de rayons  $\gamma$  a le même principe de la tomographie par rayons X. Les paramètres estimés qui seront reconstruits sont les coefficients d'atténuation linéaire qui sont proportionnels aux densités des matériaux. Le choix de l'algorithme d'inversion est un compromis entre le temps de calcul, le nombre de mesures, la connaissance a priori, et le bruit dans les mesures. La technique de reconstruction la plus utilisée est également l'algorithme RPF. Par rapport aux rayons X, la tomographie par rayons  $\gamma$  est plus adaptée pour l'imagerie des processus cachés derrière des murs ou des tuyaux épais et pour examiner les tuyaux et les canaux de grand volume. Les radio-isotopes sont préférés aux tubes à rayons X car ils émettent plus de pénétration des rayons gamma et des photons d'énergie caractéristique plus élevée [34]. Notant



que le césium, l'américium et le gadolinium sont les sources de rayons  $\gamma$  les plus utilisés et ils sont en mesure d'émettre des photons avec une énergie d'environ 100 keV [5]. Cependant, la tomographie par rayons X offre une meilleure résolution spatiale car elle utilise des détecteurs plus petits. En outre, la tomographie par rayons X est plus sûre car les sources des rayons X émettent des rayonnements seulement quand ils sont sous tension et leur énergie peut être commandée en faisant varier la tension d'entrée.

### **1.5.3 Tomographie par émission de positons (TEP)**

La tomographie par émission de positons (TEP) est une technique d'imagerie qui utilise des traceurs radioactifs qui se désintègrent par l'émission d'un positron. Le résultat de cette désintégration est la production de deux rayonnements  $\gamma$ . La ligne le long de laquelle la désintégration se produit peut être déduite en détectant ces deux rayons  $\gamma$  simultanément avec des détecteurs sensibles à la position. La distribution de l'activité du traceur peut être déterminée en détectant un grand nombre de désintégrations. Puisque les rayons  $\gamma$  sont très pénétrants (50% des rayons peuvent passer à 11 mm d'acier), la technique est bien adaptée à l'étude des applications de processus dont le matériel où les fluides s'écoulent est assez solide.

Outre que les applications médicales, la TEP est très bien adaptée aux applications impliquant l'écoulement du fluide. Sa nature non-invasive donne des informations authentiques sur ce qui se passe à l'intérieur des équipements [35]. Par exemple, une phase particulière dans un écoulement multiphasique peut être marquée par un traceur émetteur de positrons et son comportement peut être tracé par le système. La TEP est mieux adaptée aux applications où les fluides sont en état d'équilibre ou à évolution lente tels que les applications de nature géologique. Les flux à écoulement plus rapides peuvent être observés par la TEP si l'écoulement est en 2D ou 1D.

La désintégration radioactive se produit lorsque le noyau atomique cède de l'énergie pour atteindre un état stable. Cette énergie peut être émise sous la forme de neutrons, de particules  $\alpha$  et  $\beta$  ou de photons  $\gamma$ . Quand un noyau possède trop de protons, il faut qu'il libère une charge positive pour qu'il soit stable. Une des façons cela peut arriver est via une désintégration  $\beta^+$ . Le

noyau convertit un proton en un neutron non chargé par l'expulsion d'une particule chargée positivement appelé positron. Le positron est l'anti-particule de l'électron ayant la même masse et de charge égale mais opposée.

L'approche standard pour la reconstruction d'images de TEP, en 2D ou en 3D, est celui de la rétro-projection. Chaque événement d'annihilation produit deux ensembles de coordonnées d'interactions dans chacun de deux détecteurs. Les deux ensembles de coordonnées sont utilisés pour reconstruire une ligne le long de laquelle l'annihilation doit avoir eu lieu. Le nombre de paires de rayons  $\gamma$  détectés le long de chaque ligne à travers l'objet est une mesure de l'activité du traceur le long de cette ligne. La mesure de toutes les projections possibles fournit des informations suffisantes pour déterminer la distribution entière.

Les images des distributions 2D et 3D reconstruites par les traceurs peuvent être obtenues pour des géométries différentes. Dans la plupart des applications on considère que des distributions à 2D. Certain imageries à 3D ont été réalisées, mais ces applications sont limitées par la taille des équipements et le temps nécessaire pour obtenir des images de bonne qualité.

La résolution d'un système de TEP est déterminée par la réponse du détecteur et la distance moyenne parcourue par les positrons libérés. Bien que la TEP est révélé d'être une excellente technique pour effectuer des mesures quantitatives, son inconvénient principal est la faible résolution spatiale des images obtenues.

#### **1.5.4 Imagerie par résonance magnétique (IRM)**

La technique IRM a reçu beaucoup d'attention en raison notamment des progrès remarquables qui ont été accomplis dans le domaine de l'imagerie médicale [36]. L'imagerie par résonance magnétique nucléaire est une méthode non invasive basée sur les propriétés paramagnétiques du noyau. Les noyaux atomiques sont caractérisés par des états quantiques. On associe à chaque noyau un nombre quantique de spin qui est une quantité fixe caractérisant l'état fondamental d'un noyau stable. Par exemple, un noyau d'hydrogène a nombre quantique de spin  $I=1/2$  et un noyau Deuterium a  $I=1$ . Il y a aussi un moment cinétique et un moment magnétique

dipolaire, associé avec le spin du noyau, et qui sont proportionnels à la vitesse angulaire. La constante de proportionnalité, concernant le moment cinétique et le moment magnétique dipolaire, est connue comme étant le rapport gyromagnétique.

Dans un système IRM, des signaux sont obtenus par l'interaction d'impulsions radiofréquence et des impulsions de gradient de champ magnétique avec un système de rotation placé dans un champ magnétique statique [37]. Il y a eu de nombreuses applications de l'IRM dans des domaines allant de la physique du solide aux systèmes biologiques et plus récemment les applications pour les systèmes d'écoulement (pour les deux régimes laminaire et turbulent) [38], [39]. Pour les flux de fluides, l'information de phase des signaux peut être utilisée pour déduire la vitesse du fluide. Ceci est réalisé par l'application d'impulsions de gradient de champ magnétique de forme bipolaire de telle sorte que la phase de l'aimantation  $^1\text{H}$  soit sensible uniquement à la vitesse des spins.

Peu de temps après la découverte de l'IRM, Felix Bloch a décrit le comportement de l'aimantation en utilisant l'équation classique du mouvement pour la précession de l'aimantation. Il a obtenu un système d'équations différentielles connu sous le nom d'équations de Bloch [37].

$$\frac{dM_x}{dt} = \gamma(M_y B_0 + M_z B_1 \sin \omega t) - \frac{M_x}{T_2} \quad (1.4)$$

$$\frac{dM_y}{dt} = \gamma(M_z B_1 \cos \omega t - M_x B_0) - \frac{M_y}{T_2} \quad (1.5)$$

$$\frac{dM_z}{dt} = \gamma(-M_x B_1 \sin \omega t - M_y B_1 \cos \omega t) + \frac{M_0 - M_z}{T_1} \quad (1.6)$$

où  $M_i$ ,  $i \in \{x, y, z\}$  est le moment angulaire le long de l'axe  $i$ ,  $\gamma$  est le rapport gyromagnétique,  $B_0$  est l'amplitude du champ magnétique correspondante à une précession d'aimantation sur le champ à un taux  $\omega_0 = \gamma B_0$ ,  $B_1$  est l'amplitude du champ magnétique alternatif qui est transversal par rapport au champ magnétique  $B_0$ ,  $\omega$  est la vitesse angulaire de  $B_1$ ,  $M_0$  et  $M_1$  sont les aimantations de l'état de polarisation dirigées le long des champs magnétiques  $B_0$  et  $B_1$ ,

respectivement.  $T_1$  est le temps de relaxation longitudinal et  $T_2$  est la relaxation spin-spin (la constante de temps de la relaxation transversale).

Il s'est avéré utile dans de nombreux cas de décrire le comportement de l'aimantation  $M$  dans un système de coordonnées  $(x', y', z' = z)$  qui tourne avec une fréquence angulaire  $\omega$  autour de l'axe  $z$ . Dans ce système de coordonnées, les équations de Bloch peuvent être écrites comme suis

$$\frac{dM_{x'}}{dt} = \gamma M_{y'} (B_0 - \omega/\gamma) - \frac{M_{x'}}{T_2} \quad (1.7)$$

$$\frac{dM_{y'}}{dt} = \gamma M_z B_1 - \gamma M_{x'} (B_0 - \omega/\gamma) - \frac{M_{y'}}{T_2} \quad (1.8)$$

$$\frac{dM_z}{dt} = -\gamma M_{y'} B_1 - \frac{M_z - M_0}{T_1} \quad (1.9)$$

Ces trois équations forment la base de la description théorique de nombreux phénomènes importants en imagerie nucléaire magnétique.

La tomographie par résonance magnétique possède une bonne résolution spatiale et temporelle. Elle peut aussi être utilisée pour la mesure de vitesse. Cependant, elle présente des coûts élevés et des équipements encombrants ce qui empêche beaucoup d'applications.

### 1.5.5 Tomographie à base de micro-ondes

Le spectre de fréquences des micro-ondes varie entre 300 MHz et 300 GHz (longueurs d'onde de 1 mm à 1 m). Il existe une forte diffraction des micro-ondes quand ils interagissent avec des structures de taille comparable à leur longueur d'onde. Contrairement aux autres méthodes tomographiques, les interactions micro-ondes dépendent aussi des constantes diélectriques et magnétiques du matériau étudié. Ces constantes dépendent elles-mêmes de la

fréquence de fonctionnement. Il est donc crucial de choisir la fréquence de fonctionnement appropriée afin d'optimiser les performances des systèmes tomographiques à micro-ondes.

Les mathématiques derrière la tomographie à micro-ondes consistent à résoudre un problème inverse avec les équations de Maxwell. Une méthode qui utilise une approximation scalaire de l'équation de Helmholtz pour résoudre les problèmes de tomographie à micro-ondes à 3D a été présentée dans [40]. Plus tard une solution à ce problème inverse en utilisant une approche basée sur le gradient a été proposée [41]. Maintenant les problèmes de tomographie 3D à micro-ondes, utilisés surtout dans les applications biologiques, peuvent être résolus avec des équations vectorielles. La tomographie tridimensionnelle basée sur les micro-ondes a été déjà utilisée pour la détermination de la fraction de l'eau, la composition du flux et la distribution du liquide et du gaz dans un écoulement multiphasique [5].

### **1.5.6 Tomographie optique**

Similairement à la tomographie par rayons x et  $\gamma$ , la tomographie optique est un domaine de tomographie à champ dur. Cependant, elle est moins chère, elle a une meilleure réponse dynamique et elle est plus portable que les autres méthodes tomographiques basées sur le rayonnement. Il existe deux types de techniques d'arrangement de capteurs dans les systèmes de tomographie optique appliqués pour mesurer les écoulements multiphasiques. La projection de faisceau en parallèle et la projection de faisceau en éventail. Dans la projection de faisceau en parallèle, le nombre d'émetteurs et de récepteurs est le même. Chaque paire d'émetteur-récepteur est disposée dans une ligne droite et le signal reçu par le récepteur correspond seulement à une source d'émetteur. Dans la projection de faisceau en éventail, le nombre d'émetteurs et de récepteurs peut être inégal. La technique de projection de faisceau en éventail fournit un système de résolution plus élevée par rapport à un même nombre de capteurs utilisés dans la projection parallèle à cause du grand nombre de données reçus. Cependant, il est difficile à modéliser la sensibilité de chaque capteur de projection dans le problème directe en plus du temps nécessaire pour reconstruire l'image transversale par rapport à la technique du faisceau de projection

parallèle. L'inconvénient majeur de la tomographie optique est qu'elle nécessite des fenêtres transparentes dans le processus (le mélange de fluide dans notre cas).

Il existe de nombreux travaux de recherche en tomographie optique [42]. Les travaux [43]-[45], par exemple, portent sur une variété d'expériences qui utilise des capteurs optiques. Les recherches [46]-[48] se concentrent sur les gaz et les solides où les deux techniques de projection de faisceau sont utilisées (parallèle et en éventail). Les capteurs les plus utilisés dans leurs travaux de recherche sont à base de LED infrarouges, de laser et de fibre optique. D'autres travaux ont porté sur les lasers pré-infrarouges [49], [50]. Les auteurs dans [51] ont étudiés les capteurs optiques du faisceau en éventail et son application dans la mesure du débit massique. Yan, et al. ont travaillé sur la tomographie par fibre optique [52], avec un ajout d'un élément d'intelligence artificielle dans leur conception. Rzasa a utilisé la tomographie optique dans différents types de recherche qui porte principalement sur la mise en œuvre de la tomographie optique dans les réservoirs d'eau [53] et la tomographie double qui a été prouvé qu'elle pouvait améliorer la reconstruction de l'image [54].

### **1.5.7 Tomographie par ultrasons**

La tomographie par ultrasons a été bien étudiée dans les applications d'imagerie médicale [55], [56], dans lesquelles les médias ont généralement de faibles variations d'impédance acoustique et sont considérés comme une collection de faibles disperse acoustiques. En revanche, un flux de gaz-liquide présente une grande différence d'impédance acoustique entre le gaz et le liquide. Dans cette situation, les bulles sont traités comme des réflecteurs parfaits si leurs diamètres sont plus grands que la longueur d'onde acoustique. Diverses tentatives d'imagerie d'un écoulement à bulles ont été faites et peuvent être consultées dans la littérature [57]-[59]. Il existe deux modes de tomographie à ultrasons à savoir, le mode de réflexion et le mode de transmission.

Un schéma représentatif de la tomographie par ultrason en mode de réflexion est illustré dans la Figure 1.3. L'impulsion diverge dans le plan d'écoulement en coupe transversale et elle est collimatée perpendiculairement à celui-ci. Le faisceau est supposé d'avoir une épaisseur finie

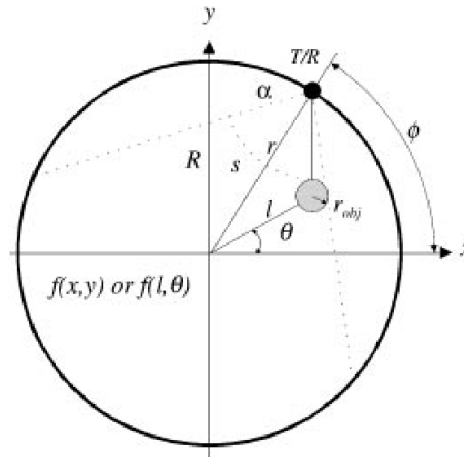
dans la direction de l'écoulement. Ainsi les réflexions proviennent des tranches dans lesquelles les bulles de gaz sont insonifiées. Le signal reçu par un transducteur positionné à  $(R, \phi)$  est considéré comme la superposition de contributions des cibles insonifiées par l'onde ultrasonore.

Si le transducteur est excité par une impulsion à large bande, le signal d'entrée en vigueur est la réponse impulsionnelle d'un système linéaire constitué de réponses de capteurs ainsi que les caractéristiques des systèmes électroniques.

Ce signal sera observé comme la forme d'onde dans le domaine temporel enregistré par la réflexion d'une cible ponctuelle. Il est noté par  $h_{PFS}(l)$  où  $l$  est la distance entre la cible et le capteur. Pour une reconstruction à deux dimensions, ce signal est noté par  $h_{PFS}(l, \theta)$  et il est donné par l'intégral de  $h_{PFS}(l)$  à travers l'angle de vue entier  $\theta$ . La reconstruction est donnée par la convolution suivante :

$$F(l, \theta) = h_{PFS}(l, \theta) \otimes a(l, \theta) \cdot f(l, \theta) \quad (1.10)$$

où  $f(l, \theta)$  est la réflectivité qui dépend de la section transversale,  $a(l, \theta)$  est la divergence des ondes réfléchies.



**Figure 1.3:** Principe de la réflexion des ultrasons en mode de tomographie en utilisant des faisceaux d'insonification large.

A cause de l'écart important d'impédance acoustique aux interfaces liquide-gaz, ce milieu est traité comme une distribution fortement inhomogène, et par conséquent l'amplitude de la réflexion devient insignifiante, et les signaux d'écho complexes sont remplacés par des impulsions de forme rectangulaires discrètes pour simplifier le processus de rétroprojection. L'emplacement de chaque impulsion donne l'information sur le temps de vol qui est l'entrée de l'algorithme de rétroprojection. La reconstruction de la section transversale d'écoulement est effectuée en additionnant toutes les projections à chacune des positions de transducteur. En utilisant une impulsion de forme rectangulaire pour la reconstruction,  $h_{PSF}(l, \theta)$  peut être formulé comme [57], [60]:

$$h_{PSF}(l, \theta) = 2\pi \int_{-\infty}^{\infty} \frac{2E}{\omega} \sin\left(\frac{\omega\tau}{2}\right) J_0(4\pi\omega X) d\omega + \varepsilon(l, \theta) \quad (1.11)$$

où  $E$  est l'amplitude et  $\tau$ , est la largeur de l'impulsion,  $\omega$  la vitesse angulaire,  $X$  est la distance radiale à partir de la cible ponctuelle et  $J_0(4\pi\omega X)$  est la fonction de Bessell d'ordre zero. Le terme erreur  $\varepsilon(l, \theta)$  tend vers zéro si le point est reconstruit à la position du point cible et il disparaît quand la courbature de la trajectoire intégrale tend vers l'infini. Dans le cas où  $\tau$  est beaucoup plus petit que la période d'échantillonnage totale, l'impulsion d'onde rectangulaire peut être approximée par une impulsion à large bande, et dans ce cas (1.11) peut être écrite comme

$$h_{PSF}(l, \theta) = \frac{E\tau}{|X|} \quad (1.12)$$

Contrairement à la tomographie par rayons X dans les applications médicales où les paramètres d'imagerie sont le coefficient d'absorption ou l'indice de réflexion, l'énergie ultrasonore transmise par un système de tomographie à transmission des ultrasons dans un système d'écoulement présente seulement deux états discrets: soit entièrement transmise à travers ou bloquée par les objets. Pour un arrangement donné de transducteurs, les chemins de transmission entre les émetteurs et les récepteurs sont fixés. Par conséquent, la transmission des informations peut être intégrée dans le processus de reconstruction d'image par simple réduction de la valeur d'intensité le long des trajets de transmission détectée. Des expériences de simulation



ont montrées une réduction significative des artefacts en raison de l'utilisation des données de transmission. Il convient de noter que cette amélioration devient moins évidente lorsque le nombre de capteurs est réduit.

### **1.5.8 Tomographie électrique**

La tomographie électrique (TE) est une technique d'imagerie non-invasive et non-intrusive qui permet la détermination de la distribution d'une propriété électrique dans un milieu (par exemple, un tuyau ou un récipient). Cette distribution est obtenue par des mesures effectuées par un ensemble d'électrodes électriques montées autour de la circonférence du milieu. Les propriétés électriques qui peuvent être utilisées sont la capacité, la résistance, les courants de Foucault, et l'inductance. La sélection de la propriété électrique de mesure dans une application spécifique dépend du flux de fluides et de la sensibilité de cette propriété électrique aux variations de flux. Les dispositifs de détection de résistance sont adaptés pour les fluides de nature conducteur tandis que les dispositifs de détection de capacité sont adaptés pour les fluides isolateurs. Les dispositifs de détection d'inductance sont utiles pour la détection ou l'imagerie de la perméabilité magnétique ou les composants qui génèrent des courants de Foucault. Ces trois types de dispositifs peuvent être utilisés pour la mesure et l'estimation des fluides multiphasiques si les phases vérifient les conditions électriques appropriées.

Plusieurs techniques de tomographie basées sur la mesure des propriétés électriques précédentes ont reçues beaucoup d'attention ces dernières années. Les systèmes les plus connus sont: TCE, TIM et TRE.

Parmi les techniques de tomographie électrique, la TCE est la plus utilisée dans la mesure et l'imagerie des écoulements multiphasique de pétrole et de gaz. Cette technique permet de fournir la répartition spatiale diélectrique du mélange des matériaux constituant l'écoulement multiphasique à l'intérieur d'un tuyau. Ceci est obtenu en mesurant les capacités entre les électrodes montées autour de la circonférence du tuyau.

Une tension est appliquée consécutivement à ces électrodes et la charge électrique résultante est recueillie et enregistrée en tant que courant électrique. La capacité entre les électrodes est le rapport entre l'intégrale de ce courant à travers le temps divisée par la tension appliquée. La limitation de la TCE est qu'elle ne peut pas être appliquée à des procédés qui ont une composante ou une phase conductrice (tel que l'eau) comme la composante continue.

Les méthodes de tomographie électrique ont l'avantage d'être rapides et ils sont des techniques d'imagerie disponibles à un coût relativement faible. Toutefois, en raison des effets de bord liés aux champs électriques et électromagnétiques, la résolution spatiale est limitée à environ 10% de la dimension de processus tel que le diamètre. En outre les systèmes de TE sont des systèmes à champs doux, et ils sont plus complexes car ils produisent des ensembles d'équations non-linéaires contrairement aux systèmes à champs dur qui produisent des ensembles d'équations linéaires et sont plus simples à résoudre.

## 1.6 Conclusion

Les DMs sont censés à remplacer les séparateurs classiques dans de nombreuses applications d'essais dans les puits pétrolière et éliminer le besoin à des installations coûteuses et encombrantes dans certains sites de production. Une variété de techniques intrusives et non-intrusives ont été appliquées et évaluées et sont disponibles maintenant sur le marché. Le grand inconvénient des DMs disponible sur le marché est leur incertitude. La plupart reposent sur un certain nombre de mesures qui sont ensuite combinées pour déduire les débits de chaque phase. Cette combinaison conduit à la multiplication de l'incertitude de mesure et limite la précision de ces débitmètres. D'autres techniques de mesure sont basées sur la visualisation des fluides écouants dans les canaux. Ces techniques sont connues sous le nom de tomographie. La tomographie pour les processus réfère à toute une gamme de techniques d'imagerie non-invasive et non-intrusive des fluides écouant. Les inconvénients majeurs des méthodes de tomographie basées sur les radiations ionisantes sont leur coût relativement élevé et le danger qu'ils apportent. L'inconvénient des méthodes de tomographie non-ionisantes est la faible résolution spatiale des

images reconstruites. Il est clair qu'il est nécessaire de développer des techniques plus performantes qui permettent de surmonter ces inconvénients.

# Chapitre 2

## Tomographie à capacité électrique utilisant des données de pression et de température

### 2.1 Introduction

Dans l'industrie du pétrole et du gaz il y a un besoin continu pour la mesure en temps réel et en ligne de la quantité de chaque phase individuelle traversant une section donnée d'un pipeline. Cela conduirait à une gestion de réservoir plus efficace par le contrôle à distance des vannes de commande en fonction de la composition et le comportement réel du fluide. Avec l'épuisement continu des réserves de pétrole et de gaz, ce type de contrôle de réservoir devient une nécessité pour les compagnies pétrolières et gazières pour améliorer leur productivité [4], [5]. Des efforts de recherches considérables ont été faits pour concevoir de nouveaux systèmes embarqués afin de mesurer en temps réel la composition multiphasique d'un flux de fluide [61], [62]. Un nombre important de ces instruments sont radioactifs et utilisent des émetteurs et des récepteurs à rayons gamma pour mesurer la densité du fluide qui les sépare [6]. Même si ces dispositifs pourraient obtenir des résultats précis, les compagnies pétrolières hésitent encore à leur utilisation dans les champs, car ils sont dangereux et peuvent causer des problèmes de santé imprévisibles pour les opérateurs. Les DMs utilisant les ultrasons ont été récemment proposés dans [63]. Pour ces derniers, des capteurs à haute et à basse fréquences ultrasonores sont utilisés pour mesurer les proportions entre les phases dans le cas de faible fraction de gaz (dans le cas où la fraction du gaz est inférieure à 10% du volume total) et haute fraction de gaz. Les expériences

menées sur une boucle d'écoulement multiphasique à l'échelle d'un laboratoire ont montrées une précision de mesure élevée (des erreurs de +/- 10% pour chaque phase).

Dans cette étude, nous explorons la TCE qui consiste à calculer la répartition de permittivité dans une section transversale donnée d'un pipeline ou d'un canal à l'aide d'électrodes capacitives [65]. Toutefois, l'un des principaux inconvénients de cette technique est la faible résolution spatiale des images reconstruites, en particulier autour du centre du processus [66]. En effet, dans un système de TCE les électrodes sont placées à la limite de la canalisation ce qui peut provoquer la limitation de la plupart des charges électriques induites à proximité des électrodes provoquant ainsi une sensibilité relativement faible au centre de la canalisation. Par ailleurs, il est bien connu que les images en coupe transversale reconstruite à partir de quelques données disponibles à la frontières est une tâche difficile car elle nécessite la résolution d'un problème inverse sévèrement mal posé et mal conditionné [67]-[71]. Ceci limite considérablement la qualité des images de TCE reconstruites. Plusieurs méthodes d'optimisation, en termes de matériel ainsi que des algorithmes de reconstruction d'images, ont été proposées ces dernières années pour remédier à ces limitations [72]-[74].

Dans ce chapitre, un nouveau dispositif de TCE et un algorithme de reconstruction associé (l'algorithme GNRC) sont proposés. En plus de l'ensemble des électrodes électriques conventionnelles placées sur la circonférence du pipeline, le dispositif utilise un ensemble de capteurs de pression et de température internes pour estimer la distribution de la densité du processus à quelques points internes du mélange. Ces données sont ensuite utilisées comme contraintes lors de la résolution du problème directe et inverse. L'introduction de capteurs de pression et de température à différents endroits de la conduite rend le dispositif invasif et intrusif. Ces deux limitations sont essentiellement compensées par l'amélioration significative de la qualité d'image fournie et la mise à l'échelle et l'avancement technologique continu des capteurs miniaturisé de pression et de température à l'aide des systèmes micro-électromécaniques (SMEM) [75]-[77]. Les résultats expérimentaux montrent clairement que la méthode proposée permet d'obtenir des résultats plus précis que les méthodes traditionnelles (en termes d'erreur et de coefficient de corrélation) qui n'utilisent que des électrodes surfaciques. Un autre avantage est

que le temps de calcul est presque identique pour les deux systèmes de TCE et celui avec capteurs internes.

## **2.2 Aperçu sur les algorithmes de tomographie à capacité électrique**

Le développement d'algorithmes de reconstruction d'image dans un système de TCE est une tâche délicate [78]. Ces algorithmes peuvent être classés en deux grandes catégories: les méthodes non-itératives et les méthodes itératives [72]. Les algorithmes non itératifs qui sont souvent appliqués aux systèmes de TCE sont la rétro-projection linéaire (RPL) [79], la décomposition tronquée en valeurs singulières (DTVS) [72], la régularisation de Tikhonov [80] et la régression et régularisation linéaire multiple (RRLM) [81]. Bien que la RPL est une méthode rapide et simple à implémenter numériquement, elle génère une faible qualité d'image et, dans certains cas, elle ne peut fournir que des informations qualitatives sur l'image de la distribution de permittivité.

La DTVS peut être considérée comme une décomposition en valeurs singulières (DVS) filtrée et les deux algorithmes RRLM et DTVS sont essentiellement similaire à la méthode de régularisation de Tikhonov. D'autre part, il est presque impossible d'obtenir des images de bonne qualité en utilisant des algorithmes non itératifs. Ils sont principalement utilisés pour les applications nécessitant des performances en temps réel, sans nécessité à des images reconstruites de haute qualité (par exemple, la poursuite de cibles spécifiques avec une constante diélectrique). Les algorithmes itératifs procèdent en supposant que l'image initiale a été obtenue en utilisant une des méthodes non itératives, principalement l'algorithme de RPL. Avec ces méthodes, les images reconstruites sont de meilleure qualité mais la reconstruction est plus lente en raison de la série d'itérations nécessaires. La plupart des algorithmes itératifs utilisés dans les systèmes de TCE sont: la méthode itérative de Tikhonov [71], la technique de reconstruction algébrique (TRA), la technique de reconstruction algébrique simultanée (TRAS) [72], Landweber [82], la méthode de la descente rapide [83] et celle du gradient conjugué (GC) [84].

Toutes ces techniques sont basées sur l'imagerie différentielle qui suppose que les changements de permittivité sont de petite taille et ensuite en linéarisant le problème directe. En outre, ils considèrent tous que la jacobienne (ou la matrice de sensibilité) est constante pour toutes les itérations successives. D'autre part, l'algorithme itératif de GN régularisé est l'un des algorithmes de reconstruction non linéaire les plus utilisés. Il donne de meilleurs résultats que les techniques de reconstruction linéaire simple. Les valeurs des capacités (entre les électrodes) prédites en utilisant un modèle non linéaire ont moins d'erreurs lors de la résolution du problème direct. Une explication détaillée de cette méthode peut être trouvée dans [85].

## 2.3 Dispositif proposé

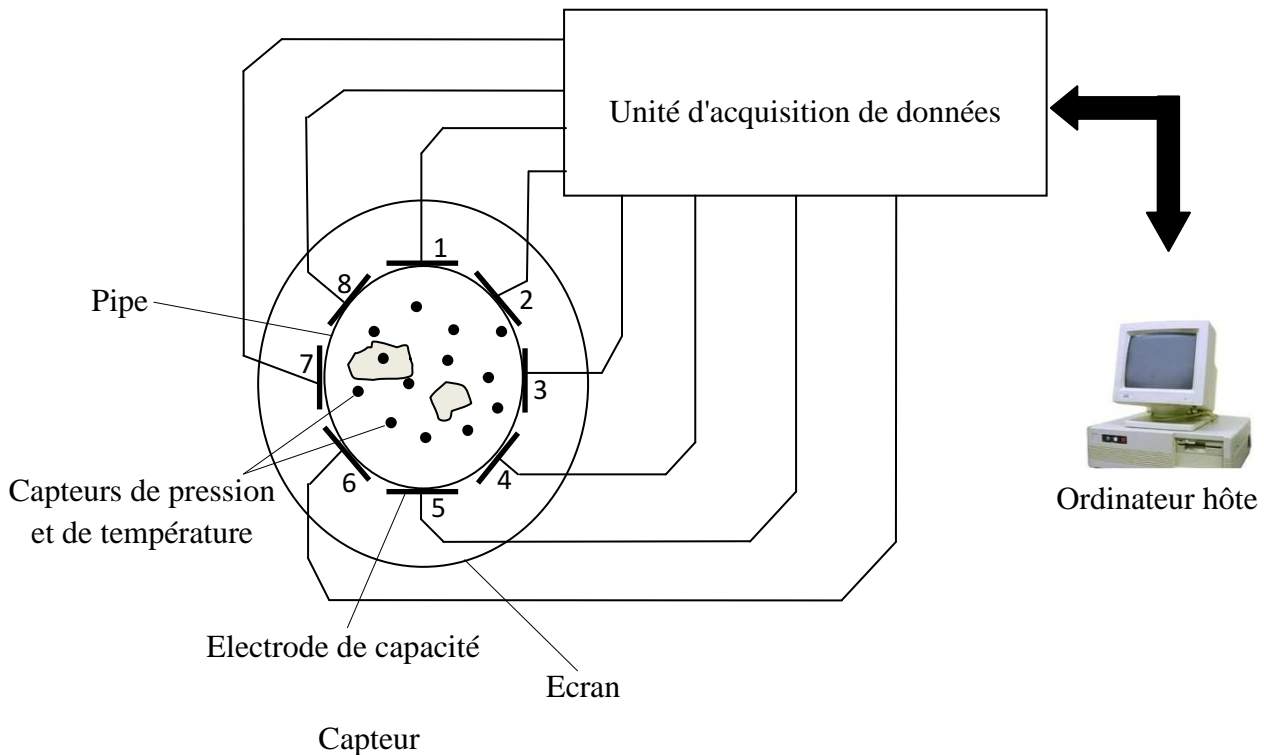
La Figure 2.1 montre les principaux composants matériels du dispositif proposé. Il est modulaire et comprend:

**Le capteur cylindrique:** à travers lequel les fluides du procédé se passent. Ce capteur peut être inséré dans la canalisation à l'aide des brides. Il est composé d'un ensemble d'électrodes électriques mis à la circonférence du pipeline pour déterminer la répartition diélectrique du processus. Ceci est fait en mesurant les capacités mutuelles entre toutes les combinaisons possibles d'électrodes. Un autre ensemble de capteurs miniaturisés internes sont utilisés pour mesurer la pression et la température à des endroits différents du processus pour estimer la répartition de la densité du fluide à l'intérieur. Ces capteurs sont scellés sur des supports en acier inoxydable qui, à leur tour, sont fixés solidement à la conduite.

**Le module d'acquisition de données:** il excite chaque électrode du capteur dans un multiplexage temporel et convertit la sortie analogique correspondante à une valeur numérique qui sera ensuite transférée à l'ordinateur hôte pour un traitement logiciel supplémentaire. Ce module effectue également le traitement du signal analogique en supprimant les parasites éventuels causés par les capacités ou les courants de Foucault.

**L'ordinateur hôte:** on l'utilise dans le système actuel pour résoudre le problème direct et inverse en utilisant les données transférées par le module d'acquisition de données et aussi pour

reconstruire l'image à deux dimensions de la section transversale d'écoulement pour la visualisation. La communication avec le module d'acquisition de données est effectuée en utilisant l'un de ses ports de communication série.



**Figure 2.1:** Dispositif de tomographie à capacité électrique avec des capteurs interne de pression et de température.

Le principe de base d'opérations matériel du dispositif proposé peut se résumer comme suit. Dans un premier temps, l'unité d'acquisition de données transmet les valeurs de pression et de température obtenues à partir des capteurs internes à l'ordinateur hôte qui calcule la distribution de la densité du processus à ces points et à travers la même section transversale des électrodes surfaciques. La première électrode de capacité (marquée 1 dans la Figure 2.1) est



excitée et toutes les autres électrodes (électrodes 2, 3, ..., 8) sont utilisées pour la détection. Dans ce cas on obtient  $(n-1)$  mesures de capacité ( $n$  est le nombre des électrodes surfaciques). Ensuite, l'électrode 2 est excitée et toutes les autres électrodes, à l'exception de l'électrode 1, sont utilisées pour la détection. On obtient  $(n-2)$  données de mesure de capacité. Ce processus d'excitation-détection continue jusqu'à ce que toutes les combinaisons possibles sont faites (c'est à dire lorsque la dernière mesure entre les électrodes 7 et 8 est faite). Par conséquent, pour un système de TCE à  $n$  électrodes, le nombre de mesure indépendantes est  $n(n-1)/2$ .

## 2.4 Algorithme de reconstruction d'image

Le dispositif de TCE a été conçu avec  $n=8$  électrodes électriques externes.  $n(n-1)/2=28$  valeurs indépendantes de capacité entre électrodes sont acquises périodiquement par le module d'acquisition de données. Le problème qu'on cherche à résoudre consiste à déterminer la distribution interne de permittivité à partir des mesures de capacité entre électrodes, de pression et de température interne.

### 2.4.1 Modèle du système en utilisant les électrodes électriques

L'équation de Laplace peut être utilisée pour décrire l'équation régissant un système de TCE:

$$\nabla(\varepsilon(x, y)\nabla\phi(x, y)) = 0 \quad (2.1)$$

où  $\varepsilon(x, y)$  est la distribution de la permittivité des fluides à l'intérieur du pipe et  $\phi(x, y)$  est la distribution du champ électrique.

Pour une électrode excitée  $E_i$ , les conditions aux limites peuvent être exprimées comme suit

$$\phi(x, y) = V \neq 0 \quad (2.2)$$

où  $V$  est le potentiel d'excitation appliqué.

Pour les autres électrodes de détection  $E_j$  ( $j = 1, 2, \dots, N; i \neq j$ ), nous avons

$$\phi(x, y) = 0 \quad (2.3)$$

Dans les emplacements de la pipe qui ne se chevauchent pas avec les électrodes électriques, le flux de charge vérifie

$$\varepsilon \frac{\partial \phi}{\partial \nu} = 0 \quad (2.4)$$

où  $\nu$  est la normale unitaire extérieure sur cet emplacement de la canalisation.

La distribution du potentiel électrique  $\phi(x, y)$  donnée par (2.1) avec ses conditions aux limites de Dirichlet et de Neumann (2.2)-(2.4) est résolue numériquement en utilisant la méthode des éléments finis (MEF).  $\phi(x, y)$  permet d'obtenir les capacités mutuelles entre les électrodes selon l'équation suivante

$$C = -\frac{1}{\Delta V} \oint_{\Gamma} \varepsilon(x, y) \nabla \phi(x, y) d\Gamma \quad (2.5)$$

où  $\Delta V$  est la différence de potentiel entre l'électrode source et celle de détection et  $\Gamma$  est la surface d'une électrode. Le modèle de TCE décrit par l'équation de Laplace (2.1), avec les conditions aux limites précédentes (2.2)-(2.4), correspond à un modèle d'électrode complet. C'est ce modèle qui est utilisé dans cette thèse pour décrire un système de TCE.

## 2.4.2 Modèle du système en utilisant les capteurs de pression et de température

En considérant des écoulements incompressibles (exemple de l'huile ou de l'eau) ou en considérant des fluides compressibles se déplaçant avec un nombre de Mach bas (gaz par exemple), l'équation de Bernoulli affirme que l'augmentation de la vitesse de ces fluides aura lieu simultanément avec une baisse de la pression ou une diminution de l'énergie potentielle du fluide [86]. Ce principe, qui est dérivé de la conservation de l'énergie (c'est à dire dans un

écoulement permanent, la somme de toutes les formes d'énergie mécanique le long de l'écoulement est la même en tous points sur cette ligne de courant) peut être exprimé pour une température  $T$  donnée, comme suit

$$\frac{v^2}{2} + gz + \frac{p}{\rho} = \text{constant} \quad (2.6)$$

où  $v$  est la vitesse du fluide,  $g$  est l'accélération due à la gravité,  $z$  est l'élévation d'un point au-dessus d'un plan de référence où la direction positive de  $z$  est vers le haut (dans le sens opposé à l'accélération gravitationnelle),  $p$  est la pression à un point donné et  $\rho$  la densité du fluide à ce point. Ainsi, en mesurant la température et la pression en un point donné dans la section transversale de la canalisation et en mesurant le débit total du fluide en utilisant un débitmètre qui correspond aux propriétés des fluides (par exemple le venturi et l'orifice mètre pour les débits multiphasiques, le magnétomètre pour mesurer les écoulements conducteurs, et le débitmètre à ultrasons pour le gaz), on peut déduire la densité  $\rho$  du fluide à ce point. En outre, la distribution de densité peut être estimée à travers toute la section de la canalisation en utilisant la MEF [87]. Avec cette méthode les valeurs de densité sont déterminées avec précision aux points où les capteurs de pression et de température sont placés, mais la précision pourrait être plus faible entre ces capteurs (en s'éloignant de ces points).

### 2.4.3 Formulation du problème inverse

Soit  $F$  une fonction définie de l'espace de distribution de permittivité  $\varepsilon = [\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(n_E)]^T$  vers l'espace des capacités entre les électrodes  $C = [C_1, C_2, \dots, C_m]^T$ , où  $n_E$  est le nombre d'éléments du maillage des éléments finies et  $m$  est le nombre de capacités mesurées entre les électrodes ( $m = N(N - 1)/2 = 28$ ). La relation entre eux (sans tenir compte des erreurs de mesure) peut être décrite comme suit

$$C = F(\varepsilon) \quad (2.7)$$

Le problème de reconstruction d'image dans un système de TCE consiste à déterminer la distribution de permittivité  $\varepsilon$  à partir des mesures de capacités  $C$  aux bords d'un canal. Cela peut

être réalisé en utilisant la méthode des moindres carrés qui consiste à minimiser l'erreur quadratique entre les capacités mesurées et celles calculées en utilisant le modèle complet. En d'autre terme il faut résoudre le problème d'optimisation suivant:  $\varepsilon = \arg \min_{\varepsilon} \|C_{mesurées} - F(\varepsilon)\|_2^2$ . Cependant ce problème est sévèrement mal-conditionné et nécessite l'utilisation de techniques de régularisation menant à la minimisation d'une fonction augmentée des moindres carrés. Ceci peut être formulé en termes de connaissances a priori sur les valeurs des éléments d'image et de corrélation entre eux. Nous régularisons le problème par la méthode de Tikhonov généralisée [88], [89]. De plus, on considère les valeurs de densité seulement aux points où les capteurs de pression et de température sont placés.

Soit  $\{i_1, i_2, \dots, i_p\} \subset \{1, 2, \dots, n_E\}$  les indices des éléments finis du maillage qui coïncident avec les positions des capteurs de pression et de température. Connaissant la densité de ces éléments de la maille, le fluide correspondant peut être déduit ce qui permet la détermination de leur permittivité.

$$\varepsilon(i_1) = \varepsilon_1, \varepsilon(i_2) = \varepsilon_2, \dots, \varepsilon(i_p) = \varepsilon_p \quad (2.8)$$

où  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$  sont connus.

En utilisant ces données de pression et de température, en plus de celles fournies par les capacités électriques, une des possibilités pour reconstruire l'image est d'utiliser la méthode itérative de GN avec une simple projection. Dans ce cas, pour chaque itération de l'algorithme on projette la permittivité des éléments qui coïncident avec les capteurs de pression et de température sur la permittivité réelle (déduite de la densité de ces éléments). Il s'agit d'une approche simple de calcul. Cependant, comme on le verra plus tard, avec cette approche la direction du pas optimale de l'algorithme de GN peut être perdue.

L'autre approche proposée dans ce travail consiste à formuler le problème inverse comme un problème des moindres carrés régularisés et avec contraintes. Autrement dit, le vecteur  $\varepsilon$  correspondant est calculé en résolvant le problème suivant d'optimisation non linéaire sous contraintes

$$\min_{\varepsilon} \frac{1}{2} (C - F(\varepsilon))^T (C - F(\varepsilon)) + \frac{1}{2} \alpha (L\varepsilon)^T (L\varepsilon) \quad (2.9a)$$

sous les contraintes

$$\varepsilon(i_k) = \varepsilon_k, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.9b)$$

où  $\alpha > 0$  est le paramètre de régularisation,  $L$  est la matrice de régularisation et  $C$  est le vecteur de mesure des capacités entre les électrodes.

Le problème d'optimisation (2.9a), (2.9b) peut être réécrit comme suit

$$\min_{\varepsilon} \frac{1}{2} (C - F(\varepsilon))^T (C - F(\varepsilon)) + \frac{1}{2} \alpha (L\varepsilon)^T (L\varepsilon) \quad (2.10)$$

sous les contraintes

$$H(\varepsilon) = 0$$

où  $H(\varepsilon)$  est un vecteur dépendant des contraintes défini comme suit

$$H(\varepsilon) = \begin{bmatrix} \varepsilon(i_1) - \varepsilon_1 \\ \varepsilon(i_2) - \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon(i_p) - \varepsilon_p \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Dans ce qui suit, nous développons un algorithme itératif de GN régularisé et avec contraintes pour résoudre le problème (2.10).

L'idée de base de la plupart des méthodes itératives d'optimisation consiste à calculer à chaque itération un pas le long d'une direction de recherche donnée. Dans notre cas, la formule itérative du vecteur de permittivité  $\varepsilon$  est donnée par:

$$\varepsilon^{k+1} = \varepsilon^k + \beta^k \Delta\varepsilon \quad (2.12)$$

où  $\Delta\varepsilon$  est la direction de recherche et  $\beta^k$  est la longueur du pas. Comme dans la plupart des algorithmes de type Newton, dans notre cas la longueur du pas est constante et égale à 1. La direction de recherche est déterminée à chaque itération par la résolution du problème des

moindres carrés linéaire autour de l'itération courante [90]-[92]. Par conséquent,  $\Delta\varepsilon$  est calculé en résolvant la version linéarisée suivante du problème (2.10) autour de  $\varepsilon^k$ :

$$\begin{aligned} \min_{\Delta\varepsilon} \frac{1}{2} [C - F(\varepsilon^k) - J_F(\varepsilon^k)\Delta\varepsilon]^T [C - F(\varepsilon^k) - J_F(\varepsilon^k)\Delta\varepsilon] \\ + \frac{1}{2} \alpha [L(\varepsilon^k + \Delta\varepsilon)]^T [L(\varepsilon^k + \Delta\varepsilon)] \end{aligned} \quad (2.13a)$$

sous les contraintes

$$H(\varepsilon^k) + J_H(\varepsilon^k)\Delta\varepsilon = 0 \quad (2.13b)$$

où  $J_F(\varepsilon^k)$  et  $J_H(\varepsilon^k)$  sont respectivement les jacobiennes des fonctions  $F$  et  $H$  au point  $\varepsilon^k$ .

En calculant le Lagrangien associé au problème d'optimisation défini dans (2.10) et en mettant sa pente égale à zéro nous obtenons les équations suivantes

$$[J_F^T(\varepsilon^k)J_F(\varepsilon^k) + \alpha L^T L]\Delta\varepsilon - J_H^T(\varepsilon^k)\lambda - J_F^T(\varepsilon^k)[C - F(\varepsilon^k)] + \alpha L^T L\varepsilon^k = 0 \quad (2.14)$$

$$J_H(\varepsilon^k)\Delta\varepsilon + H(\varepsilon^k) = 0 \quad (2.15)$$

où  $\lambda$  est le vecteur des multiplicateurs de Lagrange.

Les équations (2.14) et (2.15) peuvent être réécrites sous la forme matricielle

$$\begin{bmatrix} J_F^T(\varepsilon^k)J_F(\varepsilon^k) + \alpha L^T L & -J_H^T(\varepsilon^k) \\ J_H(\varepsilon^k) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\varepsilon \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_F^T(\varepsilon^k)(C - F(\varepsilon^k)) - \alpha L^T L\varepsilon^k \\ -H(\varepsilon^k) \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Le jacobien  $J_H(\varepsilon^k)$  peut être calculé à partir de la définition de  $H(\varepsilon)$  dans l'équation (2.14). Il est donné par

$$J_H^{(i,j)}(\varepsilon^k) = \begin{cases} 1 & \text{if } (i,j) \in \{(1, i_1), (2, i_2), \dots, (p, i_p)\} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.17)$$

où  $J_H^{(i,j)}(\varepsilon^k)$  est l'élément de la  $i^{\text{ème}}$  ligne et de la  $j^{\text{ème}}$  colonne de la matrice  $J_H(\varepsilon^k)$ .

Comme  $\alpha > 0$  alors la matrice  $J_F^T(\varepsilon^k)J_F(\varepsilon^k) + \alpha L^T L$  est inversible. En outre, à partir de la définition du jacobien  $J_H(\varepsilon^k)$  donnée par (2.17) il est clair que les matrices  $-J_H^T(\varepsilon^k)$  et

$[J_H(\varepsilon^k) \ 0]$  sont à rang plein. Alors la matrice  $A = \begin{bmatrix} J_F^T(\varepsilon^k)J_F(\varepsilon^k) + \alpha L^T L & -J_H^T(\varepsilon^k) \\ J_H(\varepsilon^k) & 0 \end{bmatrix}$  est inversible et ainsi (2.16) définit de façon unique le vecteur  $[\Delta\varepsilon \ \lambda]^T$  et peut être résolu efficacement pour le vecteur  $\Delta\varepsilon$ .

Notant que l'augmentation du nombre de capteurs de pression et de température rend le problème inverse plus stable. Dans le cas extrême, lorsque les capteurs de pression et de température se coïncident avec tous les éléments du maillage, nous aurons  $J_H(\varepsilon^k) = J_H^T(\varepsilon^k) = I_{n_E \times n_E}$ , où  $I_{n_E \times n_E}$  est la matrice identité de dimension  $n_E \times n_E$ . Dans ce cas la matrice  $A$  est inversible même si  $\alpha = 0$ . En d'autres termes il n'est pas nécessaire de régulariser le problème inverse.

## 2.5 Résultats des simulations et discussions

Pour valider l'algorithme proposé, de nombreuses simulations ont été effectuées pour différents scénarios de distribution de mélange de deux fluides diélectrique (deux phases). Le problème direct et les algorithmes de reconstruction ont été implémentés sous Matlab sur un PC doté d'un processeur Core 2 Duo 2,8 GHz et 1,9 Go de RAM. Cinq distributions typiques de permittivité ont été choisies pour les simulations. Les capacités entre les différentes électrodes pour ces distributions de permittivité ont été calculées en résolvant (2.1)-(2.5) à l'aide de la MEF. La qualité des images reconstruites en utilisant le nouveau dispositif de TCE (résolu à l'aide de l'algorithme GNRC) et le système TCE traditionnelle (résolu à l'aide d'un algorithme GN) a été comparée pour chacune de ces cinq distributions.

Pour améliorer la précision des résultats obtenus à l'aide des algorithmes GN et GNRC, deux tâches différentes de post-traitement sont effectuées sur les images obtenues. Ils se composent de deux types d'opérateurs de seuillage: le premier opérateur de seuillage P1 utilise deux seuils supérieurs et inférieurs sur les valeurs diélectriques des fluides composant le mélange (connus à l'avance). Il est donné par:

$$P_1[\varepsilon(i)] = \begin{cases} \varepsilon_{max} & \text{si } \varepsilon(i) > \varepsilon_{max} \\ \varepsilon_{min} & \text{si } \varepsilon(i) < \varepsilon_{min} \\ \varepsilon(i) & \text{ailleurs} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n_E \quad (2.18)$$

Le seconde opérateur de seuillage P2 est défini (pour une distribution à deux phases) par:

$$P_2[\varepsilon(i)] = \begin{cases} \varepsilon_{max} & \text{si } \varepsilon(i) \geq \frac{\varepsilon_{max} - \varepsilon_{min}}{2} \\ \varepsilon_{min} & \text{si } \varepsilon(i) < \frac{\varepsilon_{max} - \varepsilon_{min}}{2} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n_E \quad (2.19)$$

où  $\varepsilon(i)$  est la permittivité du  $i^{\text{ème}}$  élément de la maille,  $\varepsilon_{max}$  et  $\varepsilon_{min}$  sont respectivement la permittivité supérieure et inférieure des fluides.

Pour mettre en évidence l'importance de la formulation du problème inverse comme un problème d'optimisation sous contraintes, nous avons également reconstruit les images de TCE avec une simple projection de l'algorithme de GN où à chaque itération de l'algorithme, on projette la permittivité des éléments qui coïncident avec les capteurs de pression et de température dans la permittivité réelle.

La Figure 2.2 montre les distributions réelles et les images reconstruites obtenues à l'aide des algorithmes GN, GNRC et GN projeté (GNP) ainsi que les images obtenues après les seuillages P1 et P2. Dans ces simulations, les zones non homogènes ont été affectées par une valeur de permittivité égale à 3, tandis que la région de fond a été affectée à une valeur de permittivité égale à 1. Nous avons remplacés la matrice de régularisation  $L$  par un opérateur Laplacien [67]. Le paramètre de régularisation  $\alpha$  est réglé de telle sorte qu'il donne de bonnes images reconstruites pour l'algorithme de GN et maintenu le même pour l'algorithme de GNRC. Le tableau 2.1 présente les paramètres de régularisation sélectionnés pour chaque distribution de permittivité.

L'algorithme de reconstruction proposé GNRC a été évalué et comparé à celui de GN en fonction des critères suivants [72]:

$$\text{erreur d'image} = \frac{\|\hat{\varepsilon} - \varepsilon\|}{\|\varepsilon\|} \quad (2.20)$$



$$\text{coefficient de corrélation} = \frac{\sum_{i=1}^{n_E} (\hat{\varepsilon}_i - \bar{\hat{\varepsilon}})(\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_E} (\hat{\varepsilon}_i - \bar{\hat{\varepsilon}})^2 \sum_{i=1}^{n_E} (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2}} \quad (2.21)$$

où  $\varepsilon$  est la distribution réelle de permittivité,  $\hat{\varepsilon}$  est la distribution de permittivité reconstruite,  $\bar{\varepsilon}$  et  $\bar{\hat{\varepsilon}}$  sont respectivement les valeurs moyennes de  $\varepsilon$  et  $\hat{\varepsilon}$ .

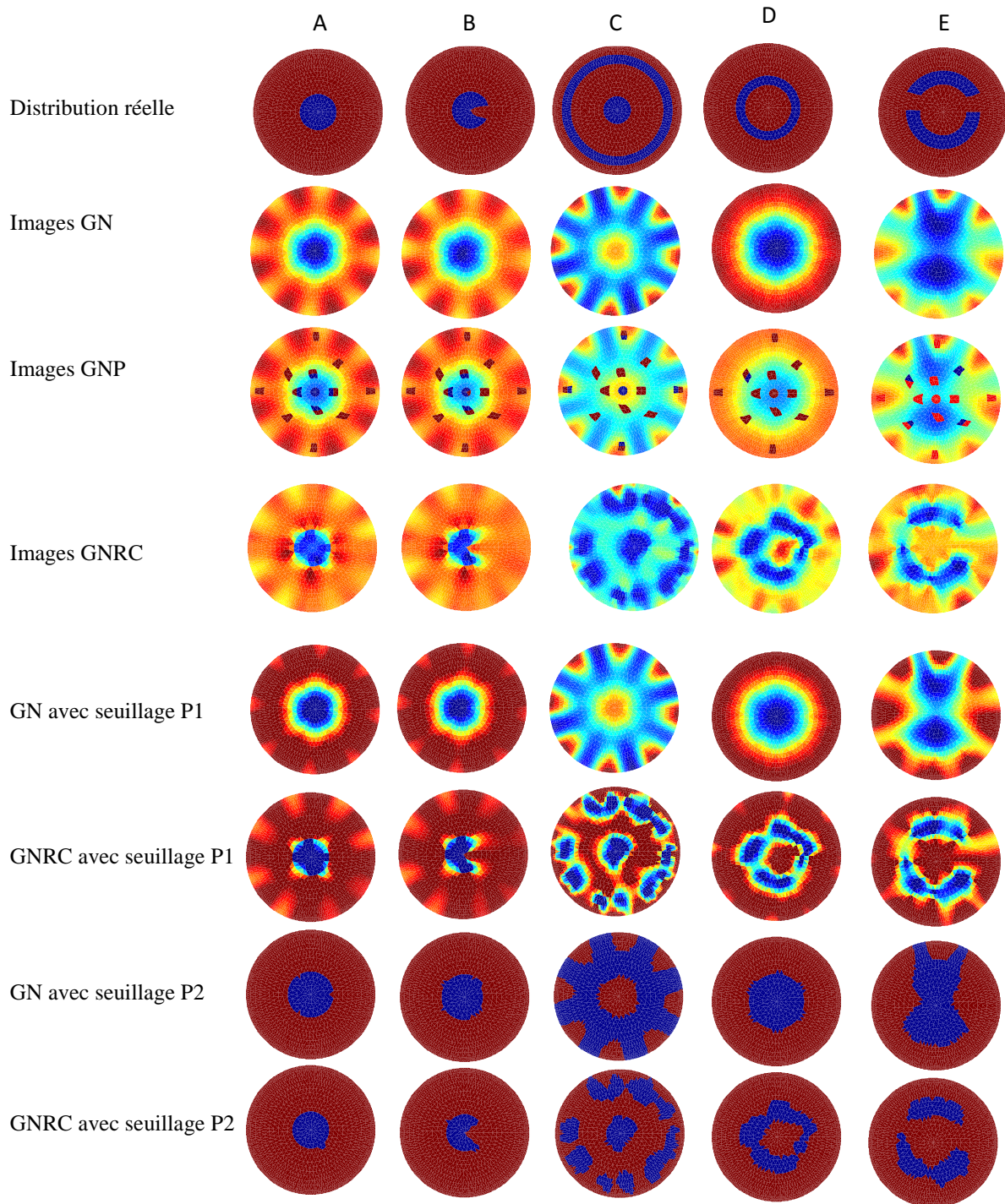
Les tableaux 2.2 et 2.3 montrent l'erreur d'image et le coefficient de corrélation des images obtenues à l'aide de l'algorithme de GN et GNRC.

**Tableau 2.1:** Paramètre de régularisation choisi  $\alpha$

A	B	C	D	E
0.0001	0.0001	0.007	0.0001	0.0005

**Tableau 2.2:** Erreur d'image

	A	B	C	D	E
<b>GN</b>	0.2003	0.2050	0.5697	0.3903	0.4161
<b>GNRC</b>	0.1873	0.2019	0.3823	0.2825	0.2764
<b>GN (Seuillage P1)</b>	0.1474	0.1865	0.5697	0.3899	0.4136
<b>GNRC (Seuillage P1)</b>	0.1198	0.1401	0.3740	0.2719	0.2683
<b>GN (Seuillage P1)</b>	0.2493	0.2777	0.9264	0.5112	0.6276
<b>GNRC (Seuillage P1)</b>	0.0562	0.1150	0.5035	0.3792	0.3349



**Figure 2.2:** Images de permittivité reconstruites en utilisant les algorithmes GN, GNP et GNRC.

**Tableau 2.3:** Coefficient de corrélation

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>	<b>D</b>	<b>E</b>
<b>GN</b>	0.8744	0.8172	$\approx 0$	0.3380	0.4382
<b>GNRC</b>	0.8985	0.8571	0.6623	0.7208	0.7817
<b>GN</b> <b>(Seuillage P1)</b>	0.9189	0.8433	$\approx 0$	0.3342	0.4438
<b>GNRC</b> <b>(Seuillage P1)</b>	0.9491	0.9165	0.6667	0.7341	0.8041
<b>GN</b> <b>(Seuillage P2)</b>	0.8219	0.7726	$\approx 0$	0.3876	0.3929
<b>GNRC</b> <b>(Seuillage P2)</b>	0.9883	0.9426	0.5440	0.6611	0.7381

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une technique de reconstruction d'image en temps réel d'un écoulement de fluide multiphasique traversant une section donnée d'un pipeline. L'image a été obtenue à partir des données saisies des électrodes électriques mises au alentour de la canalisation et les capteurs internes de pression et de température répartis à des endroits différents du processus. Le problème inverse de reconstruction d'image a été formulé comme un problème de moindres carrés régularisés et avec contraintes. Il a été résolu en développant un algorithme GNRC. Ce dispositif de TCE avec capteurs internes de pression et de température résolu avec un algorithme de reconstruction GNRC a été comparé avec un dispositif de TCE classique et résolu en utilisant un algorithme de GN. Le nouveau dispositif et son algorithme ont donnés (en termes d'erreur d'image et de coefficient de corrélation) des résultats plus précis et une qualité d'image plus élevée. En outre, le coût de calcul supplémentaire est négligeable. La mise en place de capteurs de pression et de température à des emplacements différents du domaine d'intérêt rend le système tomographique invasif. Cet inconvénient est compensé par l'amélioration significative de la qualité d'image fournie par la technique proposée et la disponibilité et la mise à l'échelle continue de capteurs miniaturisés de pression et de température utilisant les techniques des SMEM.

# Chapitre 3

## Une méthode de reconstruction d'image utilisant les ondes ultrasonores et la tomographie à résistance électrique

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous examinons les régimes d'écoulement multiphasiques à bulles où la phase liquide de l'écoulement est continue et une dispersion de bulles s'écoulent à l'intérieur de ce liquide. La phase liquide continue est électriquement conductrice. Habituellement, les bulles de gaz sont soumises à des mouvements complexes dans le flux et sont généralement de taille non uniforme. Dans ce cas, il est généralement très difficile d'obtenir une image claire de ce régime en utilisant la tomographie électrique. Pour obtenir l'image la plus précise dans un intervalle de temps raisonnable, de nombreuses techniques de tomographie par ultrasons ont été récemment rapportées dans la littérature. Certains d'entre eux s'appuient sur le modèle des rayons qui est un modèle simplifié de la propagation du son. Dans ce modèle on suppose que les inhomogénéités du milieu sont beaucoup plus grandes par rapport à la longueur d'onde de la sonde. La seule information nécessaire pendant le processus de reconstruction sont les temps de vol (TV) de ces ondes. Même si cette technique dispose d'un temps d'exécution relativement court, elle n'est pas largement adoptée pour des applications réelles à cause de la faible résolution spatiale des images qu'elle génère [93]. La résolution de l'image peut être améliorée en considérant un modèle plus précis pour la propagation du son en résolvant l'équation des ondes à deux dimensions. Ainsi, des algorithmes de reconstruction à base d'ondes en utilisant un système de tomographie par transmission des ultrasons avec une géométrie circulaire ont été rapportés dans [88] et [94]. Une variante de ces algorithmes a été appliquée avec succès dans [95] et des

résultats satisfaisants en termes de précision de l'image ont été obtenus. Toutefois, le principal inconvénient de ces méthodes est que leur convergence est difficile et dépend fortement de l'estimation de la première distribution. En d'autres termes, une bonne estimation de l'image initiale doit être trouvée. En outre, ces méthodes ont une charge de calcul relativement élevée ce qui limite leur domaine d'application.

En général, les signaux d'ultrasons réfléchis sont bien adaptés pour la détection des grands changements d'impédance acoustique. En d'autre terme on peut les utilisés pour la localisation des bords des inclusions internes dans un intervalle de temps relativement court [63], [96]. Cependant, leur principal inconvénient est que certains bords ou limites des objets internes (les bords des bulles de gaz dans notre cas) peuvent ne pas être détectés. Ceci est dû à leur obstruction éventuelle par d'autres bulles ou parce qu'ils sont en dehors du faisceau ultrasonore. Une autre modalité d'imagerie qui fournit une propriété complémentaire est la TE. Un système de TE est plutôt sensible au volume entier que les frontières ou les bords qui sont difficile à déterminer avec précision. Ainsi, une combinaison entre les deux modalités d'imagerie pourrait conduire à une meilleure performance si la procédure est effectuée d'une manière appropriée. Cette combinaison est également motivée par le fait que les techniques d'imagerie par réflexion des ultrasons et la TE ont l'avantage d'être non invasives, sûres (puisque aucun rayonnement ionisant est nécessaire), non couteuses et portables.

L'idée de combiner l'imagerie par ultrason et la TE n'est pas nouvelle. Dans les applications médicales, par exemple, un système transrectal de tomographie par résistance électrique a été intégré à une sonde transrectale d'échographie pour fournir un dispositif d'imagerie multimodale [97]. Dans ce système, les données d'ultrasons ont été utilisées pour fournir à la fois l'information anatomique de la prostate et l'espace périprostatique, qui ont ensuite été utilisées comme information a priori pour générer des maillages de la prostate pour guider la reconstruction d'image TRE. Le dispositif est un système à domaine ouvert et il est adapté pour l'imagerie de la prostate. Les qualités des images obtenues sont satisfaisantes et les résultats expérimentaux sont prometteurs et encourageants pour explorer la fusion ultrasons/TRE pour les applications du domaine fermées (par exemple, l'imagerie du sein et l'imagerie des écoulements multiphasiques). Dans ce cas, les électrodes d'excitation et de mesure et les sondes ultrasonores sont disposées

autour de la circonférence du plan d'imagerie et la technique de reconstruction d'image est légèrement différente. Il y a eu quelques tentatives pour combiner les ultrasons avec la TE pour l'imagerie d'un domaine fermé. Une combinaison ultrasons/TRE pour l'imagerie d'un domaine fermé a été présentée dans [98] où la tomographie par réflexion des ultrasons (TRU) a été utilisée pour introduire des connaissances structurelles préalables dans la régularisation lors de la reconstruction TRE en utilisant l'algorithme de GN. La validité de la méthode a été démontrée par une étude de simulation pour la détection des tumeurs du sein. Cependant, avec cette méthode de reconstruction le problème inverse de la TRE sera mal posé. C'est parce que les éléments du maillage avec haute intensité de TRU vont avoir une petite contribution de régularisation lors de la reconstruction de la TRE. Ainsi, les éléments de la matrice de régularisation avec de petites valeurs augmentent si le nombre des éléments de la TRU à forte intensité augmente également. Cela rendra le problème inverse encore plus mal posé. Néanmoins, ça sera intéressant si on peut exploiter les mesures ultrasonores de telle sorte que le processus de reconstruction TRE sera plus stable et les images obtenues plus précises lorsque le nombre de données TRU augmente. Une autre méthode de combinaison des mesures ultrasonores et la TRE a été discuté dans [99]. L'application de la TRE envisagée était la surveillance de la cryochirurgie. Dans cette méthode, les données de réflexion des ultrasons sont utilisées seulement pour avoir une bonne estimation de l'image initiale (pour la localisation de l'objet) et ne sont pas utilisées pendant le processus de reconstruction. En outre, la technique de reconstruction proposée concentre juste sur le changement de conductivité d'une partie du maillage. En d'autres termes, tout changement sur les valeurs de résistivité dans le reste de la zone d'imagerie ne peut pas être manipulé. Un autre système multimodal pour les imageries échographique et la TRE a été développé dans [100]. Les deux images sont reconstruites simultanément en utilisant les données recueillies à partir de transducteurs piézoélectriques en céramique. Le but de ce système est de générer deux images avec différentes propriétés (électriques et acoustiques) et avec moins de complexité matérielle. Ainsi, la reconstruction se fait séparément pour les deux modalités et le diagnostic est fait sur la base des deux images. Ça sera une bonne idée si on peut fusionner les deux reconstructions pour obtenir une seule image avec une meilleure résolution.

Dans ce chapitre, une méthode de fusion des données d'ultrasons et celle obtenues par la TRE est proposée. Les données d'ultrasons sont utilisées pour déterminer l'emplacement de certains points de bord appartenant à la limite de l'objet cible (les bulles de gaz dans notre cas). Cela se fait par la mesure du TV des ondes ultrasonores réfléchies des frontières des bulles. Les emplacements de ces points limites sont alors utilisés comme des informations complémentaires au cours d'un processus de reconstruction de l'image TRE. Cette dernière est formulée comme un problème d'optimisation avec contrainte et résolue en utilisant l'algorithme GNRC développé dans le chapitre précédent. Les tests effectués sur un ensemble de fantômes différents montrent clairement que la méthode proposée permet d'obtenir des images beaucoup plus précises par rapport aux systèmes de TRE et TRU. En outre, le temps de calcul est comparable à une reconstruction TRE.

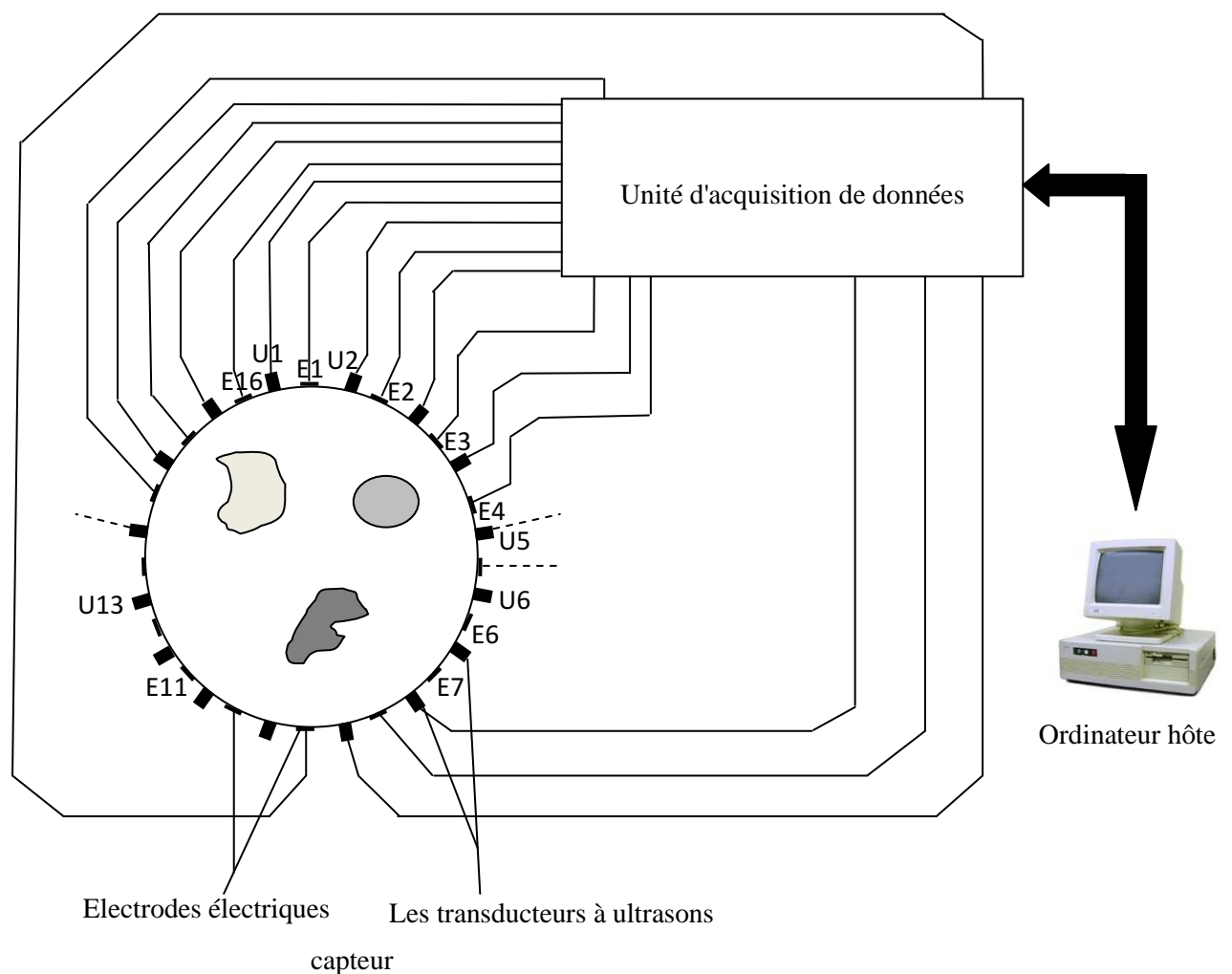
## **3.2 Architecture matérielle du système proposé**

La plupart des systèmes à ultrasons utilisent des transducteurs à balayage pour produire des images 2D de la conduite. Ces systèmes sont coûteux et généralement génèrent des images complexes qui ne sont pas facile à être explorées automatiquement. Un système plus simple et moins cher (considéré dans ce chapitre) utilise moins de capteurs à ultrasons où chacun est placé autour de l'objet à étudier. La figure 3.1 présente une vue d'ensemble des composants constituant un système de tomographie par résistance électrique et ultrasons (TREU). Il est modulaire et comprend un système TRE, un système de tomographie par ultrasons, un module d'acquisition de données et un ordinateur hôte.

### **3.2.1 Système de TRE:**

Il est cylindrique et comprend un ensemble d'électrodes électriques montés symétriquement sur la périphérie de la zone d'imagerie. Il est utilisé pour déterminer une distribution de la conductivité en vrac de l'objet. Il existe plusieurs méthodes d'excitation/collection de données pour la modalité TRE. La méthode la plus utilisée est peut-

être l'excitation/collection adjacente. Cependant, il a été montré récemment (voir [101]) que cette technique de stimulation/collection conduit aux résultats les plus faibles et devraient donc être abandonnée. Dans notre cas, nous avons adoptés la configuration de stimulation/collection opposée. Elle consiste à appliquer un courant alternatif  $I$  à travers deux électrodes opposées et à mesurer la tension résultante  $V$  entre toutes les autres paires d'électrodes adjacentes. La Figure 3.2 illustre une étape du processus d'injection du courant et collection des tensions pour la modalité de TRE.

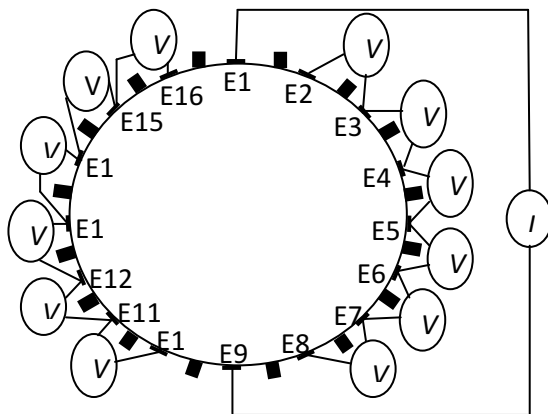


**Figure 3.1:** Schéma du système d'imagerie TREU.



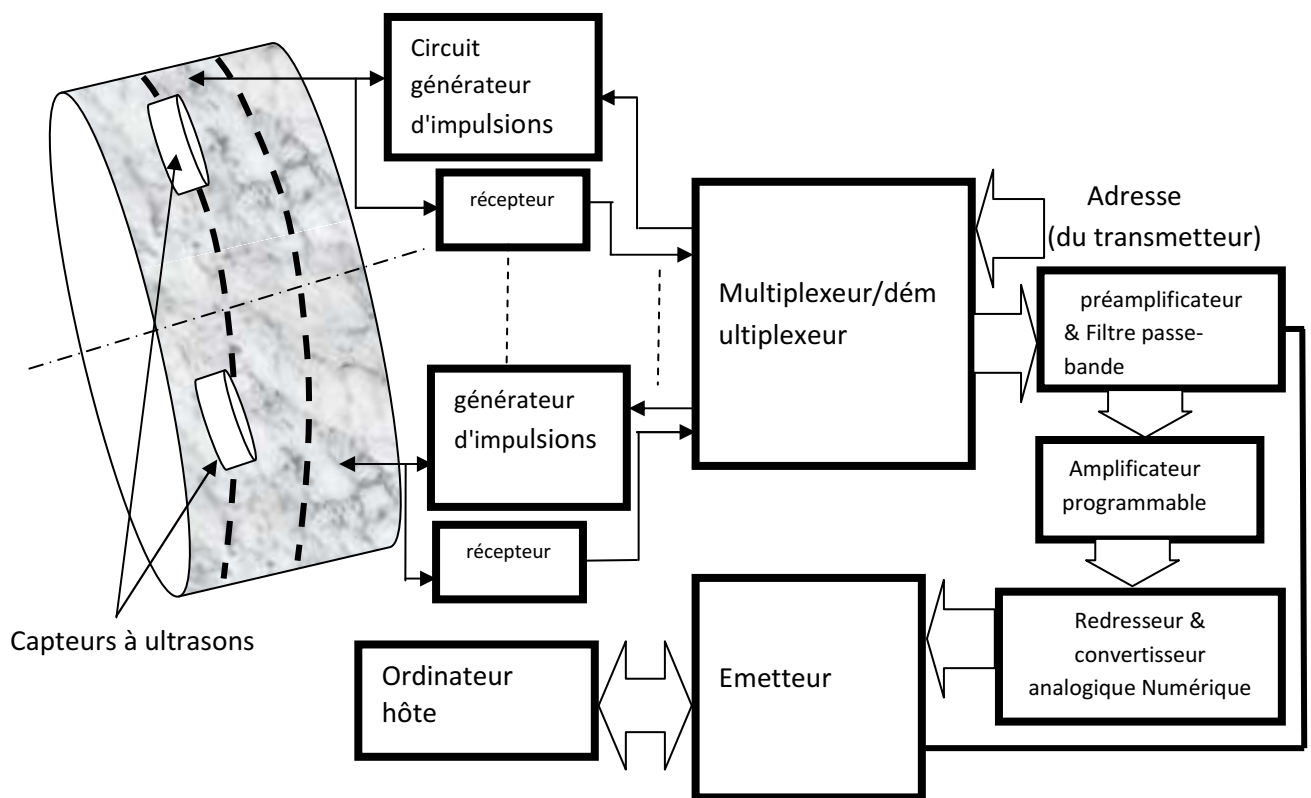
### 3.2.2 Système de tomographie par ultrasons

Les ondes ultrasonores interagissent, en fonction de leur fréquence (longueur d'onde) et leur puissance, avec les flux de bulles dans plusieurs modes. Cela inclut la réflexion, la réfraction, la diffraction et la divergence. Ici, seules les réflexions d'inclusions internes (les bulles) sont considérées. Ceci nécessite l'utilisation de capteurs à ultrasons de longueur d'onde inférieure à la taille des objets cibles. Le principe de mesure que nous avons adopté pour détecter les points de bord consiste à utiliser un anneau de capteurs à ultrasons à haute fréquence (1 MHz et la bande passante des capteurs est de  $\pm 200$  KHz). Chaque capteur à ultrasons fonctionne en double mode de transmission/réception pour émettre les ondes ultrasonores à travers le milieu et recueillir ensuite les ondes reçus pour les convertir en signaux électriques. Cette dernière tâche est exécutée par une unité matérielle distincte reliée à un ordinateur hôte pour calculer les emplacements des points de bord en fonction du temps de vol. La Figure 3.3 montre le schéma bloc de l'ensemble du matériel. Le transducteur à ultrasons est modulaire et se compose d'une paire de 8 circuits émetteurs/récepteurs. Le module multiplexeur/démultiplexeur relie ces circuits à l'émetteur d'une manière bidirectionnelle par l'intermédiaire d'un préamplificateur, un filtre passe-bande, un amplificateur programmable et un convertisseur analogique-numérique.



**Figure 3.2:** Première étape du processus d'injection du courant et de mesure de tension pour la modalité TRE.

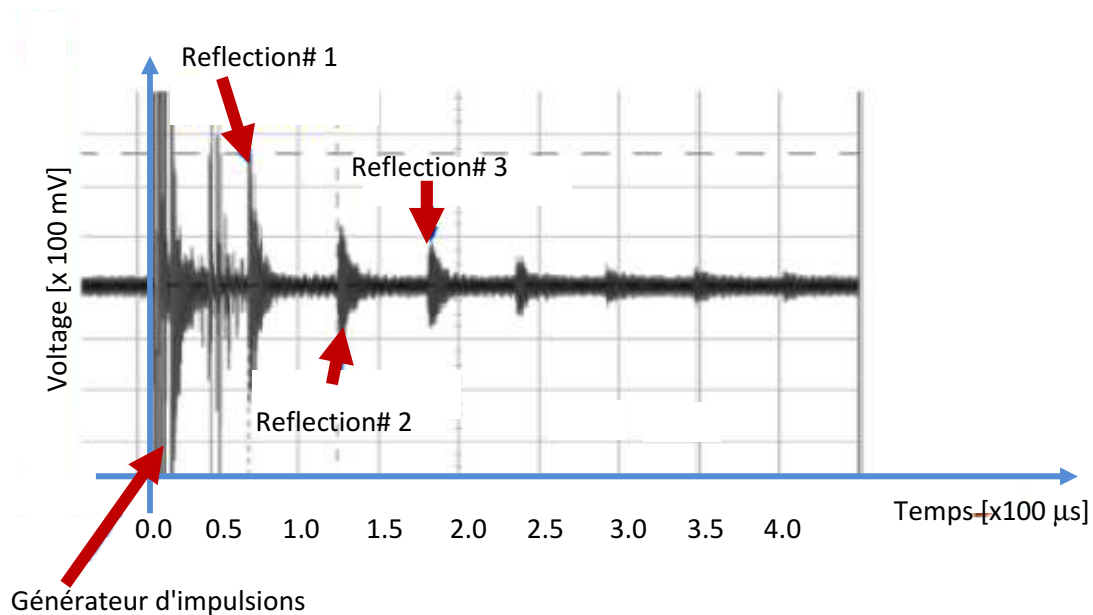
Notons que puisque la distance séparant chaque capteur à ultrasons du réflecteur peut aller jusqu'à 14 cm, et en tenant compte de la vitesse minimale des ondes ultrasonores dans les liquides (soit 1500 m/s environ), alors la durée totale nécessaire pour acquérir les signaux d'échos à partir des 8 capteurs à ultrasons est d'environ 8 ms (si une fenêtre de 1 msec est allouée pour chaque capteur, ce qui est suffisant pour détecter au moins 5 échos ultrasons). Néanmoins, dans le cas où le temps de calcul total n'est pas un problème, la combinaison TREU suggérée peut utiliser un système à ultrasons B-scan à partir duquel les points limites peuvent être obtenus en utilisant des algorithmes de segmentation [102]-[104].



**Figure 3.3:** Diagramme bloc du matériel de la sonde à ultrasons et son circuit correspondant.

La Figure 3.4 montre les signaux réfléchis générés par l'un des capteurs à ultrasons pendant une de nos expériences de laboratoire. L'expérience consiste à entourer un récipient rempli d'huile végétale avec un ensemble de capteurs ultrasonore. Une bouteille en plastique remplie d'eau a été mise à l'intérieur de l'angle du faisceau de l'un des capteurs à ultrasons actif.

On peut voir dans la Figure 3.4 plusieurs signaux d'échos correspondants à la limite de la bouteille. En connaissant le TV entre les réflexions 1 et 2 par exemple, on peut en déduire à quelle distance est le bord de la bouteille par rapport au transducteur émetteur des ultrasons. Cette information sera utilisée comme contrainte lors de l'inversion de la TRE.



**Figure 3.4:** Sortie d'oscilloscope affichant les échos générés par l'un des capteurs à ultrasons.

**3.2.3 Le module d'acquisition de données :** Le module d'acquisition de données est utilisé pour exciter chaque électrode électrique dans un multiplexage temporel et convertit la sortie analogique correspondante à une valeur numérique qui sera ensuite transférée à l'ordinateur hôte pour un traitement logiciel supplémentaire. Le module d'acquisition correspondant aux capteurs à ultrasons est constitué de: (i) un émetteur-récepteur analogique (multiplexeur OPPA avec 32 canaux de la compagnie Optel) pour générer une impulsion de courte durée et à haute tension (l'onde ultrasonore est générée par un matériau piézo-électrique approprié), (ii) un commutateur programmable qui permet aux capteurs d'être configurés à partir du mode de transmission au mode de réception, (iii) un module amplificateur et atténuateur de

bruit, (iv) un convertisseur analogique-numérique à haute vitesse et (v) un module interface pour transférer les données numérisées à l'ordinateur hôte. Notant que pour éviter la perturbation des champs électriques par les champs acoustiques et vice-versa, les excitations/mesures effectuées par les électrodes électriques et les capteurs à ultrasons sont faites séquentiellement.

**3.2.4 L'ordinateur hôte :** utilisé dans le système actuel pour résoudre le problème directe et inverse à l'aide des données ultrasonores et électriques transférées à partir du module d'acquisition de données et donc la reconstruction de l'image 2D pour la visualisation. L'autre rôle de l'ordinateur consiste à calculer le temps de propagation des différents échos reçus et d'estimer ensuite la position des points de bord des bulles. La communication avec le module d'acquisition de données est effectuée en utilisant l'un de ses ports de communication série.

### **3.3 La méthode de reconstruction hybride basée sur les ultrasons et la tomographie à résistance électrique**

Comme il a été mentionné précédemment, la technique de mesure par ultrasons considérée ici est basée sur une méthode de mesure par impulsion-écho [105]. Par conséquent, la durée du trajet aller-retour de l'onde ultrasonore à partir d'un capteur à ultrasons est utilisée, conjointement avec la vitesse du son, pour calculer la position du point limite par rapport à ce capteur. En outre, nous supposons que le faisceau émis par le transducteur n'est pas divergents, mais bien ciblées autour d'un champ de faisceau étroit (Figure 3.5). Cette configuration a l'avantage de déduire dans un délai très court certains points de bord des inclusions internes mais elle peut seulement déterminer quelques-uns d'entre eux. Dans ce cas, le nombre de points de bord détectés par les faisceaux étroits d'ultrasons est égal au nombre de transducteurs à ultrasons. En connaissant l'emplacement d'un point de bord (voir les quatre points de bord dans la Figure 3.5) et en supposant également que la résistivité de l'arrière-plan (la phase liquide) est connue à l'avance, on peut déterminer la résistivité des éléments du maillage qui coïncident avec les

bandes étroites d'ultrasons reliant chaque transducteur avec son point de bord détecté. Ces bandes d'ultrasons sont représentées en gris dans la Figure 3.5.

Soit  $\{i_1, i_2 \dots i_q\} \subset \{1, 2 \dots n_E\}$  les indices des éléments du maillage qui coïncident avec les bandes d'ultrasons étroites, où la résistivité électrique est supposée connue (la résistivité de l'arrière-plan).  $n_E$  est le nombre des éléments du maillage. Ainsi, nous avons

$$\rho(i_1) = \rho_1, \rho(i_2) = \rho_2 \dots \rho(i_q) = \rho_q \quad (3.1)$$

où  $\rho_1, \rho_2 \dots \rho_q$  sont connus.

Le problème inverse est formulé aussi comme un problème des moindres carrés régularisés non linéaire et avec contraintes. Autrement dit, le vecteur correspondant à la distribution de résistivité électrique  $\rho$  est calculé en résolvant le problème d'optimisation suivant

$$\min_{\rho} \frac{1}{2} (V - U(\rho))^T (V - U(\rho)) + \frac{1}{2} \alpha (L\rho)^T (L\rho) \quad (3.2a)$$

sous les contraintes

$$\rho(i_k) = \rho_k, \quad k = 1, 2 \dots q \quad (3.2b)$$

où  $V$  est le vecteur des tensions mesurées entre les électrodes,  $\alpha$  est le paramètre de régularisation et  $L$  est la matrice de régularisation. Le problème d'optimisation (3.2a), (3.2b) peut être réécrit sous la forme

$$\min_{\rho} \frac{1}{2} (V - U(\rho))^T (V - U(\rho)) + \frac{1}{2} \alpha (L\rho)^T (L\rho) \quad (3.3)$$

sous les contraintes

$$H(\rho) = 0$$

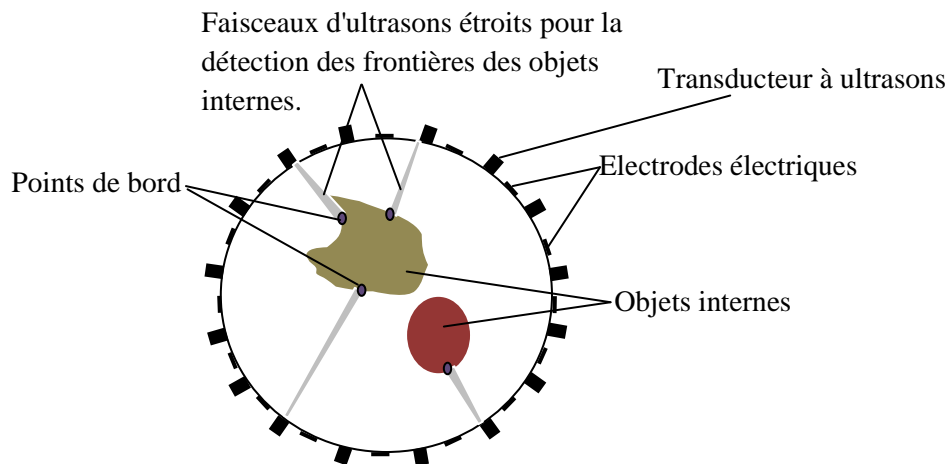
où  $H(\rho)$  est un vecteur fonction des contraintes. Il est défini comme

$$H(\rho) = \left[ \rho(i_1) - \rho_1, \rho(i_2) - \rho_2 \dots \rho(i_p) - \rho_p \right]^T \quad (3.4)$$

Le problème d'optimisation avec contraintes (3.3) est résolu en utilisant l'algorithme GNRC.

### 3.4 Résultats des simulations et discussions

Pour démontrer l'amélioration significative apportée en combinant les mesures à ultrasons avec la TRE, on va comparer les images reconstruites en utilisant ce système hybride avec celles basées sur les modalités simples: la TRE unique et les mesures ultrasonores unique. La modalité basée sur les ultrasons seuls que nous avons utilisés pour les comparaisons est la TRU. Elle a été choisie à titre de comparaison puisque l'architecture matérielle des capteurs ultrasonores ainsi que le modèle de stimulation adopté pour le système hybride TREU sont très proches de ce qui se fait habituellement dans un système de TRU.



**Figure 3.5:** Détection des frontières des inclusions internes dans certains points en utilisant des transducteurs à ultrasons autour de la circonférence.

La différence principale est que les images de la modalité TRU unique sont reconstruites en utilisant des transducteurs de faisceaux divergents, tandis que les transducteurs à ultrasons utilisés dans le système hybride (Figure 3.1) sont des capteurs à faisceau étroit. C'est parce qu'il

est impossible de balayer le plan d'imagerie complet en utilisant un système de TRU unique avec un nombre limité de transducteurs surfaciques à ultrasons en utilisant des faisceaux étroits. Pour le dispositif de TREU proposé, l'image est obtenue en utilisant des transducteurs à ultrasons étroits qui sont utilisés pour détecter certains points de bord (changement d'impédance acoustique) des inclusions internes afin d'améliorer les images de TRE. Par conséquent, les faisceaux d'ultrasons étroits sont les plus adaptés à cet effet. La modalité TRU unique (utilisé dans les comparaisons) sera résolu par l'un des algorithmes TRU les plus utilisés à savoir la rétroprojection filtrée. Le problème inverse de la modalité TRE sera résolu par l'algorithme de GN. Ceci est motivé par le fait que la solution du problème inverse pour le dispositif TREU proposé est dérivée en utilisant l'algorithme GNRC.

Dans ces simulations, le nombre de transducteurs à ultrasons ainsi que le nombre d'électrodes TRE a été fixé à 32. Les transducteurs à ultrasons et les électrodes électriques sont également espacés comme indiqué dans la Figure 3.1. L'objectif est de comparer les performances de la méthode TREU proposée avec les seules modalités TRE et TRU en termes de résolution d'image et robustesse.

De nombreuses simulations ont été effectuées pour deux distributions de résistivité typiques. Les tensions aux bornes des électrodes, pour ces distributions de résistivité, ont été calculées avec la méthode des éléments finies en utilisant le modèle d'électrode complet. La Figure (3.6a) montre les images réelles de la distribution de résistivité utilisées lors de ces simulations.

La première image (image 1) montrée sur cette Figure comporte deux phases avec une résistivité de  $1,6 \Omega\text{m}$  et  $1 \Omega\text{m}$ , respectivement ainsi que deux petites bulles avec une résistivité de  $2,4 \Omega\text{m}$  et  $2 \Omega\text{m}$ , respectivement. La deuxième distribution contient des objets différents avec des tailles différentes qui sont mis au hasard.

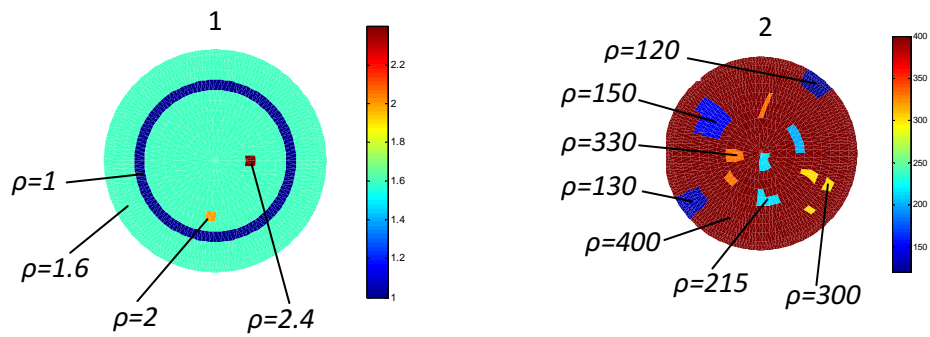
Les qualités des images reconstruites en utilisant la nouvelle technique de reconstruction TREU, la technique TRE avec un algorithme de GN, et la TRU ont été comparées pour chacune de ces deux expériences. Le problème TRU direct est résolu en utilisant le modèle des agglomérations de diffuseurs ponctuels et uniformes. Dans ce cas, une solution analytique du

problème de propagation des ondes existe. Les réponses impulsionnelles spatiales sont calculées en utilisant une fréquence d'échantillonnage de 100 MHz. La vitesse du son est prise 1500 m/s et la fréquence de fonctionnement est de 1 MHz. Le rayon de la zone d'imagerie est de 70 mm et elle est divisée en 862 éléments carrés pour résoudre les problèmes TRU directe et inverse. Les modèles fantômes tracés sur un maillage triangulaire linéaire (Figure 3.6a) pour l'imagerie TRE ont été transformés à l'aide de Matlab en éléments carrés avec le même nombre d'éléments (862 éléments carrés) pour résoudre le problème TRU directe.

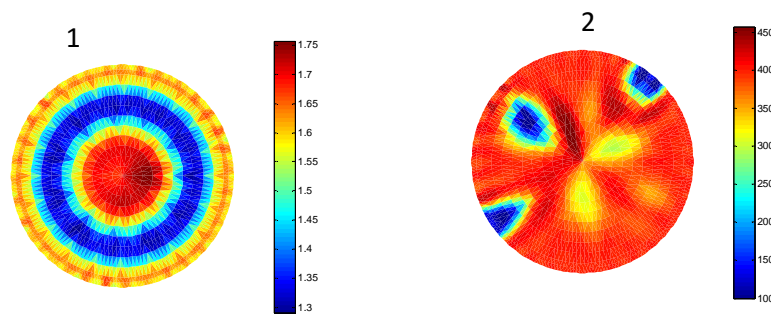
Les résultats obtenus pour les deux fantômes en utilisant la TRU sont donnés dans la Figure (3.6c). On peut voir sur cette Figure que les rétrodiffusants bruyants affectent la qualité des images reconstruites. En outre, la forme des inclusions internes différentes ne pouvaient pas être reconstruites et les petites bulles ont été perdues. Notant aussi que pendant les simulations, il a été révélé que la diminution ou l'augmentation de la fréquence des transducteurs à ultrasons ne conduit pas à une amélioration substantielle de la qualité d'image.

Les Figures (3.6b) et (3.6d) montrent respectivement les images reconstruites obtenues à l'aide d'un dispositif de TRE seul résolu avec l'algorithme de GN et la nouvelle technique TREU résolue avec l'algorithme GNRC. Le paramètre de régularisation  $\alpha$  a été fixé à  $5 \times 10^{-6}$  pour les deux modalités TRE et TREU. Les tensions entre les électrodes pour les fantômes simulés ont été calculées en utilisant la méthode des éléments finis avec un maillage de 2800 éléments triangulaires. Le problème inverse a été résolu pour les deux systèmes TRE et TREU en utilisant un maillage de 1740 éléments, ce qui diffère du modèle de simulation. Cette différence entre les deux maillages permet d'éviter le problème du crime inverse [106], [107].

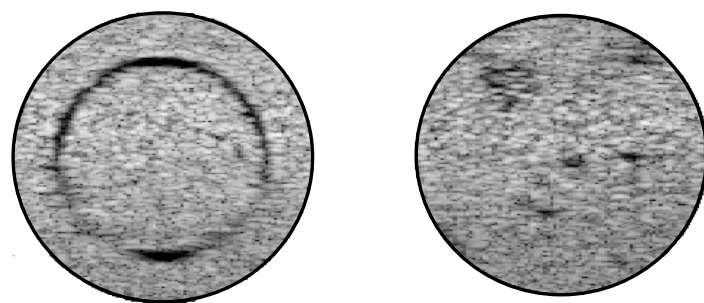




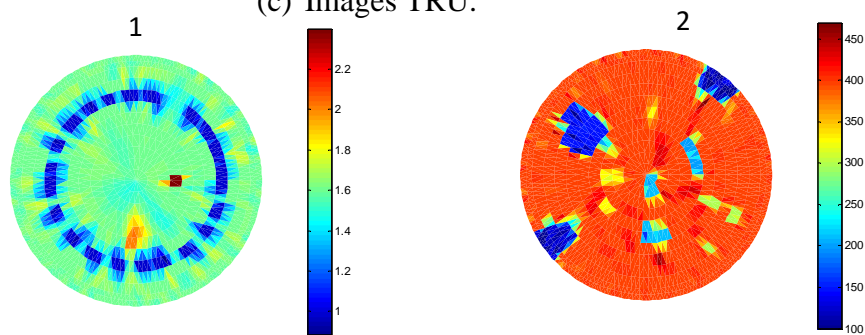
(a) Distributions réelles de résistivité.



(b) Images TRE.



(c) Images TRU.



(d) Images TREU.

**Figure 3.6:** Images reconstruites (a) Distributions réelles de résistivité, (b) Images TRE, (c) Images TRU et (d) Images reconstruites en utilisant le dispositif hybride TREU.

On peut facilement observer dans la Figure 3.6 que la méthode de tomographie hybride proposée produit une meilleure qualité d'image que la TRE à base de l'algorithme GN. Les images obtenues avec la seule modalité TRE sont beaucoup plus floues et les petites bulles n'ont pas été détectées. Ces petites bulles sont bien visibles avec la méthode proposée et les transitions entre les différentes phases peuvent être détectées avec plus de précision. Cela est dû aux réflecteurs ultrasonores détectés dans certaines limites des bulles et qui ont été incorporés lors de la résolution du problème TRE inverse. En outre, en raison de la régularisation imposant un lissage à la distribution de résistivité lors de la reconstruction d'image pour faire face à l'instabilité du problème inverse, les valeurs absolues de la résistivité des différentes distributions ont été perdues pour cette TRE. Ceci peut être observé à partir des barres d'échelle couleur des images reconstruites dans la Figure (3.6b). Néanmoins, la méthode proposée TREU hybride a été en mesure de déterminer avec précision les valeurs absolues de la résistivité (voir les barres d'échelle couleur de la Figure (3.6d)). Ceci a été réalisé après l'exploration des vraies valeurs de résistivité des éléments du maillage qui coïncident avec les bandes ultrasonores reliant les points réflecteurs à leurs transducteurs correspondants. Comme il a été mentionné précédemment, la régularisation de Tikhonov supprime l'instabilité dans la reconstruction au détriment de la production d'images artificiellement lisse. Toutefois, en raison des données de réflexion d'ultrasons qui donnent plus d'informations sur la répartition interne des objets (les bulles), les limites des objets cibles ont été détectées avec plus de précision.

Étant donné que la reconstruction TRE et la nouvelle méthode de reconstruction hybride ont été réalisées exactement sur les mêmes maillages, nous allons évaluer et comparer quantitativement leurs images résultantes en termes d'erreur image et coefficient de corrélation.

$$image\ error = \frac{\|\hat{\rho} - \rho\|}{\|\rho\|} \quad (3.5)$$

$$correlation\ coefficient = \frac{\sum_{i=1}^{n_E} (\hat{\rho}_i - \bar{\rho})(\rho_i - \bar{\rho})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_E} (\hat{\rho}_i - \bar{\rho})^2 \sum_{i=1}^{n_E} (\rho_i - \bar{\rho})^2}} \quad (3.6)$$

où  $\rho$  est la distribution réelle de résistivité,  $\hat{\rho}$  est la distribution de résistivité reconstruite,  $\bar{\rho}$  et

$\bar{\rho}$  sont les valeurs moyennes de  $\rho$  et  $\hat{\rho}$ , respectivement.

Les tableaux 3.1 et 3.2 montrent respectivement les erreurs d'image et les coefficients de corrélation pour les deux méthodes. A partir de ces tableaux, on constate que la méthode de reconstruction proposée produit une qualité d'image substantiellement supérieure car elle permet de produire les plus petites valeurs d'erreur et les plus grandes valeurs de coefficient de corrélation.

**Tableau 3.1.** Erreur d'image

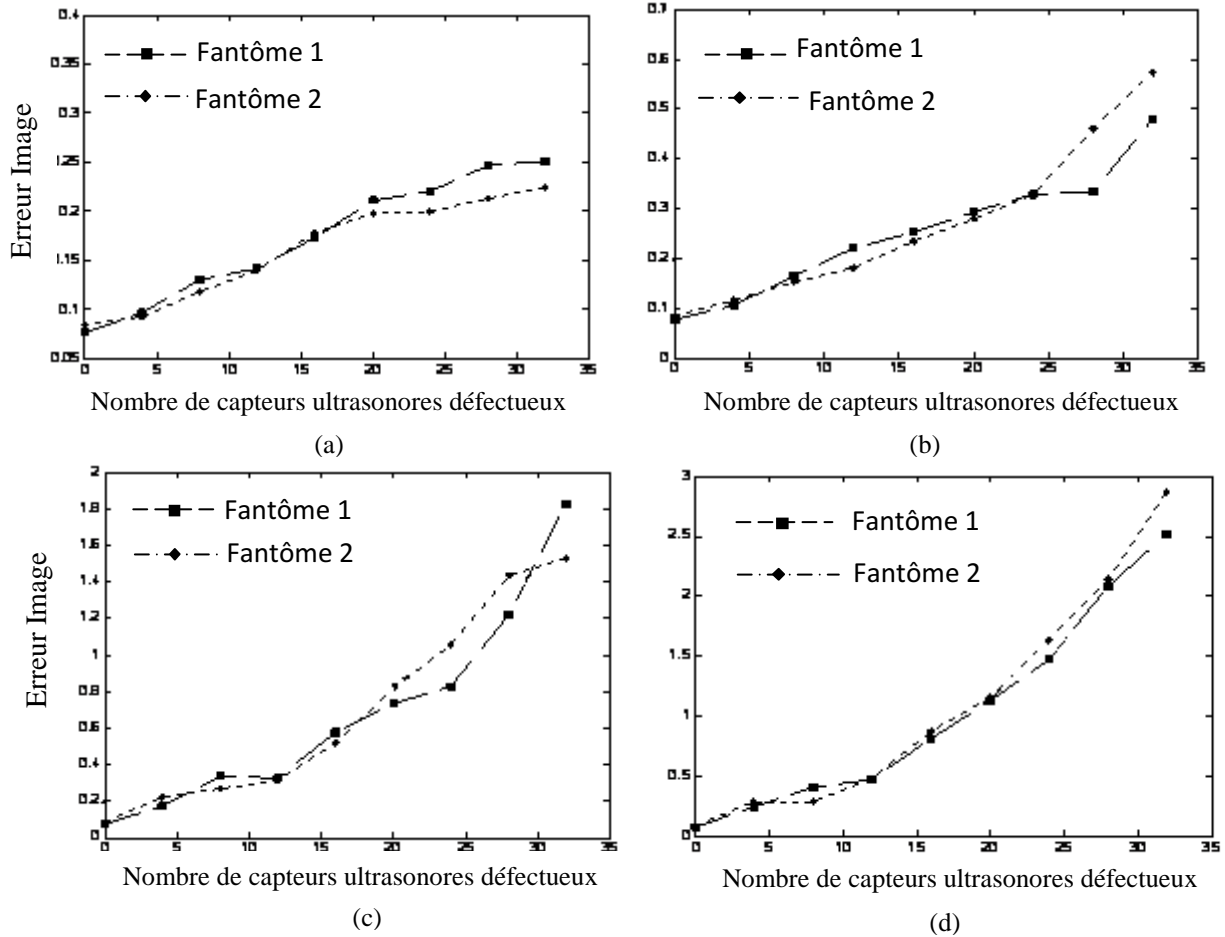
	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
<b>ERT</b>	0.0927	0.2874	0.1148
<b>ERT/URT</b>	0.0758	0.1954	0.0842

**Tableau 3.2** Coefficient de corrélation

	<b>A</b>	<b>B</b>	<b>C</b>
<b>ERT</b>	0.5805	0.7854	0.8439
<b>ERT/URT</b>	0.7926	0.9018	0.9125

Il est également intéressant de noter que le temps de calcul nécessaire pour cette méthode est comparable à la modalité TRE à base de l'algorithme GN. En outre, l'augmentation du nombre de transducteurs ultrasonores va augmenter le nombre de réflecteurs limites détectés et par conséquent le nombre des éléments où la résistivité est connue. Cela permettra de stabiliser le problème inverse TRE et permet de produire ainsi une meilleure qualité d'image puisque plus d'informations sur les inclusions internes seront utilisées dans la reconstruction.

Un autre problème qui a été étudié au cours de ces simulations est la capacité de l'algorithme à faire face aux incertitudes qui pourraient se produire sur la localisation des points de bord.



**Figure 3.7:** Erreur d'image TREU en fonction du nombre de capteurs à ultrasons défectueux pour détecter les emplacements des bords pour les trois fantômes (a) Erreur de localisation du bord de 1 pixel, (b) Erreur de localisation du bord de 2 pixels, (c) Erreur de localisation du bord de 3 pixels, (d) Erreur de localisation du bord de 4 pixels.

La Figure 3.7 montre l'évolution des erreurs entre les images fantômes réelles et celles reconstruites en utilisant la méthode proposée dans le cas où certains capteurs ne parviennent pas à détecter avec précision les limites des inclusions internes. Les erreurs rapportées ici sont en fonction du pourcentage des capteurs qui ont échoués à détecter avec précision l'emplacement des bords (le nombre total de capteurs utilisés est 32). Des imprécisions sur la détection des bords qui peuvent aller jusqu'à 4 pixels ont été testées dans ces simulations. La Figure 3.7 qui présente les résultats obtenus indique clairement que les erreurs d'image sont acceptables pour des erreurs de détection de 1 pixel (Figure (3.7a)). Toutefois, lorsque l'erreur de détection des

bords devient plus grande, alors les erreurs des images reconstruites augmentent considérablement avec le nombre de capteurs ultrasonores défectueux (voir Figures 3.7c et 3.7d). C'est parce que ces erreurs dans la résistivité des éléments seront imposées comme des contraintes lors de la résolution du problème d'optimisation (3.3).

## 3.5 Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre comment les données de réflexion des ondes ultrasonores peuvent être utilisées pour améliorer la reconstruction de l'image d'un système de TE. L'image de la distribution de la résistivité électrique est reconstruite en se basant à la fois sur les données saisies à partir des électrodes électriques et celle obtenues à partir des transducteurs à ultrasons et qui sont montés par alternance uniformément autour d'une section donnée d'un canal. La nouvelle méthode est une tentative à maintenir les avantages des deux modalités TRE et TRU tout en réduisant leurs inconvénients majeurs. Cette technique hybride a été comparée à la TRU et aussi à la TRE. Nous avons démontré par des fantômes de simulation que la méthode proposée permet d'améliorer significativement la résolution spatiale des images ainsi que la détection des petites bulles. En outre, le temps nécessaires pour la reconstruction est comparable à celui nécessaire pour une reconstruction TRE avec un algorithme de GN. En outre, il a été démontré que les erreurs des images reconstituées sont acceptables si les erreurs de détection des bords par les capteurs à ultrasons sont assez petites.

# Chapitre 4

## Une approche basée sur la tomographie par induction magnétique et des capteurs infrarouges pour améliorer la précision de reconstruction d'image dans les environnements opaques

### 4.1 Introduction

La TIM est une technique non invasive pour l'imagerie de la distribution de conductivité dans un domaine fermé. Elle peut être utilisée pour l'inspection des pipes ainsi que l'imagerie des flux multiphasiques. Comme dans le cas de la TRE, la TIM est une modalité non invasive, rapide, peu coûteuse et portable. De plus, elle permet d'éliminer les problèmes liés à l'impédance de contact des électrodes ainsi que les incertitudes géométriques car elle utilise des bobines transmetteurs et récepteurs fixes et avec des positions connues au lieu des électrodes avec contact. Cette technique a reçu beaucoup d'attention pour les applications d'imagerie médicales et industrielles [108]-[111]. Cependant, la qualité des images et les résultats obtenus avec cette technique sont relativement limités et les techniques de reconstruction proposées jusqu'à présent nécessitent plus d'amélioration [112], [113]. Similairement aux problèmes de TRE et TCE, la résolution faible induite par la TIM est dû au problème inverse mal posé où la distribution de conductivité inconnue dans une section donnée d'un canal doit être dérivée à partir de quelques données surfaciques (les tensions mesurées sur la surface du domaine). Ainsi, certaines techniques de régularisation sont nécessaires pour surmonter l'instabilité du problème inverse. Une technique de régularisation couramment utilisée est l'opérateur différentiel discret incorporant une hypothèse de lissage sur la distribution de conductivité [89]. Cette hypothèse

n'est pas toujours réaliste puisque dans plusieurs scénarios on doit faire face à des transitions brusques de conductivité entre les différentes inclusions internes.

La méthode de régularisation avec variation totale (VT) permet d'avoir une meilleure détection des bords et prend en compte les sauts dans les distributions de conductivité [67]. Cependant, cette technique de régularisation implique la minimisation d'une fonction objective non-différentiable. Par conséquent, une attention particulière est nécessaire pour l'utiliser dans un problème inverse non linéaire [114]. Une possibilité pour surmonter les principaux inconvénients de l'inversion TIM (qui est étudiée dans ce travail) est d'inclure des informations sur la distribution interne de conductivité dans le processus de reconstruction. En d'autres termes, on peut utiliser des informations internes supplémentaires lors de l'inversion obtenue à l'aide de capteurs surfaciques additionnels. Dans notre cas, ces informations supplémentaires sont obtenues à l'aide d'une autre modalité complémentaire de tomographie.

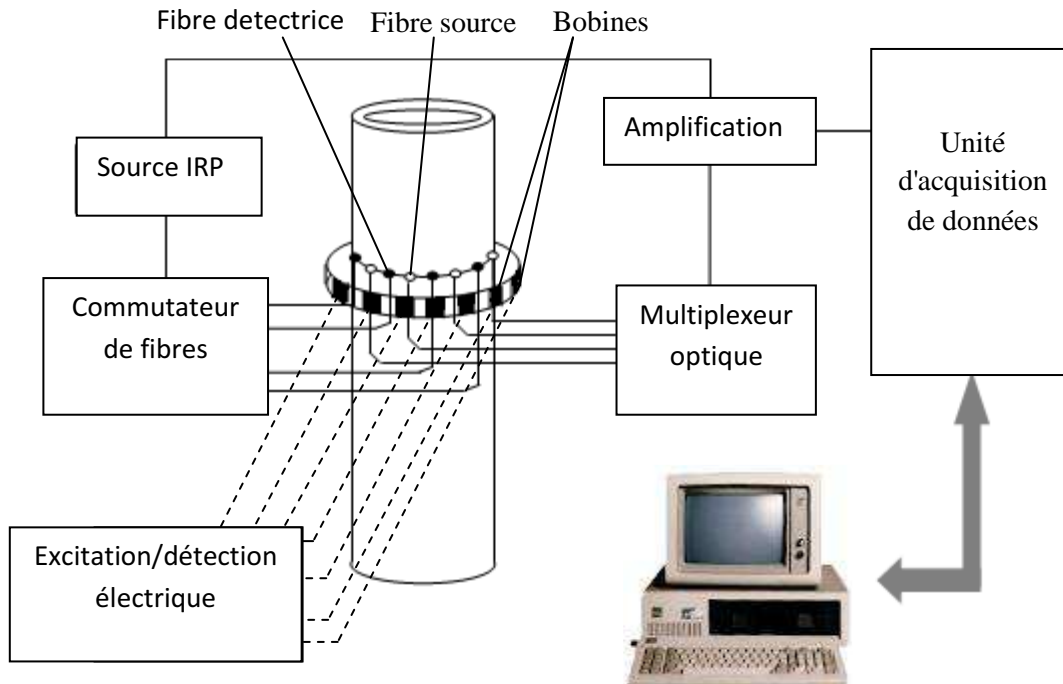
La tomographie à infrarouge proche (IRP) est une autre technique d'imagerie qui est aussi non-invasive et non-ionisantes. Elle a été utilisée par exemple dans [115] pour une imagerie optique des tissus profonds pour caractériser les tissus malins et normaux. La partie matérielle du système est constituée d'un ensemble de fibres émetteurs/détecteurs d'infrarouges qui sont fixés de manière uniforme autour d'une section donnée. La lumière infrarouge proche est injectée dans le domaine par l'intermédiaire de ces fibres optiques et elle est ensuite détectée à d'autres points de la périphérie du domaine. Ces mesures sont ensuite utilisées pour calculer les paramètres optiques intrinsèques du domaine ou pour estimer des informations fonctionnelles, telles que la fraction de l'eau, à partir des mesures à plusieurs longueurs d'onde [116]. Cependant, similairement à la modalité TIM unique, cette technique génère habituellement une grande erreur en particulier dans les régions qui sont en dehors du faisceau optique proche infrarouge. En outre, le rayonnement infrarouge est bien adapté pour déterminer la fraction d'un constituant dans un mélange total [116].

Ce chapitre présente une nouvelle technique de reconstruction de la distribution de la conductivité électrique dans un domaine fermé. Elle utilise la complémentarité des deux modalités TIM et la tomographie par proche infrarouge. Elle combine deux types de mesures, à savoir les forces électromotrices induites dans les bobines de détection et la lumière illuminée à partir des inclusions internes et perçue par des fibres détectrices d'infrarouge. L'objectif de ces

fibres infrarouges mises sur la périphérie de la zone d'imagerie est d'obtenir des informations quantitatives sur les inclusions internes au sein du maillage à éléments finis. Ces informations sont ensuite utilisées, en plus des forces électromotrices mesurées entre les bobines, pour résoudre le problème inverse de la TIM et ainsi améliorer la qualité des images reconstruites. Un nouvel algorithme Landweber avec contrainte est proposé pour résoudre le problème inverse du système proposé. Les résultats de simulation obtenus sur des fantômes numériques montrent la grande amélioration qui peut être obtenue sur les images reconstruites.

## 4.2 Formulation mathématique

Avant de présenter la formulation mathématique de la nouvelle approche proposée, nous allons d'abord fournir dans cette section une brève description de la composante matérielle du système (Figure 4.1).



**Figure 4.1:** Représentation schématique de la configuration matérielle.



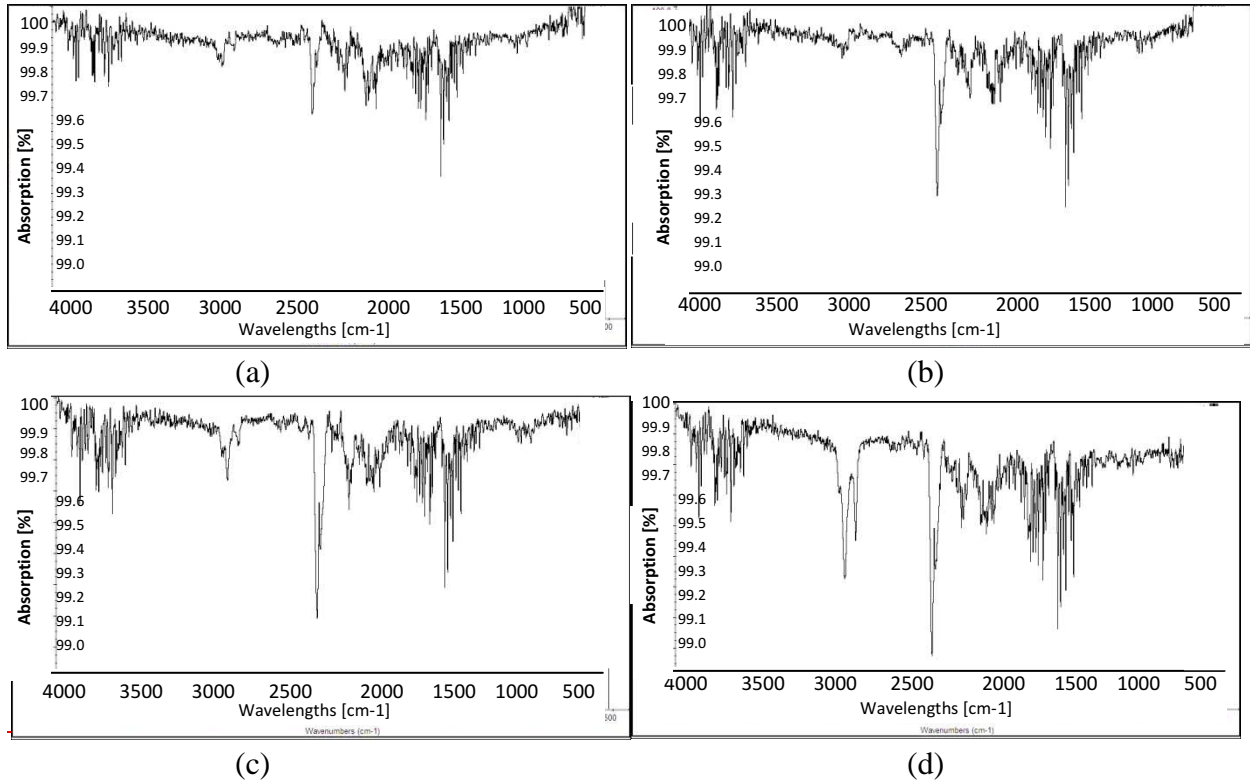
Le matériel est modulaire et se compose de deux types de sources: la source IRP et la source d'excitation électrique. Chacune de ces sources a un module électronique indépendant. Ces modules fonctionnent simultanément sans provoquer d'interférences. La source IRP produit la lumière avec une longueur d'onde 620-900 nm. La puissance de sortie de la source de lumière peut être contrôlée en ajustant le courant électrique du générateur IRP. La lumière IRP est ensuite commutée dans les fibres sources (en blanc dans la Figure 4.1) de manière séquentielle. Ces sources sont fixées de manière uniforme sur le tube autour de la section d'image. La lumière illuminée à partir des inclusions internes sera ensuite collectée par les autres fibres de détection (en noir dans la Figure 4.1) qui seront ensuite guidés dans le multiplexeur optique.

Après la collection de toutes les mesures en utilisant les fibres de détection, ils seront envoyés à un ordinateur hôte, par l'intermédiaire du module d'acquisition de données, pour effectuer diverses tâches de post-traitement. Les données IRP peuvent être utilisées pour explorer la région de l'objet dans les faisceaux optiques d'une paire émetteur-récepteur donnée. Dans notre cas, nous considérons la fraction d'un constituant dans le mélange entier.

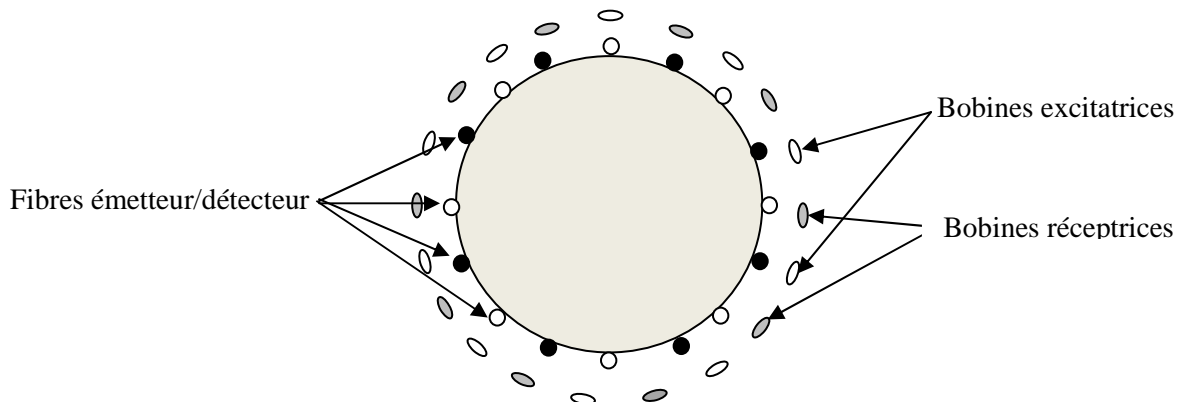
La Figure 4.2 est un exemple qui montre quelques résultats expérimentaux obtenus avec une paire émetteur-récepteur de capteurs à IRP séparés par une distance de 7 cm lorsque des particules fines de fer avec différentes fractions (10%, 30%, 45%, et 60%) sont placées dans un certain volume d'air. La Figure montre la fraction d'absorption (en [%]) en fonction de la longueur d'onde émise et pour différentes fractions de particules de fer. On peut clairement observer que l'absorption de la lumière est proportionnelle aux fractions pour les longueurs d'onde autour de  $3000\text{ cm}^{-1}$  et  $2400\text{ cm}^{-1}$ . Ceci démontre la capacité de l'ordinateur hôte à déterminer la fraction d'une phase dans un mélange donné en utilisant un calibrage correct et un algorithme de reconnaissance de forme approprié.

Le processus d'excitation/détection du système de TIM est effectué comme suit: le domaine cible est excité par l'intermédiaire d'une induction magnétique avec l'une des bobines d'émission de telle sorte que la densité du courant de Foucault est induite dans la région souhaitée. Ensuite, les perturbations du champ magnétique dues aux changements dans les courants de Foucault d'excitation sont détectées par les bobines réceptrices. Ce processus d'excitation/détection continu jusqu'à ce que toutes les combinaisons possibles soient effectuées. Notant que, pour éviter la perturbation des champs magnétiques créés par les bobines sur les

champs électromagnétiques infrarouges proches et vice-versa, les excitations/mesures effectuées par les bobines magnétiques et les fibres lumineuses sont faites séquentiellement (Figure 4.3).



**Figure 4.2:** Pourcentage d'absorption des particules de fer au sein d'un certain volume d'air pour différentes valeurs de longueurs d'onde (a) fraction = 10% (b) fraction = 30 % (c) fraction = 45 % et (d) fraction = 60%.



**Figure 4.3:** Section transversale du plan d'imagerie dans le système combinant la TIM et IRP.

## 4.3 Modèle du capteur en utilisant des bobines magnétiques

### 4.3.1 Problème direct

Le problème direct de TIM consiste à calculer la force électromotrice induite dans les bobines réceptrices pour une distribution donnée de conductivité [117]. Ce modèle sera utilisé dans les simulations numériques. Il consiste à résoudre un problème du champ de courant de Foucault à temps harmonique. Sous l'hypothèse d'un champ à temps harmonique et en négligeant les courants de déplacement, les équations de Maxwell sont données par

$$\nabla \times \frac{\mathbf{B}}{\mu_0} = \sigma \mathbf{E} + \mathbf{J}_s \quad (4.1)$$

$$\nabla \times \mathbf{E} = -j\omega \mathbf{B} \quad (4.2)$$

$$\nabla \cdot \varepsilon \mathbf{E} = 0 \quad (4.3)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{B} = 0 \quad (4.4)$$

où  $B$  est la densité du flux magnétique,  $\mu_0$  est la perméabilité,  $\sigma$  est la conductivité électrique,  $E$  est l'intensité du champ électrique,  $J_s$  est la source de courant dans les bobines d'excitation,  $\omega$  est la pulsation du champ harmonique,  $\varepsilon$  est la permittivité.

En introduisant le vecteur du potentiel magnétique  $A$  dans (4.4), on obtient :

$$\mathbf{B} = \nabla \times \mathbf{A} \quad (4.5)$$

A partir des équations (4.2) et (4.5), on peut écrire l'intensité du champ électrique  $E$  en fonction du vecteur de potentiel magnétique  $A$

$$\mathbf{E} = -j\omega \mathbf{A} \quad (4.6)$$

En prenant le rotationnel de (4.5) et en remplacement l'équation résultante et (4.6) dans (4.1), nous obtenons l'équation suivante

$$\nabla \times \frac{\nabla \times \mathbf{A}}{\mu_0} = -j\omega \sigma \mathbf{A} + \mathbf{J}_s \quad (4.7)$$

Puisque  $\nabla \times (\nabla \times \mathbf{A}) = \nabla(\nabla \cdot \mathbf{A}) - \nabla^2 \mathbf{A}$  (vecteur identité) et  $\nabla \cdot \mathbf{A} = 0$  (jauge de Coulomb), alors (4.7) peut être réécrite comme suit

$$\frac{\nabla^2 \mathbf{A}}{\mu_0} - j\omega \sigma \mathbf{A} + \mathbf{J}_s = 0 \quad (4.8)$$

Les forces électromotrices induites dans les bobines réceptrices peuvent être calculées en utilisant l'équation suivante

$$V = -j\omega \oint \mathbf{A} dl \quad (4.9)$$

où  $\mathbf{A}$  est obtenu en résolvant l'équation aux dérivées partielles (4.8) à l'aide de la méthode des éléments finies.

### 4.3.2 Matrice de sensibilité

La matrice de sensibilité est nécessaire dans le processus de reconstruction de la distribution de conductivité en utilisant l'algorithme de Landweber avec contraintes. Le problème direct est généralement simplifié et approximé linéairement à l'aide du modèle de sensibilité. Tout d'abord, la variation de la tension  $V$  entre les bobines en réponse à une perturbation de la distribution de conductivité est approchée par la dérivée première

$$\Delta V = \frac{dV}{d\sigma} \Delta \sigma \quad (4.10)$$

Ensuite, le domaine de détection est discrétisé en  $n_e$  éléments finies où la conductivité de chaque élément est supposée constante. La conductivité inconnue peut être exprimée par un vecteur  $\Delta \sigma = (\Delta \sigma_1, \dots, \Delta \sigma_m)^T$ , où  $m$  est le nombre de tensions indépendantes entre les bobines. Pour un système de TIM avec  $l$  bobines, on peut obtenir  $m = l(l-1)/2$  mesures indépendantes. Après discrétisation et linéarisation, la variation de tension entre deux bobines  $i, j$  peut être écrite comme suit

$$\Delta V_i = S_i(k) \Delta \sigma(k), k = 1 \dots n_e \quad (4.11)$$

où  $S_{ij}(k)$  est la sensibilité de la mesure  $i,j$  pour un changement de la conductivité de l'élément  $k$ . Elle est donnée par [118] :

$$S_{ij}(k) = - \int_{\Gamma_k} \frac{j\omega A_\Phi}{I_\Phi} \cdot \frac{j\omega A_\Psi}{I_\Psi} d\Gamma_k \quad (4.12)$$

où  $A_\Phi$  et  $A_\Psi$  sont les solutions du problème direct lorsque les bobines sont excitées par des courants  $I_\Phi$  et  $I_\Psi$ , respectivement;  $\Gamma_k$  est la surface de l'élément  $k$ . Toutes ces équations peuvent être regroupées sous la forme matricielle suivante

$$\Delta V = S \Delta \sigma \quad (4.13)$$

où  $S$  est la matrice de sensibilité de dimension  $m \times n_e$  qui représente la sensibilité de la variation de tension entre les bobines aux variations de conductivité des différents éléments du maillage.

### 4.3.3 Inversion de la conductivité

La tomographie à IRP a été largement utilisée pour la détection, la caractérisation et la surveillance des lésions dans les tissus mous tels que le cancer du sein. Dans l'imagerie à IRP, une lumière (620-900 nm) est injectée à travers des fibres optiques mises au alentour du domaine et la lumière qui en résulte est mesurée à l'aide d'autres fibres. Les données mesurées peuvent être utilisées pour l'estimation d'information fonctionnelle, telle que la fraction d'eau, en utilisant un algorithme approprié [115], [119].

Dans notre cas, les capteurs infrarouges sont utilisés pour déduire la fraction totale arrière/avant plan et les fractions sur les bandes des chemins de lumière reliant les différentes paires de capteurs infrarouges opposés (huit bandes dans notre exemple). Ces fractions seront utilisées comme une connaissance préalable lors de l'inversion de la conductivité du système de TIM.

Sans perte de généralité et pour la simplicité dans la présentation, on suppose dans la suite que le domaine de détection est uniformément divisé, c'est à dire les surfaces des éléments du maillage à éléments finis sont les mêmes. Aussi, dans la suite on notera  $\Delta V$  dans (4.13) par  $v$

et  $\Delta\sigma$  par  $g$ . Comme il a été mentionné précédemment, deux cas seront considérés. Dans le premier cas, les capteurs infrarouges sont utilisés pour déduire la fraction totale arrière/avant plan. Connaissant les conductivités de l'arrière plan et la perturbation (qui est le premier plan), la somme des variations de la conductivité des éléments du maillage peuvent être écrite comme suit:

$$g(1) + g(2) + \dots + g(n_e) = \beta \quad (4.14)$$

ou encore sous forme matricielle

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} g = \beta \quad (4.15)$$

où  $\beta = n_e \times$  la fraction totale arrière/avant plan.

Maintenant, soit  $k_{ij}$ ,  $i=1,2\dots l$ ;  $j=1,2\dots q_i$  l'indice de l'élément  $j$  qui coïncide avec la bande  $i$  raccordant une paire détecteur/émetteur.  $q_i$  est le nombre d'éléments qui coïncident avec une bande  $i$ . Dans le cas où les fractions du premier plan au sein de l'arrière plan dans les bandes reliant les différentes fibres infrarouges sont déduites, nous avons

$$\begin{cases} g(k_{11}) + g(k_{12}) + \dots + g(k_{1q_1}) = \beta_1 \\ g(k_{21}) + g(k_{22}) + \dots + g(k_{2q_2}) = \beta_2 \\ \vdots \\ g(k_{l1}) + g(k_{l2}) + \dots + g(k_{lq_l}) = \beta_l \end{cases} \quad (4.16)$$

où  $\beta_i = q_i \times$   $i^{\text{ème}}$  fraction arrière/avant plan ( $i=1,2\dots l$ ). L'ensemble des équations (4.16) peut être réécrit sous la forme matricielle

$$Ag = \beta \quad (4.17)$$

où  $\beta = (\beta_1, \beta_2 \dots \beta_l)^T$  et  $A$  est une matrice de dimension  $l \times n_e$  où chacun de ces éléments prend la valeur 0 ou 1 (la ligne  $i$  a un élément égale à 1 si elle coïncide avec la  $i^{\text{ème}}$  bande infrarouge).



## 4.4 Résultats numériques

### 4.4.1 Résultats de reconstruction

Pour tester la méthode décrite ci-dessus, un modèle de fantôme simulé a été généré. Il contient cinq objets cibles à l'intérieur d'une distribution uniforme comme le montre la Figure 4.4. Nous utilisons à la fois la fraction totale et les fractions de bandes comme information préalable à une inversion du système de TIM et nous comparons les résultats obtenus avec un dispositif de TIM unique basé sur l'algorithme Landweber.

Le système de TIM utilisé est équipé de 16 bobines excitatrices/réceptrices sans contact mise au alentour de la zone d'imagerie sur un plan transversal. Le rayon de la zone d'imagerie est de 8 cm tandis que le rayon des spires est de 2,3 cm. Les bobines sont uniformément réparties et positionnées à une distance de 1,5 cm de la périphérie de la pipe. Pour la simulation, les signaux d'excitation (dans les bobines excitées) pour le système de TIM sont des courants sinusoïdaux de 7,4 MHz de fréquence et d'amplitude 180 mA. En outre, le sous-système IRP est composé de 8 paires de fibres optiques source/détecteur espacés de manière égale le long de la circonférence au niveau du plan d'imagerie. Les informations recueillies auprès de ces fibres (les fractions de premier plan/arrière plan) sont supposées connues pour une longueur d'onde IRP particulière (par exemple voir la Figure 4.2). Par ailleurs, la spectrométrie IRP en temps réel peut également être utilisée si un plus large éventail du spectre IRP est nécessaire (dans le cas où, par exemple, le support cible est exposé à un environnement bruyant).

Dans cette simulation, la conductivité de l'arrière plan est de  $0,4 \text{ Sm}^{-1}$ . La maille est divisée en 1746 éléments et 954 nœuds. Les objets cibles indiqués dans la Figure 4.4 présentent une conductivité de  $1 \text{ Sm}^{-1}$ . La valeur de la conductivité de l'arrière plan est prise comme image initiale pour le dispositif de TIM seul et celui avec infrarouge. Le facteur de relaxation  $\alpha$  est choisi 0,03 dans les deux cas (Landweber et l'équation 4.21) pour résoudre les problèmes inverses.

Les images reconstruites obtenues par le système de TIM et celui utilisant l'infrarouge en plus, avec fraction totale et fractions locales sont données dans la Figure 4.5. Habituellement,



l'algorithme de Landweber nécessite de nombreuses itérations avant d'atteindre des erreurs acceptables. Un nombre fixe d'itérations est souvent choisi empiriquement par les chercheurs. Notant que, durant les simulations, nous avons constaté que la vitesse de convergence des deux algorithmes de reconstruction (Landweber pour la TIM unique et Landweber avec contrainte pour le système de TIM avec infrarouge) était presque la même. Dans cet exemple, 130 itérations permettent d'atteindre des erreurs acceptables pour les deux algorithmes de reconstruction. L'augmentation de ce nombre d'itération n'a pas affecté beaucoup les résultats. Cependant, pour un très grand nombre d'itérations la qualité des images reconstruites diminue et c'est le principal inconvénient des algorithmes Landweber (la propriété de semi-convergence).

On peut voir à partir de la Figure 4.5 que la résolution spatiale et la détection des objets est améliorée en utilisant les fibres infrarouges avec le système de TIM. On peut aussi voir que, par rapport à l'algorithme de Landweber seul (sans contraintes), l'objet centrale cible a été mieux détecté on utilisant l'algorithme de Landweber avec fractions totales. En outre, la reconstruction des objets et leur détection est beaucoup mieux en utilisant les fractions locales.

#### **4.4.2 Comparaisons avec un système de tomographie par induction magnétique unique**

Dans cette section, une comparaison quantitative entre les résultats de reconstruction est effectuée en utilisant quatre mesures de qualité prises à partir de [120] et utilisées par exemple dans [121], [122].

Soit  $\hat{x}$  un vecteur représentant les  $n_e$  pixels de l'image reconstruite. Dans ce qui suit, et dans le but d'évaluer les images reconstruites en utilisant ces quatre mesures de qualité, nous avons besoin de calculer le vecteur  $\hat{x}_q$  qui ne contient que les valeurs de pixels supérieur à 25% de l'amplitude maximale, et les autres sont mises à zéro.

$$[\hat{x}_q]_i = \begin{cases} 1 & \text{si } [\hat{x}]_i \geq 0.25 \max(\hat{x}) \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.22)$$

Un seuil d'un quart a été choisi car il représente un compromis qui permet de détecter la plupart des effets visuels importants [120]. Notant par  $r_t$  et  $r_q$ , les distance entre les centre de

gravité  $\hat{x}$  et  $\hat{x}_q$  et le centre du domaine. Dans ce qui suit, nous résumons brièvement les mesures de qualité utilisées et nous donnons leurs formules mathématiques.

- 1) Erreur de position (EP) qui est utilisée pour mesurer à quelle ampleur les images reconstruites représentent fidèlement une position cible sur l'image. Elle est définie comme la différence entre le centre de gravité de  $\hat{x}$  et  $\hat{x}_q$ .

$$EP = r_i - r_q \quad (4.23)$$

Puisque des EP importantes peuvent conduire à une interprétation erronée des images, il est souhaitable que l'EP soit aussi faible que possible.

- 2) La résolution (RES) qui permet de mesurer la taille des cibles reconstruites en tant que fraction du domaine. Elle est définie comme étant le rapport de la superficie (en pixels) du domaine d'intérêt  $A_q$  et la superficie de la section transversale entière.

$$RES = \sqrt{A_q/A_0} \quad (4.24)$$

Les faibles valeurs de RES servent surtout à distinguer les cibles proches.

- 3) La déformation de forme (DF) qui est définie comme

$$DF = \sum_{i \notin C} [\hat{x}_q]_i / \sum_i [\hat{x}_q]_i \quad (4.25)$$

Les grandes valeurs de la DF peuvent entraîner une mauvaise interprétation des images.

- 4) Le retentissement (RTS) qui mesure le rapport de l'amplitude de l'image avec un signe opposé à l'extérieur du cercle  $C$  et l'amplitude de l'image à l'intérieur de  $C$ .

$$RTS = \left( \sum_{i \notin C \text{ and } [\hat{x}]_i < 0} [\hat{x}]_i \right) / \left( \sum_{i \in C} [\hat{x}]_i \right) \quad (4.26)$$

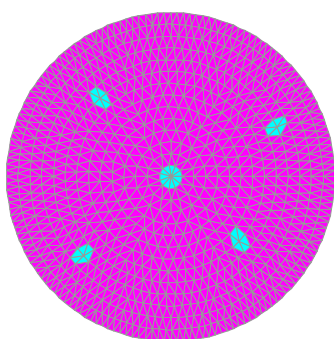
Les faibles valeurs de RTS sont désirées car les valeurs élevées peuvent conduire à une interprétation erronée.

Les quatre paramètres ou mesure de qualité ci-dessus sont calculés pour chacune des images reconstruites (Figure 4.5) obtenues en utilisant un système de TIM seul, un système TIM avec fractions locales préalables (TIM-FL) et un système TIM avec fractions totales préalables (TIM-FT). Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.1. On peut voir à partir de ce tableau que les images reconstruites en utilisant les fractions préalables (obtenues à partir des

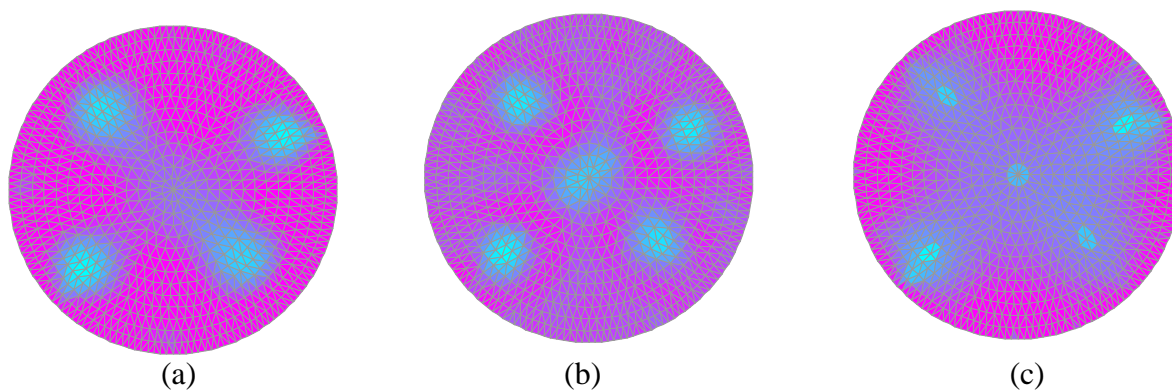
capteurs IRP) sont meilleurs que celle obtenues avec un simple dispositif de TIM basée sur un algorithme de Landweber.

**Tableau 4.1:** Comparaison entre les résultats obtenus

	EP	RES	DF	RTS
TIM	0.2415	0.3426	0.3387	1.3576
TIM-FT	0.2287	0.3318	0.3125	1.3389
TIM-FL	0.1390	0.2657	0.2274	1.3064



**Figure 4.4:** Modèle du fantôme simulé.



**Figure 4.5:** Images reconstruites. (a) avec un système de TIM seul, (b) TIM avec fractions totales préalables, (c) TIM avec fractions locales préalables.

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode efficace de reconstruction d'image pour un système de TIM qui utilise les fractions arrière/avant plan à certaines régions du maillage. Ces fractions peuvent être obtenues à partir de mesures surfaciques obtenues par l'intermédiaire d'un ensemble d'émetteurs/récepteurs infrarouges. Un algorithme de Landweber avec contraintes est proposé pour l'inversion des données. Par rapport à un dispositif de TIM unique basé sur la reconstruction de Landweber, la méthode d'inversion pour la TIM avec IRP améliore la qualité de l'image reconstruite et rend les frontières entre les objets cibles plus claires en particulier pour des fractions locales préalables. L'approche proposée a été testée par simulation à l'aide d'un modèle numérique. L'évaluation des résultats obtenus a été réalisée en utilisant les quatre mesures de qualité susmentionnées. La méthode proposée permet d'avoir des erreurs de position inférieures ainsi qu'une meilleure résolution (par rapport à la TIM basée sur Landweber). En outre, les images reconstruites par le biais de l'algorithme de Landweber avec contraintes ont une meilleure déformation de forme (DF) et retentissement (RTS) donnant ainsi une meilleure interprétation d'image. Aussi, les résultats obtenus avec des fractions locales sont meilleurs que ceux obtenus avec une fraction totale. Ceci est dû à la supériorité du nombre d'informations préalables dans le cas des fractions locales par rapport à la fraction totale dans le processus d'inversion. Il est prévu que l'addition d'autres capteurs infrarouges améliore en plus les résultats obtenus.

# Chapitre 5

## Un algorithme de reconstruction hiérarchique pour la tomographie à capacité électrique en utilisant une approche de relaxation région

### 5.1 Introduction

Pour résoudre le problème de reconstruction d'image dans un système de TCE on procède généralement par division de la zone d'imagerie en un nombre fini d'éléments ou pixels où la permittivité de chaque pixel est supposée constante. Ensuite on résout un problème d'optimisation qui minimise la norme carrée de la différence entre les capacités mesurées et celles calculées à partir d'un modèle mathématique [72]. En raison de la nature du problème inverse (mal posé), des techniques de régularisation sont nécessaires. La régularisation est obtenue en introduisant un terme supplémentaire dans la fonction objective. La technique de régularisation la plus populaire est la régularisation de Tikhonov qui intègre une hypothèse de lissage sur la distribution de la permittivité [88], [89]. Cette dernière est très simple à implémenter mais elle n'est pas adaptée dans les cas des brusques changements de permittivité qui se produisent près des limites des différentes phases. La régularisation par variation totale prend en considération les sauts brusques dans le profil de permittivité [67], [123]. Toutefois, cette régularisation rend la fonction objective non quadratique et non différentiable [114], [124]. Une possibilité, adoptée dans le présent chapitre, consiste à stabiliser le problème inverse en

utilisant la méthode de Tikhonov avec des éléments plus fins près de la frontière des inhomogénéités (sauts de permittivité).

La taille des éléments de la maille est un facteur très important. Les tailles fines permettent généralement d'améliorer la résolution spatiale des images reconstruites et conduisent à une plus grande précision de l'algorithme de reconstruction. Cependant, un maillage très fin augmente le temps de calcul et les ressources nécessaires et rend le problème inverse encore plus sous-déterminé, car le nombre des inconnus est augmenté. Pour y remédier, certains chercheurs ont proposés une stratégie de raffinement adaptatif du maillage au cours du processus de reconstruction (voir par exemple, [123], [125]). La plupart de ces techniques procèdent en raffinant le maillage dans les zones avec des grands sauts de permittivité.

Dans ce chapitre, un algorithme de reconstruction hiérarchique est proposé pour résoudre le problème de reconstruction de l'image TCE. L'algorithme est hiérarchique et consiste à limiter progressivement les régions d'intérêt qui possèdent la phase homogène en raffinant la taille des éléments fins du maillage autour de leurs limites. Cela se fait par la localisation, à chaque étape de la hiérarchie, des frontières extérieures et intérieures des limites de phases. À chaque étape de la hiérarchie, la distribution de permittivité est obtenue en minimisant la fonction objective quadratique en plus du terme de régularisation de Tikhonov. Ce problème d'optimisation est résolu en utilisant un algorithme itératif de GN. L'une des principales caractéristiques de cet algorithme est d'accélérer la procédure de reconstruction, tout en conservant la qualité des images reconstruites.

## 5.2 Travaux antérieurs

Parmi les algorithmes non-itératifs ou directs de reconstruction d'image TCE nous avons l'algorithme D-bar et l'algorithme de Calderon qui ont été récemment proposés [126]-[128]. Des expériences numériques présentées dans [128] montrent que la méthode D-bar et la méthode de linéarisation de Calderon produisent des reconstructions assez similaires, tandis que la méthode de calcul de Calderon est plus rapide. L'algorithme de Calderon peut être directement implémenté en termes de la transformation de diffusion [126] qui exige un nombre infini

d'électrodes. Cependant, dans la plupart des applications réelles, seul un nombre très limité d'électrodes peut être déployé dans un système TCE réel. En outre, les deux algorithmes sont limités pour les applications de distributions de permittivité à faible contraste.

Les algorithmes heuristiques tels que l'algorithme du simulated annealing [129] et les algorithmes basés sur la logique floue [130] et les réseaux de neurones [131] ont également été proposés pour résoudre le problème de reconstruction de l'image TCE. Outre que le temps de calcul et les ressources nécessaires pour ces méthodes, il semble difficile d'établir l'ensemble des paramètres qui conduisent à une précision et une vitesse de convergence optimale des résultats obtenus par ces algorithmes (comme dans la plupart des méthodes heuristiques).

Le principe des algorithmes itératifs est d'améliorer progressivement l'image initiale obtenue par une RPL. La qualité des images reconstruites est augmentée, mais la reconstruction de l'image est plus lente. Les algorithmes itératifs TCE les plus utilisés sont la méthode de Tikhonov itératif [71], TRA, la technique de reconstruction algébrique simultanée (TRAS), Landweber [82], descente rapide [83] et le GC [84]. Toutes ces techniques sont basées sur l'imagerie différentielle qui suppose que les changements de permittivité sont petits et procèdent ensuite en linéarisant le problème direct. Les méthodes itératives non linéaires ont été étudiées par exemple dans [69], [132]. Leur problème majeur est qu'elles prennent beaucoup de temps. D'autres méthodes telles que le modèle vectoriel généralisé échantillonné [133] et l'optimisation multi-objective [134] utilisent des fonctions objectives non quadratiques pour résoudre le problème inverse TCE.

D'autres techniques utilisant des maillages adaptatifs ont été proposées dans la littérature [123], [125], [135]. Ces méthodes procèdent par le raffinement des mailles dans les zones qui ont des grandes valeurs de gradient. Ainsi, ces algorithmes nécessitent (i) une bonne détection des éléments avec des gradients élevés (l'algorithme doit détecter autant de contours possibles), (ii) une bonne localisation des éléments avec des gradients élevés (interfaces détectées doivent être aussi proches que possible à la limite de l'objet) et (iii) ne doit pas créer de faux contours des objets. Étant donné que ces trois critères dépendent de la taille du masque à utiliser et puisque les méthodes susmentionnées utilisent un masque incorporant juste des voisinages immédiats, une forte probabilité d'erreur peut se produire dans la localisation et la détection des éléments de

frontière. Les algorithmes proposés ne mentionnent pas comment ils font face à cette situation et il est clair que quand un élément du maillage est raté, l'algorithme ne va raffiner le maillage dans la zone associée ce qui induit des erreurs. Notre méthode n'utilise pas les informations de gradient mais elle explore des frontières intérieures et extérieures dans lesquelles la vraie frontière doit exister. L'autre caractéristique des méthodes adaptatives traditionnelles est qu'elles utilisent seulement deux niveaux de maillage. Dans notre cas, la procédure procède pour plus de deux niveaux d'où le nom hiérarchique. Un des avantages de l'utilisation d'un maillage à plusieurs niveaux est de détecter progressivement les limites réelles des objets dans un intervalle de temps raisonnable. Ainsi, à chaque niveau de la hiérarchie l'écart entre les limites intérieure et extérieure se rétrécit et encercle plus précisément la région cible. L'algorithme utilise le fait que le problème inverse sous la régularisation de Tikhonov génère des contours flous des objets. Ceci est dû à l'hypothèse de lissage incorporée dans la régularisation. Ainsi, le concept de frontières extérieures et intérieures est introduit. A chaque niveau de la hiérarchie, les frontières intérieures et extérieures encerclent les frontières réelles des phases.

### 5.3 Méthode de reconstruction d'image

Dans cette étude, on considère un dispositif de TCE avec  $N=8$  électrodes. En excitant à la fois une électrode et en mesurant les charges induites dans toutes les autres électrodes, on obtient  $M=N(N-1)/2=28$  valeurs de capacité mutuelle indépendantes. L'équation de Laplace peut être utilisée pour décrire l'équation régissant ce dispositif:

$$\nabla(\varepsilon(x, y)\nabla\Phi(x, y))=0, \quad (5.1)$$

où  $\varepsilon(x, y)$  est la distribution de permittivité et  $\Phi(x, y)$  est la distribution de champ électrique.

Sur une électrode d'excitation  $E_i$ , on a la condition aux limites suivante

$$\Phi(x, y)=V \neq 0, \quad (5.2)$$

où  $V$  est constant.



Sur les autres électrodes de détection  $E_i, j=1, 2 \dots N, i \neq j$ , nous avons

$$\Phi(x, y) = 0 \quad (5.3)$$

Les électrodes sont montées sur la surface d'un canal (ou pipeline) isolant. Dans un point de la conduite en dehors des électrodes, le flux de charge est égal à zéro

$$\varepsilon \frac{\partial \Phi}{\partial \nu} = 0 \quad (5.4)$$

où  $\nu$  est la normale unitaire dirigée vers l'extérieure.

Après calcul du potentiel  $\Phi(x, y)$  en résolvant (5.1) avec les conditions aux limites (5.2)-(5.4), les capacités entre les électrodes peuvent être décrites par l'équation suivante

$$C = -\frac{1}{\Delta V} \oint_{\Gamma} \varepsilon(x, y) \nabla \phi(x, y) d\Gamma, \quad (5.5)$$

où  $\Delta V$  est la différence de potentiel entre l'électrode source et celle de détection et  $\Gamma$  est la surface de l'électrode.

Dans cette étude, un algorithme itératif non linéaire de GN est utilisé pour résoudre le problème de reconstruction d'image TCE à chaque étape de la hiérarchie.

Soit  $F$  une application de l'espace de distribution de permittivité  $\varepsilon \in \mathbb{R}^{n_\varepsilon}$  vers l'espace de capacité inter-électrodes  $C \in \mathbb{R}^m$ . La relation entre eux, sans les erreurs de mesure peut être décrite comme

$$C = F(\varepsilon) \quad (5.6)$$

Le problème inverse TCE avec régularisation de Tikhonov peut être réécrit sous la forme

$$\varepsilon = \arg \min_{\varepsilon} (F(\varepsilon) - C)^T (F(\varepsilon) - C) + \alpha (L\varepsilon)^T (L\varepsilon). \quad (5.7)$$

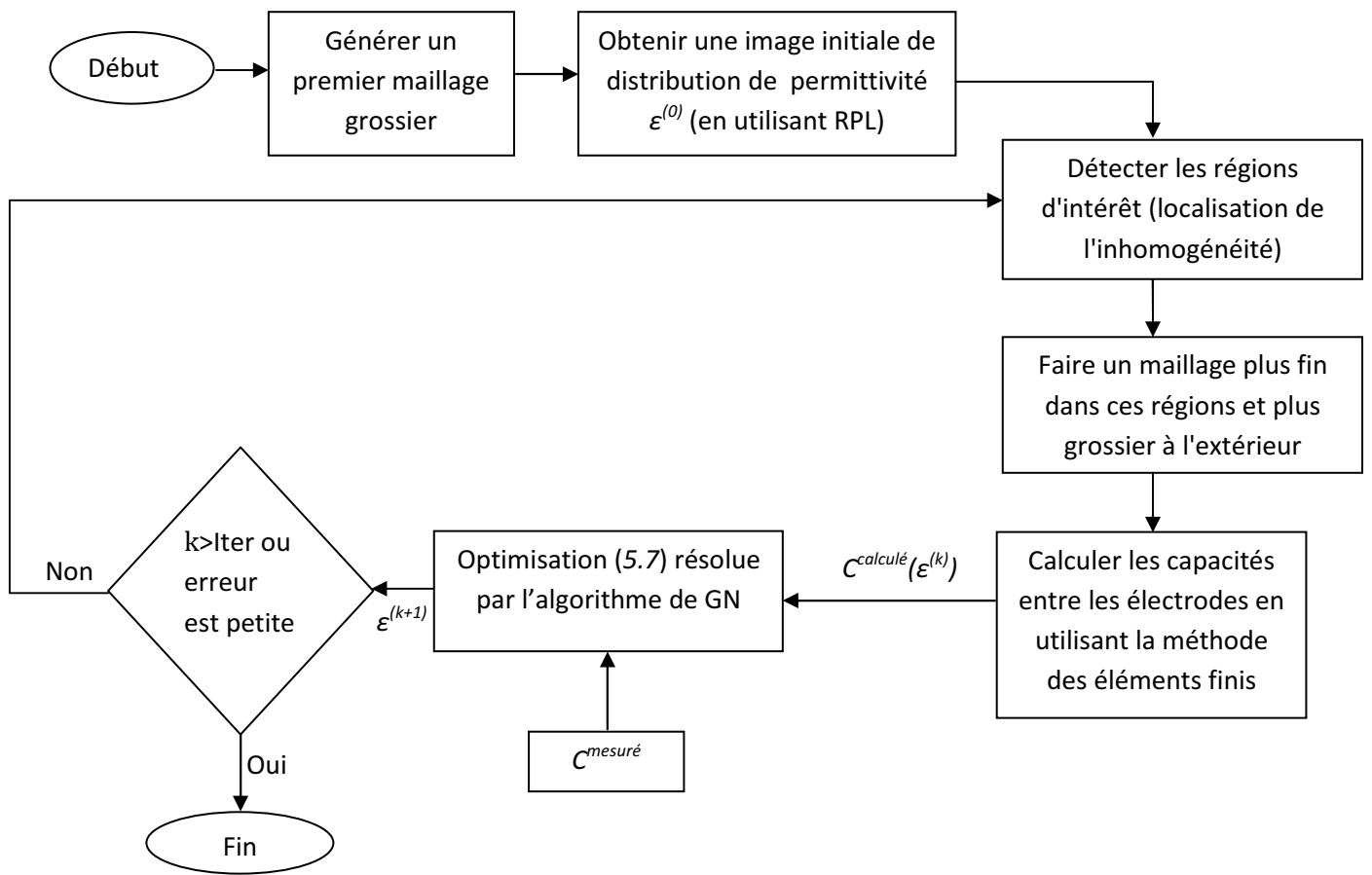
où  $\alpha$  et  $L$  sont respectivement le paramètre de régularisation et la matrice de régularisation. En appliquant l'algorithme de GN pour résoudre le problème d'optimisation (5.7), on obtient la formule itérative suivante :

$$\varepsilon_{k+1} = \varepsilon_k + [J_k^T J_k + \alpha L^T L]^{-1} [J_k^T (C - F(\varepsilon_k)) - \alpha L^T L \varepsilon_k], \quad (5.8)$$

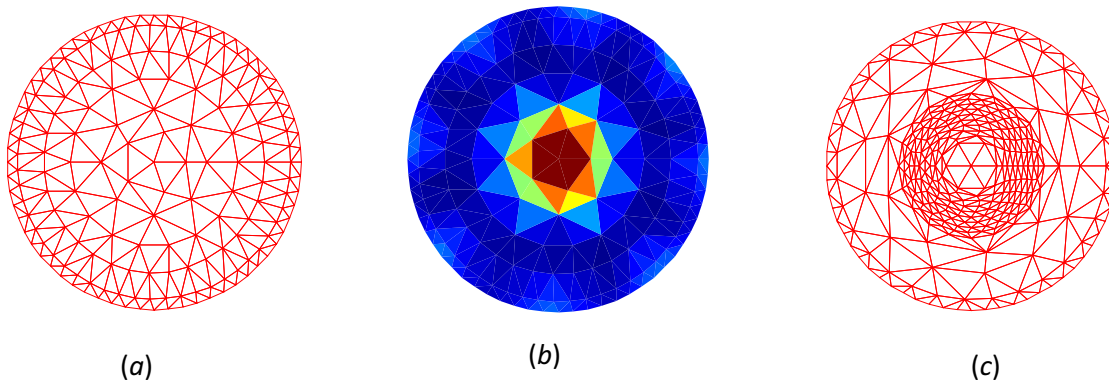
où  $k$  est le nombre d'itération et  $J_{ij} = \partial F_i / \partial \varepsilon_j$  est la matrice jacobienne ou matrice de sensibilité calculée en utilisant la méthode des éléments finis.

La matrice jacobienne  $J$  dépend du vecteur de permittivité  $\varepsilon_k$ , et doit donc être calculée à chaque itération. La formule itérative (5.8) est utilisée pour obtenir la distribution de la permittivité à chaque étape de la hiérarchie.

La Figure 5.1 présente notre algorithme itératif de maillage hiérarchique. Au début, l'algorithme génère un maillage grossier et obtient une répartition de permittivité initiale en utilisant la méthode RPL. Les régions d'inhomogénéité sont déterminées dans cette image mais on s'attend qu'elles ne soient pas exactes en raison du maillage très grossier utilisé à un stade précoce de l'algorithme. Ensuite, les régions d'intérêt qui sont définies comme les régions encerclant les frontières exactes de chaque phase dans un intervalle prédéfini sont déterminées. Un maillage plus fin est ensuite généré au sein de ces régions tandis que les autres régions homogènes sont affectées par un maillage grossier (Figure 5.2). Fournir un maillage plus grossier dans les régions homogènes est motivé par le fait que dans la méthode des éléments finis, la permittivité d'un élément est considérée comme constante et par conséquent les éléments contigus ayant la même valeur de permittivité peuvent être regroupés ensemble en un seul élément au sein de ces régions. En outre, ceci va réduire considérablement le temps de calcul et rend le problème inverse plus stable puisque le nombre d'inconnus sera réduit. Le maillage plus fin dans la région d'intérêt est obtenu en multipliant le nombre initial d'éléments dans ces régions par un facteur d'échelle, dont la valeur est supérieure à un. L'algorithme procède alors par le calcul des capacités mutuelles entre toutes les électrodes différentes (c.à.d résoudre le problème direct). Ensuite une modification de la répartition de permittivité en fonction de la routine d'optimisation (5.8) est faite. Le même processus est répété jusqu'à ce qu'une solution acceptable est trouvée ou un nombre prédéfini d'itérations est atteint.



**Figure 5.1:** Algorithme de reconstruction d'images hiérarchique.



**Figure 5.2:** (a) Maillage grossier, (b) image reconstruite avec le maillage grossier (a) et (c) image reconstruite avec des mailles plus fines à l'intérieur de la région d'intérêt et grossier l'extérieur.

```

1  int u = val;           // provide the background pixel of the image
2  for (i=1; i<N ; i++)  // scan line by line, left to right and top to bottom
3    for (j=1 ; j<N ; j++){ // scan the actual line, i, from left to the right.
4      if (|X(i,j)-u|> th){
5        int start_element = j;
6
7        int Max = X(i,j++);
8
9        while (X(i,j)>X(i,j-1)){ // the real boundary is still not found
10         Max = X(i,j); //keep storing the value of the maximal dielectric
11       } // the real boundary is found.
12       int end_element = j - 1;
13       Create_Mesh(start_element, end_element, Max, k);
14
15       // k is the actual level of
16       the hierarchy
17     }

```

**Figure 5.3:** Pseudo code pour localiser les frontières extérieures et intérieures.

La Figure 5.3 montre le pseudo code utilisé pour localiser les limites internes et externes des différentes phases dans l'image actuelle. Supposant que la variable  $u$  est la valeur des éléments d'arrière-plan qui est supposée (sans perte de généralité et pour des raisons de simplicité) inférieure à la valeur de permittivité de l'avant plan (ceci correspond par exemple au pétrole comme arrière plan et l'eau comme premier plan). L'algorithme passe par un balayage horizontal de l'image de gauche à droite et de haut en bas (lignes 1 et 2). Par conséquent, si la valeur d'un élément  $X(i,j)$  du maillage est supérieure à  $u$  par un seuil prédéfini (par exemple choisi entre la constante diélectrique de l'huile et de l'eau), alors l'élément associé est considéré comme premier plan (la condition de la ligne 4 est satisfaite). Un pixel est également considéré comme un candidat d'appartenir à la limite extérieure dans le cas où il est le premier dans la ligne

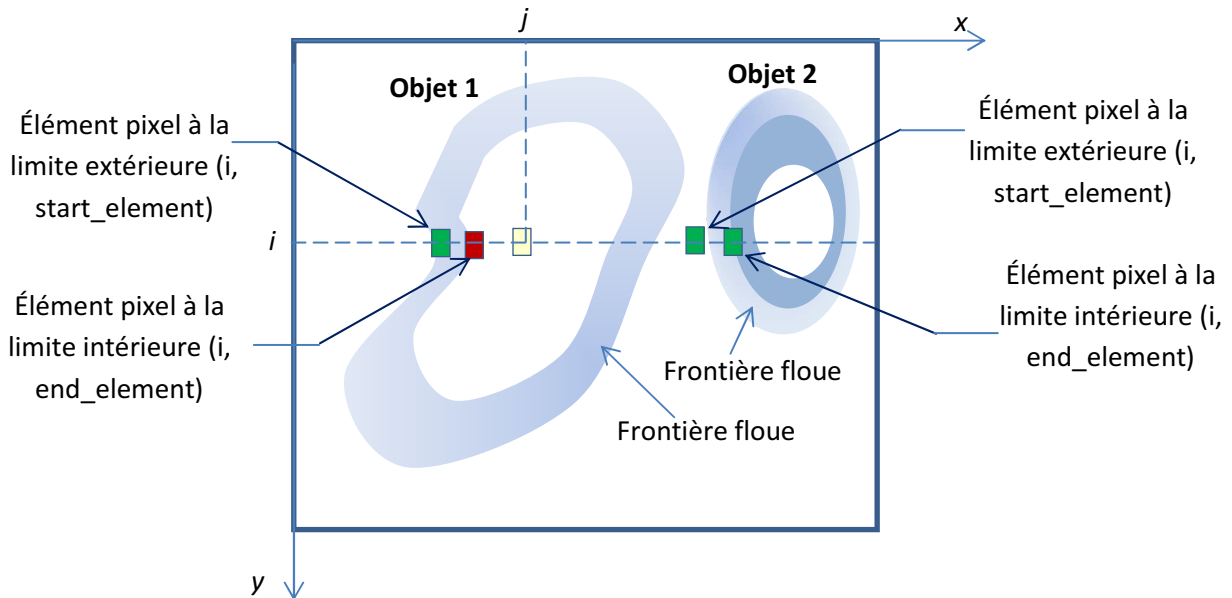
actuelle. La confirmation de cette instruction se produit à la fin du balayage du premier plan dans la même ligne de balayage  $i$ . L'algorithme procède ensuite en vérifiant la valeur de permittivité de l'élément ayant la plus grande valeur de permittivité dans la région actuelle. Sa coordonnée correspondante sera associée à la variable  $end\_element$  (ligne 10).

Ainsi, l'algorithme procède en appelant la fonction  $Create\_Mesh(start\_element, end\_element, Max, Max\_i, k)$ , dont le but est de créer un maillage avec une résolution différente entre les éléments appartenant à la limite extérieure et la limite intérieure. Dans cette fonction, les coordonnées de la limite intérieure ( $inner\_boundary$ ) sont calculées en utilisant la procédure suivante

```
Inner-boundary = 2 * end_element - start_element;
if (|(X(Inner_boundary)-X(start_element))| > th1){
    inner_boundary = end_element;
}
```

L'algorithme assure que dans le cas où la région d'intérêt est relativement mince, l'élément candidat d'appartenir à sa frontière intérieure ne sera pas un élément d'arrière plan. Cela se produit lorsque la permittivité de cet élément candidat est supérieure à celle du  $start\_element$  par un seuil prédéfini,  $th1$ . Ainsi l'élément  $inner\_boundary$  sera celui qui correspond à l'élément  $(i, end\_element)$ . Ce scénario correspond à l'objet 1 dans la Figure 5.4. En ce qui concerne l'élément pixel candidat d'appartenir à une frontière externe ( $i, end\_element$ ), la procédure  $Create\_Mesh(...)$  procède par comparaison de la valeur de permittivité dans cet élément par rapport à la valeur maximale de permittivité trouvée lors du scan actuel. Si les valeurs sont très proches (selon un seuil prédéfini), alors l'algorithme considère l'élément pixel  $(i, start\_element-g)$  comme un élément d'une frontière externe (où  $g$  est une valeur prédéfinie = 2 dans notre cas). Ceci est afin d'éviter que certains pixels du premier plan soient manqués près des frontières du maillage grossier effectué à un niveau  $k$  de la hiérarchie. Ce scénario correspond à l'objet 2 dans la Figure 5.4. Cette procédure permet de surmonter l'un des inconvénients des méthodes de gradient par la réexaminations des éléments éventuels d'interfaces qui pourraient

ne pas avoir été détectés pendant le niveau de hiérarchie actuel. Notant que l'algorithme de segmentation ci-dessus a l'avantage d'être parallélisable avec une architecture matériel adéquate, en attribuant à chaque processeur un groupe de lignes de balayage.



**Figure 5.4:** Exemple de détection de contours extérieur et intérieur pour deux objets.

## 5.4 Résultats de simulation

La qualité des images reconstruites en utilisant l'algorithme hiérarchique proposé a été comparée à celle obtenue par un algorithme de GN pour plusieurs simulations. Les résultats correspondant à cinq distributions de permittivité typiques sont présentés. Le système TCE utilisé est circulaire et composé de 8 électrodes uniformément distribuées autour de la zone de détection. Le problème direct et les algorithmes de reconstruction ont été implémentés sous Matlab sur un PC avec un processeur Core 2 Duo 2,8 GHz et 1,9 Go de RAM. Les capacités à travers les différentes électrodes pour ces distributions de permittivité ont été calculées à l'aide de la méthode des éléments finies en résolvant (5.1)-(5.5). Les zones non homogènes (premier plan) ont une valeur de permittivité = 2,5 tandis que la région de fond a été affectée par une valeur de

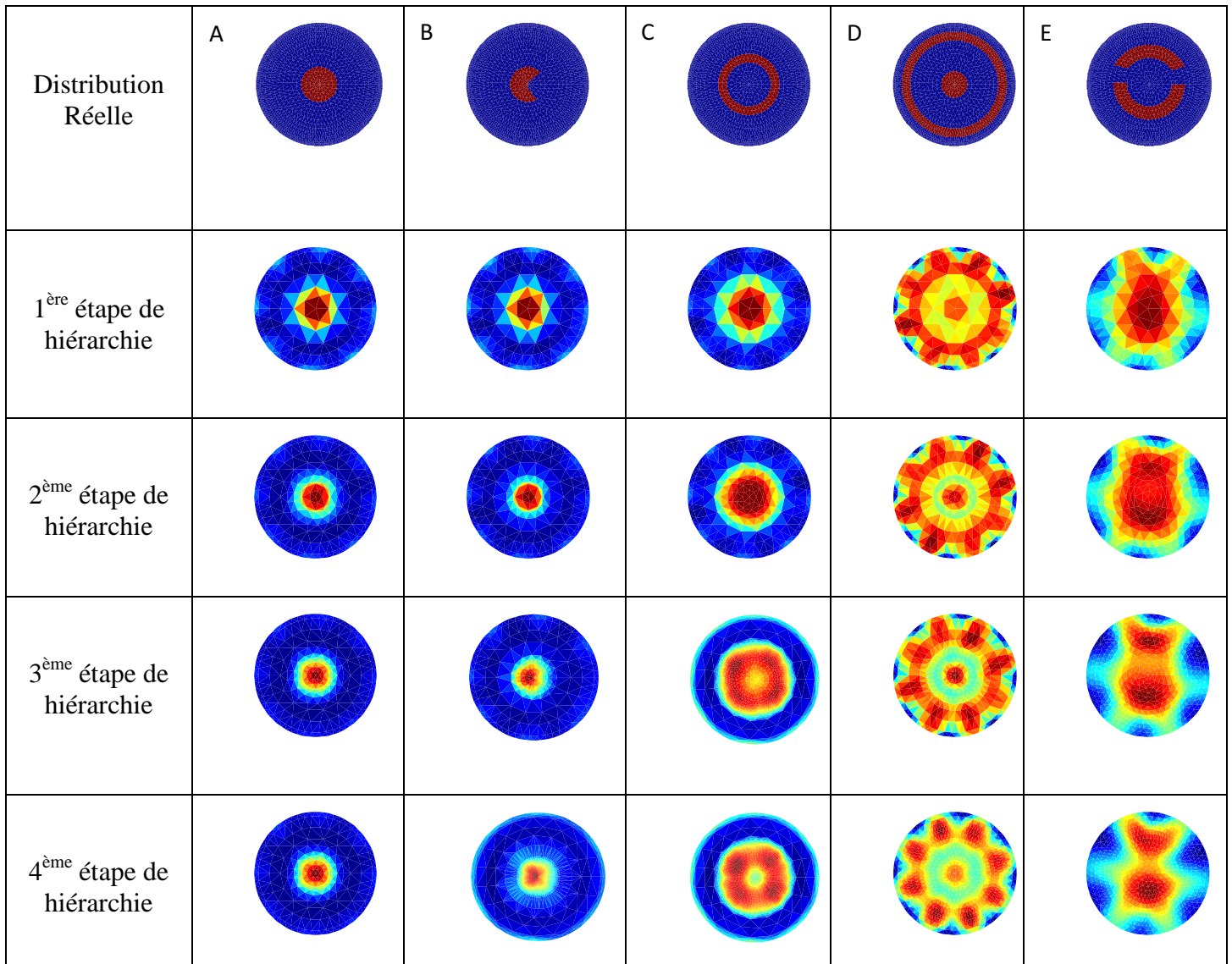
permittivité égale à 1. Nous avons pris la matrice de régularisation  $L$  comme étant un Laplacien discret du premier ordre incorporant une hypothèse de lissage. Le tableau 5.1 présente les paramètres de régularisation sélectionnés pour chaque distribution de permittivité. Le paramètre de régularisation  $\alpha$  a été réglé et optimisé pour donner des images reconstruites de bonne qualité en utilisant l'algorithme GN avec un maillage classique uniforme. Notant que l'algorithme de GN avec maillage uniforme et l'algorithme de reconstruction hiérarchique proposé ont été régularisés avec le même paramètre  $\alpha$ . La Figure 5.5 montre les images reconstruites obtenues à chaque itération de l'algorithme hiérarchique proposé. La Figure 5.6 illustre les images reconstruites obtenues avec un algorithme classique de GN avec quatre itérations. La supériorité de la qualité des images obtenues avec l'algorithme proposé peut être clairement observée. Autre comparaisons ont été faites en termes de vitesse de reconstruction, erreur d'image et coefficient de corrélation.

Le tableau 5.2 montre l'erreur d'image pour les deux algorithmes. L'erreur d'image est la norme de différence de la conductivité des éléments à travers toute l'image. L'image reconstruite à l'aide de l'algorithme proposé est obtenue avec un maillage différent de celui utilisé dans le cas de l'algorithme de GN. Ainsi, nous avons calculé l'erreur d'image après avoir tracé la distribution réelle de permittivité dans les deux mailles différentes (la maille uniforme et la maille obtenue à la dernière étape de la hiérarchie). Notant aussi que puisque dans l'algorithme hiérarchique proposé le nombre d'éléments augmente autour des limites de l'objet cible, l'erreur image peut être plus grande, même si la qualité d'image est visuellement mieux. C'est le cas des fantômes (a) et (b) où l'erreur d'image pour l'algorithme proposé est plus élevée.

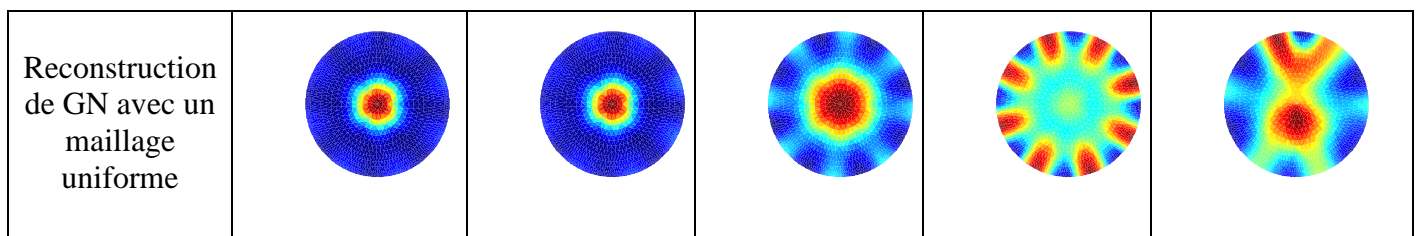
Une méthode plus efficace pour l'analyse et la comparaison des images reconstruites est l'utilisation du coefficient de corrélation. Le tableau 5.3 présente les coefficients de corrélation obtenus. On peut observer que l'algorithme proposé produit dans tous les cas une qualité d'image supérieure car il permet d'obtenir des coefficients de corrélation plus élevés.

**Table 5.1:** Paramètres de régularisation sélectionnés

	A	B	C	D	E
$\alpha$	0.000005	0.000005	0.00001	0.000005	0.00002



**Figure 5.5:** Images reconstruites en utilisant un maillage hiérarchique.



**Figure 5.6:** Images reconstruites en utilisant un maillage conventionnel.



**Table 5.2:** Erreur d'image

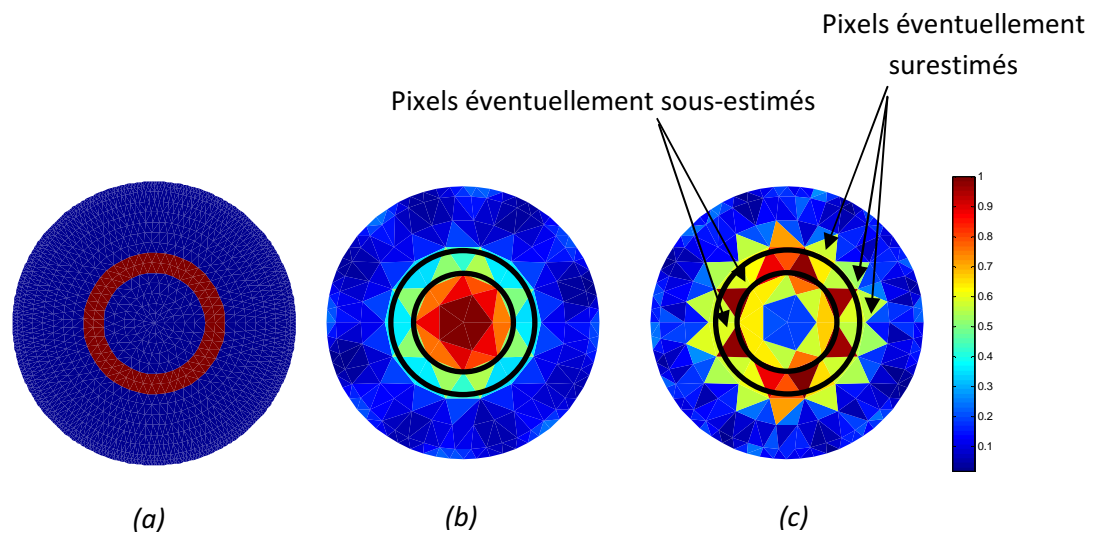
	A	B	C	D	E
GN	0.1606	0.1691	1.3321	0.6716	0.6965
Maillage hiérarchique	0.2896	0.3095	0.4803	0.6566	0.4950

**Table 5.3:** Coefficient de corrélation

	A	B	C	D	E
GN	0.7101	0.6431	0.2139	0.1760	0.2268
Maillage hiérarchique	0.8345	0.7850	0.5083	0.2125	0.3288

**Table 5.4:** Temps écoulé (s)

	A	B	C	D	E
GN	8.452846	8.381114	8.471329	7.692716	8.242928
Maillage hiérarchique	1.180979	1.204207	2.308505	3.365492	3.413573



**Figure 5.7:** (a) Distribution réelle de permittivité, (b) image reconstruite à la première étape de la hiérarchie (en utilisant un maillage grossier), et (c) Gradient de l'image (b).

Le temps écoulé pour l'algorithme proposé et l'algorithme de GN est rapporté dans le tableau 5.4. Comme on peut le voir dans ce tableau, le temps total d'exécution pour l'algorithme proposé est bien inférieur à celui de l'algorithme de GN traditionnel avec un maillage uniforme. Notant que la méthode proposée reconstruit les images en moins de temps et nécessite moins de ressources mais elle a les mêmes limites qualitatives des méthodes de reconstruction TCE et TRE tel qu'observé dans divers travaux antérieurs [72], [136]-[139]. Notant également que le temps de calcul nécessaire à la reconstruction du fantôme (c) en utilisant l'algorithme hiérarchique est plus élevé que celui exigé pour les fantômes (a) et (b). Ceci peut s'expliquer par le fait que les limites des zones détectées du fantôme (c) sont relativement plus grandes.

## 5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, un nouvel algorithme de maillage hiérarchique a été proposé pour résoudre le problème de reconstruction de l'image TCE. Il consiste à repérer progressivement les limites des inhomogénéités en raffinant le maillage à l'intérieur et à l'extérieure d'une frontière. À chaque étape de la hiérarchie l'image est reconstruite en utilisant l'algorithme GN. L'algorithme proposé a été comparé à un algorithme GN autonome. La vitesse de reconstruction d'image est considérablement accélérée et la résolution spatiale des images reconstruites est améliorée. Cela nous amène à affirmer que l'approche proposée est une bonne candidate pour les systèmes de TCE ciblant des applications temps réel. Nous avons régularisé le problème inverse mal conditionné en utilisant la régularisation de Tikhonov généralisée où la matrice  $L$  est une approximation d'un opérateur différentiel. Cela supprime l'instabilité dans la reconstruction au détriment de la production d'images lisse. Toutefois, étant donné le grand nombre d'éléments près des frontières des inhomogénéités, l'effet de lissage est réduit.

# Chapitre 6

## Reconstruction des objets en mouvement en temps réel dans un système de tomographie à capacité électrique en utilisant la corrélation entre images

### 6.1 Introduction

Du point de vue algorithmique, la plupart des techniques TCE nécessitent la résolution de deux problèmes directe et inverse dans une ou plusieurs itérations. Le problème direct consiste à calculer les capacités inter-électrodes pour une distribution de permittivité spécifique. il est régi par une équation différentielle aux dérivées partielles, à savoir l'équation de Laplace, avec des conditions aux limites appropriées (les conditions de Dirichlet et de Neumann). Comme il est difficile d'obtenir une solution analytique pour le problème direct, il est généralement résolu numériquement (en utilisant par exemple la méthode des éléments finis). Le problème inverse cherche à déterminer la distribution de la permittivité à partir des capacités mesurées entre les électrodes. Il s'agit d'un problème non-linéaire, sous-déterminé et mal posé. Par conséquent, de nombreux algorithmes de reconstruction ont été proposés dans la littérature. Néanmoins, la plupart d'entre eux ont été appliqués pour des distributions statiques et ne sont pas bien adaptés pour les distributions très dynamiques. Contrairement aux cas statiques, les objets internes en mouvement nécessitent un algorithme de suivi rapide en temps réel pour détecter les variations rapides et donc éviter le repliement des données enregistrées. Ainsi, par rapport aux distributions statiques, très peu de travaux ont été réalisés dans la littérature. Une technique d'imagerie

dynamique pour la TCE et la TIM avec un filtre de Kalman linéarisé qui permet de suivre l'évolution rapide de la distribution de matériaux a été développée dans [139]. Le problème inverse a été traité comme une estimation d'état où un estimateur de Kalman a été utilisé pour obtenir la distribution des matériaux. Le fait que la méthode du filtre de Kalman linéarisé ne tient pas compte de la non-linéarité du problème inverse, la qualité des images reconstruites sera affectée. Un filtre de Kalman étendu permet normalement de prendre en compte la non-linéarité inhérente dans les équations régissant un système de TCE. Il a été appliqué avec succès à la TRE [141], [142]. Cependant, son application est limitée aux vecteurs d'état caractérisés par des moments statistiques du premier et du second ordre. L'approche du filtrage particule étudiée dans [143] offre la possibilité d'une évaluation non approximative des transitions d'état pour le cas non linéaire. Elle permet également une incorporation directe et simple des informations préalables de l'état interne d'un système dynamique. Cependant, ces avantages seront au détriment d'une charge de calcul supplémentaire. Les auteurs de [144] ont proposés un algorithme de reconstruction temporelle d'image 3D qui utilise une séquence de trames passées et futures (prédites). Cette technique exploite la corrélation temporelle entre les images TCE 3D pour reconstruire des films 4D de distribution de permittivité. Il s'agit d'une généralisation de l'algorithme de reconstruction temporelle d'image 2D développé dans [145] pour la TRE. Des méthodes de régularisation dynamiques ont également été introduites dans [146], [147]. Cependant, toutes les méthodes de reconstruction temporelle susmentionnées nécessitent un modèle d'évaluation d'état stochastique qui décrit la distribution de permittivité dynamique. Ce modèle permet la prédiction de la distribution de permittivité aux instants  $t+1$ ,  $t+2$ , ... en fonction de l'état actuel à l'instant  $t$ . Trouver un modèle stochastique approprié qui est capable de prédire, avec une précision raisonnable, l'évolution des images n'est une tâche simple en général.

Le but de ce travail est de présenter deux nouvelles techniques de reconstruction d'image TCE pour des objets internes en mouvement. Aucun modèle d'évaluation d'état n'est nécessaire pour ces algorithmes. Les algorithmes proposés tiennent en compte de la corrélation intrinsèque qui existe généralement entre des images consécutives. Ainsi, l'image de la distribution de permittivité à l'instant actuel  $t$  est obtenue à la fois à partir des capacités inter-électrodes (ce qui est habituel dans la TCE) et l'image obtenue à l'instant précédent  $t^-$ . Dans la première méthode, à savoir la méthode contrainte base (MCB), un ensemble d'images candidates est généré sur la

base de l'image précédente. L'image actuelle réelle est considérée comme une combinaison linéaire de ces images. Dans la deuxième méthode, à savoir la méthode de l'estimation de mouvement (EM), la distribution de permittivité est calculée seulement au niveau des éléments dans lesquels on prévoit un changement de permittivité. Pour démontrer la validité de ces algorithmes pour l'imagerie en temps réel des objets en mouvement, des expériences effectuées sur des données synthétiques et réelles sont présentées dans ce chapitre.

## **6.2 Algorithmes de reconstruction d'image pour les objets en mouvement**

Nous supposons un scénario réaliste que la séquence des images 2D obtenues dans une section donnée d'électrodes présente des petites variations dans la forme des objets internes. En outre, nous supposons que chaque objet interne évolue en fonction de l'une des possibilités suivantes: un zoom (où l'objet devient plus grand ou plus petit), une rotation, ou restent inchangé. De plus, on suppose que la distribution de permittivité est connue à l'instant initial  $t = 0$ .

### **6.2.1 Premier algorithme proposé: Méthode contrainte base (MCB)**

La méthode contrainte base (MCB) suppose que l'image réelle puisse être approchée par une combinaison linéaire de certaines images de base candidates. Ces images sont choisies comme étant les vecteurs propres principaux d'un ensemble d'images prévisibles. Dans notre cas, ces images candidates sont extraites sur la base de la corrélation existante entre les trames consécutives.

Par conséquent, et relativement à l'image précédente, la distribution de la permittivité dans l'image actuelle est supposée être restée inchangée ou présente l'une des changements suivants: zoom (avant ou arrière), rotation (sens horaire ou anti-horaire), translation (vers le haut, le bas, la droite ou la gauche). Ainsi, pour un dispositif de TCE contenant  $n$  objets internes où chaque objet subit  $q$  mouvements possibles, nous avons  $q^n$  distributions de permittivité possibles.

Soit  $\hat{\varepsilon} = \{\varepsilon_i, 1 \leq i \leq q^n\}$  l'ensemble de toutes les distributions possibles de permittivité.

Dans la méthode MCB proposée, on doit estimer la matrice de corrélation entre les différents éléments de l'ensemble  $\hat{\varepsilon}$  qui est déterminée selon l'équation suivante

$$G = \sum_{i=1}^{q^n} \xi_i \varepsilon_i \varepsilon_i^T, \quad (6.1)$$

où  $\xi_i$  est la probabilité d'obtenir l'image actuelle  $\varepsilon_i$  en se basant sur l'image précédente,  $n$  est le nombre d'objets internes en mouvement et  $q$  est le nombre de mouvements possibles des objets internes. Ainsi, nous avons

$$\sum_{i=1}^{q^n} \xi_i = 1 \quad (6.2)$$

Dans notre cas, nous supposons une probabilité uniforme, c.à.d  $\xi_i = 1/q^n$  pour toute  $i$ ,  $1 \leq i \leq q^n$ . Soit  $\{\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_p\}$ ,  $p \ll q^n$  les  $p$  grandes valeurs propres de la matrice de corrélation  $G$  et  $\{\nu_1, \nu_2 \dots \nu_p\}$  leurs vecteurs propres normalisés correspondants. La distribution de permittivité à l'instant actuel est estimée comme étant une combinaison linéaire des  $p$  valeurs propres principales de la matrice de corrélation  $G$ , soit

$$\varepsilon(t) = \sum_{j=1}^p \beta_j \nu_j \quad (6.3)$$

L'équation (6.3) peut être réécrite sous la forme matricielle suivante

$$\varepsilon(t) = VB \quad (6.4)$$

où  $B = (\beta_1, \beta_2 \dots \beta_p)^T \in \mathbb{R}^p$  est un vecteur contenant les paramètres qui seront reconstitués, à savoir les coefficients de la combinaison linéaire (6.3), et  $V = (\nu_1, \nu_2 \dots \nu_p)^T \in \mathbb{R}^{n_e \times p}$  est une matrice contenant dans ses colonnes les vecteurs propres normalisés correspondant au  $p$  grandes valeurs propres de la matrice de corrélation  $G$  ( $n_e$  est le nombre d'éléments dans le maillage et  $p$  est le nombre de valeurs propres principales de la matrice de corrélation  $G$ ).

Pour obtenir le vecteur  $B$ , le problème d'optimisation suivant est résolu

$$B = \arg \min_B \left[ (F(B) - C)^T (F(B) - C) \right] \quad (6.5)$$

où  $C \in \mathbb{R}^m$  est un vecteur contenant les mesures de capacités entre les électrodes et  $F(B) = F(\varepsilon)|_{\varepsilon=VB}$  sont les capacités calculées pour la distribution de permittivité  $\varepsilon=VB$  en résolvant le problème directe. Le problème qu'on cherche à résoudre est alors de trouver la combinaison linéaire d'images de base en utilisant les valeurs propres principales de la matrice de corrélation de telle sorte que l'écart entre les capacités mesurées et calculées soit minimal.

Nous résolvons le problème d'optimisation (6.5) de manière itérative en utilisant l'algorithme de GN. La formule itérative de GN est donnée dans notre cas par :

$$B_{i+1} = B_i + \left( (J_i V)^T (J_i V) \right)^{-1} (J_i V)^T (C - F(B_i)) \quad (6.6)$$

où  $i$  est l'indice des itérations,  $J_i = \frac{\partial F}{\partial \varepsilon} \Big|_{\varepsilon=VB}$  et  $B_i \in \mathbb{R}^p$ .

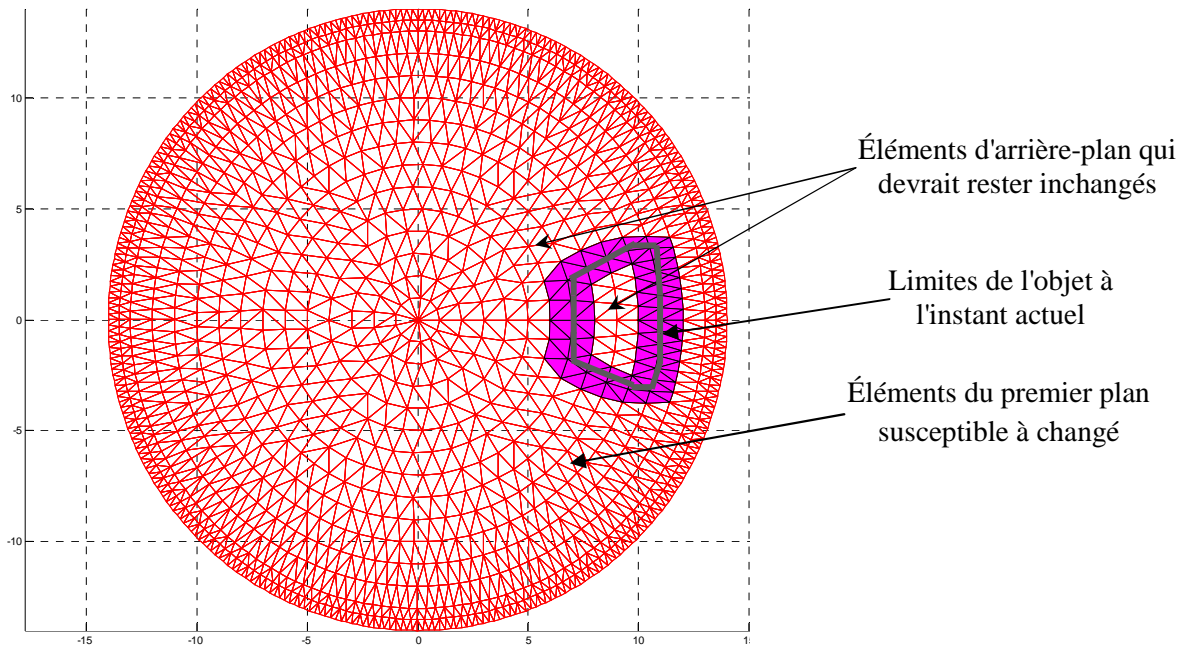
Notant que le nombre de paramètres à reconstruire (le nombre des inconnues) est significativement réduit ( $p$  au lieu de  $n_e$ ). Par conséquent, le problème inverse devient beaucoup plus stable et donc on n'a pas besoin de régulariser le problème inverse.

## 6.2.2 Deuxième algorithme proposé: Algorithme basée sur l'estimation de mouvement

Dans de nombreuses applications industrielles, l'acquisition des données dans un système de TCE est généralement plus rapide que les changements qui s'effectuent dans le milieu. Ainsi, dans le cas du second algorithme proposé nous supposons que les formes des objets se déplaçant à l'intérieur du tuyau présentent de petits changements entre deux images consécutives. Chaque objet est censé d'avoir une combinaison d'un petit zoom, une petite translation (dans les quatre directions) et une petite rotation avec seulement quelques éléments du maillage. Ainsi, seulement

les éléments du maillage proches des bords des objets internes sont censés à présenter des changements de permittivité, tandis que les autres éléments de la maille sont supposés rester inchangés.

La Figure 6.1 montre un exemple de répartition de permittivité et les éléments correspondants qui sont candidats à changer dans l'image suivante. Ainsi, comme le montre cette Figure, c'est la permittivité autour des éléments de frontière (les éléments colorés dans la Figure 6.1) qui seront affectés au prochain instant  $t^+$ . Pour cela, il faut effectuer d'abord un algorithme de détection de bord pour chaque séquence d'images en calculant le gradient entre les éléments voisins. Un élément de la maille appartient à une limite d'objet si le gradient entre sa permittivité et la permittivité de ses éléments voisins est supérieure à un seuil prédéfini. En outre, puisque le changement de permittivité est considéré faible entre deux instant, la relation entre les capacités inter-électrodes et la distribution de permittivité peut être approximée comme suit:



**Figure 6.1:** Scénarios possibles de mouvements d'un objet à l'instant suivant.

$$\Delta C = J_F(\varepsilon^-) \Delta \varepsilon \quad (6.7)$$



où  $\Delta C = C - C^-$ ,  $\Delta \varepsilon = \varepsilon - \varepsilon^-$ ,  $C$  est le vecteur contenant les capacités entre les électrodes correspondant à la distribution de permittivité  $\varepsilon$  à l'instant actuel  $t$ ,  $C^-$  est le vecteur contenant les capacités entre les électrodes correspondant à la distribution de permittivité  $\varepsilon^-$  à l'instant précédent  $t^-$  et  $J_F(\varepsilon) = dF(\varepsilon)/d\varepsilon$  est la matrice Jacobéenne.

Ainsi, le problème TCE inverse peut être simplifié comme suit:

$$\Delta \varepsilon = \arg \min_{\Delta \varepsilon} \left[ (J_F(\varepsilon) \Delta \varepsilon - \Delta C)^T (J_F(\varepsilon) \Delta \varepsilon - \Delta C) + \alpha (R \Delta \varepsilon)^T (R \Delta \varepsilon) \right] \quad (6.8)$$

Connaissant  $\Delta C$  (obtenu à partir des mesures) et l'image  $\varepsilon^-$  obtenue à l'instant précédent  $t^-$ , on peut en déduire l'image actuelle  $\varepsilon$  en résolvant le problème d'optimisation (6.8).

Soit  $S = \{k_1, k_2 \dots k_l\}$ , où  $S \subset \{1, 2 \dots n_e\}$  l'ensemble des indices où la permittivité est censée de changer. Puisque la permittivité des autres éléments est supposée être inchangée alors  $\Delta \varepsilon^{(i)} = 0$  pour  $i \notin S$ . Par conséquent et pour rendre le problème inverse moins sous-déterminé et aussi pour accélérer le processus de reconstruction d'image, seuls les permittivités des éléments d'intérêt seront affecté.

Alors nous avons

$$J_F(\varepsilon) \Delta \varepsilon = J_s(\varepsilon) \Delta \varepsilon_s \quad (6.9)$$

$\Delta \varepsilon_s$  est un vecteur colonne de dimension  $l$  ( $l$  est le nombre d'éléments dans le maillage à éléments finis qui sont censés à être modifiés au cours du mouvement des objets internes). Il est donné par

$$\Delta \varepsilon_s^{(i)} = \Delta \varepsilon^{(k_i)}, \quad i = 1, 2 \dots l \quad (6.10)$$

où  $\Delta \varepsilon_s^{(i)}$  est le  $i^{\text{ème}}$  élément du vecteur  $\Delta \varepsilon_s$  et  $\Delta \varepsilon_s^{(k_i)} = 0$  est l'élément  $k_i$  du vecteur  $\Delta \varepsilon$ .  $J_s(\varepsilon)$  est une matrice de dimension  $m \times l$  définie comme suit :

$$J_s^{(j,i)}(\varepsilon) = J_F^{(j,k_i)}(\varepsilon), \quad j = 1, 2 \dots m, \quad \text{et} \quad i = 1, 2 \dots l \quad (6.11)$$

où  $J_s^{(j,i)}(\varepsilon)$  est l'élément de la  $j^{\text{ème}}$  ligne et la  $i^{\text{ème}}$  colonne de la matrice  $J_s(\varepsilon)$ .  $J_F^{(j,k_i)}(\varepsilon)$  est l'élément correspondant à la ligne  $j$  et la colonne  $k_i$  de la matrice  $J_F(\varepsilon)$ .

Nous avons également

$$R\Delta\mathcal{E} = R_s\Delta\mathcal{E}_s \quad (6.12)$$

où

$$R_s^{(j,i)} = R^{(j,k_i)}, j = 1, 2, \dots, m, \text{ et } i = 1, 2, \dots, l \quad (6.13)$$

Par conséquent, le problème d'optimisation (6.8) peut être réduit à la forme suivante

$$\Delta\mathcal{E}_s = \arg \min_{\Delta\mathcal{E}_s} \left[ (J_s(\mathcal{E})\Delta\mathcal{E}_s - \Delta C)^T (J_s(\mathcal{E})\Delta\mathcal{E}_s - \Delta C) + \alpha (R_s\Delta\mathcal{E}_s)^T (R_s\Delta\mathcal{E}_s) \right] \quad (6.14)$$

Pour obtenir la solution du problème d'optimisation quadratique (6.14), nous calculons le gradient de la fonction objective et en le mettant égal à zéro.

Ceci est équivalent à résoudre l'équation suivante

$$(J_s^T J_s + \alpha R_s^T R_s) \Delta\mathcal{E}_s = J_s^T \Delta C \quad (6.15)$$

La solution de (6.15) est alors

$$\Delta\mathcal{E}_s = (J_s^T J_s + \alpha R_s^T R_s)^{-1} J_s^T \Delta C \quad (6.16)$$

La matrice  $(J_s^T J_s + \alpha R_s^T R_s)$  est inversible puisque  $\alpha > 0$ .

L'équation (6.16) est la formule itérative qui permet de calculer la distribution de permittivité des éléments qui devraient changer.

### 6.3 Résultats des simulations et discussions

La validité des algorithmes proposés est démontrée à l'aide de données synthétiques et réelles obtenues en utilisant un système TCE. Nous considérons un système TCE avec  $N = 8$  électrodes. Ces électrodes sont uniformément placées autour d'une section d'un canal et prennent 75% de la circonférence. En excitant à la fois une électrode et en mesurant les charges induites dans toutes les autres électrodes, on obtient  $M = N(N-1)/2 = 28$  valeurs indépendantes de capacités mutuelles. La qualité des images reconstruites peut être améliorée en augmentant le nombre des électrodes de détection. D'autre part, un plus grand nombre d'électrodes va rendre les circuits de mesure plus complexes et plus coûteux. Les résultats correspondants à deux changements de permittivité typiques sont présentés. Les capacités inter-électrodes pour chaque distribution de permittivité ont été calculées en utilisant la méthode des éléments finis. Le problème direct et les

algorithmes de reconstruction ont été implémentés sous Matlab sur un PC avec un processeur Core 2 Duo 2,8 GHz et 1,9 Go de RAM. Les capacités entre électrodes pour les fantômes simulés ont été calculées à l'aide d'un maillage avec 2542 éléments triangulaires. Les problèmes inverses ont été résolus sur des maillages de 1540 éléments, et ceux-ci diffèrent du modèle de simulation afin d'éviter le crime inverse [106], [107]. La zone non homogène (c'est à dire les objets en mouvement) a été affectée par une valeur de permittivité de 1.8, tandis que la région d'arrière-plan a une valeur de permittivité égale à 1. Les deux algorithmes proposés seront comparés avec l'algorithme GN qui est un algorithme de reconstruction non-temporel.

Notant que ces algorithmes sont applicables pour des objets en mouvement de toutes formes et sont adaptés pour les flux multiphasiques non mélangés tels que les flux annulaires et stratifiés. Cependant, ils échouent dans le cas où de nouvelles inclusions apparaissent à l'intérieur du canal ou si les fluides se mélangent.

### 6.3.1 Résultats de simulation sur deux images de synthèse et discussions

Les Figures (6.2a) et (6.3a) montrent les deux scénarios dynamiques. Le premier se compose d'un objet circulaire présentant une extension au cours du temps. Le second présente un objet en mouvement de rotation. Dans l'algorithme basé sur l'estimation du mouvement, nous avons calculé la matrice de régularisation  $R$  en utilisant une approximation de Laplace discrète. Le paramètre de régularisation  $\alpha$  a été réglé et choisi de telle sorte qu'il donne de bonnes images reconstruites.  $\alpha=10^{-7}$  a donné des images acceptables. Dans la trame suivante  $i+1$  Chaque élément non homogène de la maille est supposé être fixé ou subir un décalage à l'un des éléments voisins. Dans la MCB, nous avons construit la matrice de corrélation  $C_e$  pour chaque image en utilisant les neuf distributions de permittivité prévisibles ( $q=9$  et  $n=1$  dans (6.1)). La distribution de la permittivité est estimée comme étant une combinaison linéaire des trois valeurs propres principales ( $p=3$ ) de la matrice de corrélation.

Le tableau 6.1 montre le temps écoulé pendant le processus de reconstruction de chaque image pour les deux scénarios en utilisant les deux algorithmes de reconstructions dynamiques proposés et l'algorithme GN. Notant que le temps de calcul exprimé dans le tableau pour l'algorithme GN et la MCB sont pour une seule itération. Comme on peut le voir dans le tableau,

l'algorithme non-temporel de GN consomme beaucoup plus de temps par rapport à la BCM et la méthode d'estimation du mouvement. Aussi la MCB était significativement plus lente que la méthode EM. C'est parce que cette technique de reconstruction dynamique est effectuée uniquement avec inversion de matrices simples, des additions et des multiplications (voir (6.16)). Ceci n'est pas le cas pour la méthode GN où le problème direct est résolu en utilisant la méthode des éléments finis ou encore la MCB où la matrice de corrélation  $G$  et ses  $p$  valeurs propres principales devrait être calculées.

Nous pouvons également voir que dans la méthode à base de l'estimation du mouvement le temps de calcul nécessaire pour la reconstruction de la 1<sup>ère</sup> séquence de l'objet en extension augmente d'une image à la suivante. Ceci est dû à l'augmentation du nombre des éléments qui devrait présenter des changements (les éléments proches des limites de l'objet) quand l'objet devient plus grand. Dans le cas extrême, le nombre des éléments qui doivent être affectés sera le nombre de l'ensemble des éléments du maillage (qui est le cas de la méthode GN).

La séquence des images reconstruites obtenues pour l'objet circulaire en utilisant respectivement la méthode EM et la MCB (résolue avec un algorithme de GN à trois itérations) est indiquée dans la Figure (6.2b) et (6.2d). Pour améliorer encore la précision des résultats, une tâche de post-traitement est effectuée sur les images obtenues. C'est un opérateur de seuillage  $P$  défini (pour une distribution à deux phases) comme suit:

$$P[\varepsilon(i)] = \begin{cases} \varepsilon_{\max} & \text{si } \varepsilon(i) \geq \frac{\varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}}{2} \\ \varepsilon_{\min} & \text{si } \varepsilon(i) < \frac{\varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}}{2} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n_E, \quad (6.17)$$

où  $\varepsilon(i)$  est la permittivité de l'élément  $i$  du maillage,  $\varepsilon_{\max}$  et  $\varepsilon_{\min}$  sont respectivement la permittivité supérieure et inférieure des matériaux. Les images numériques réelles sont présentées dans les Figures 6.2c et 6.2e. Le cercle blanc indique la taille réelle de l'objet. On peut clairement voir que les images ont été correctement restaurées après le seuil  $P$  en utilisant les deux méthodes de reconstruction temporelles proposées.

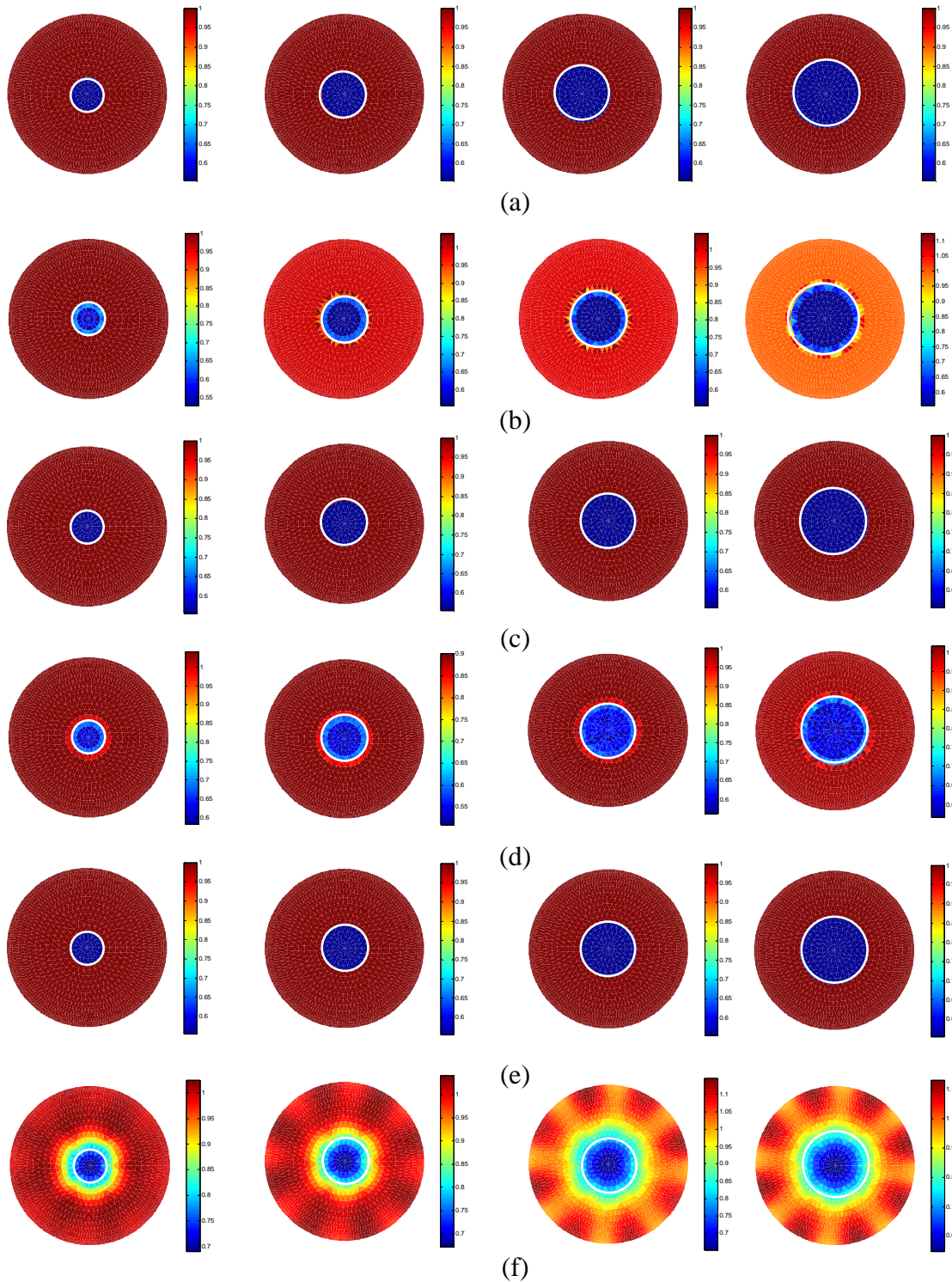
La même séquence d'images a été reconstruite avec un algorithme GN à 3 itérations (Figure 6.2f). En plus de l'augmentation de la vitesse de calcul, les images obtenues par les méthodes proposées sont nettement meilleurs que celles obtenues par la méthode non-temporelle

de GN. Notant que les images de GN présentées dans la Figure 6.2f ont été obtenues avec un paramètre de régularisation  $\alpha = 5 \times 10^{-4}$ .

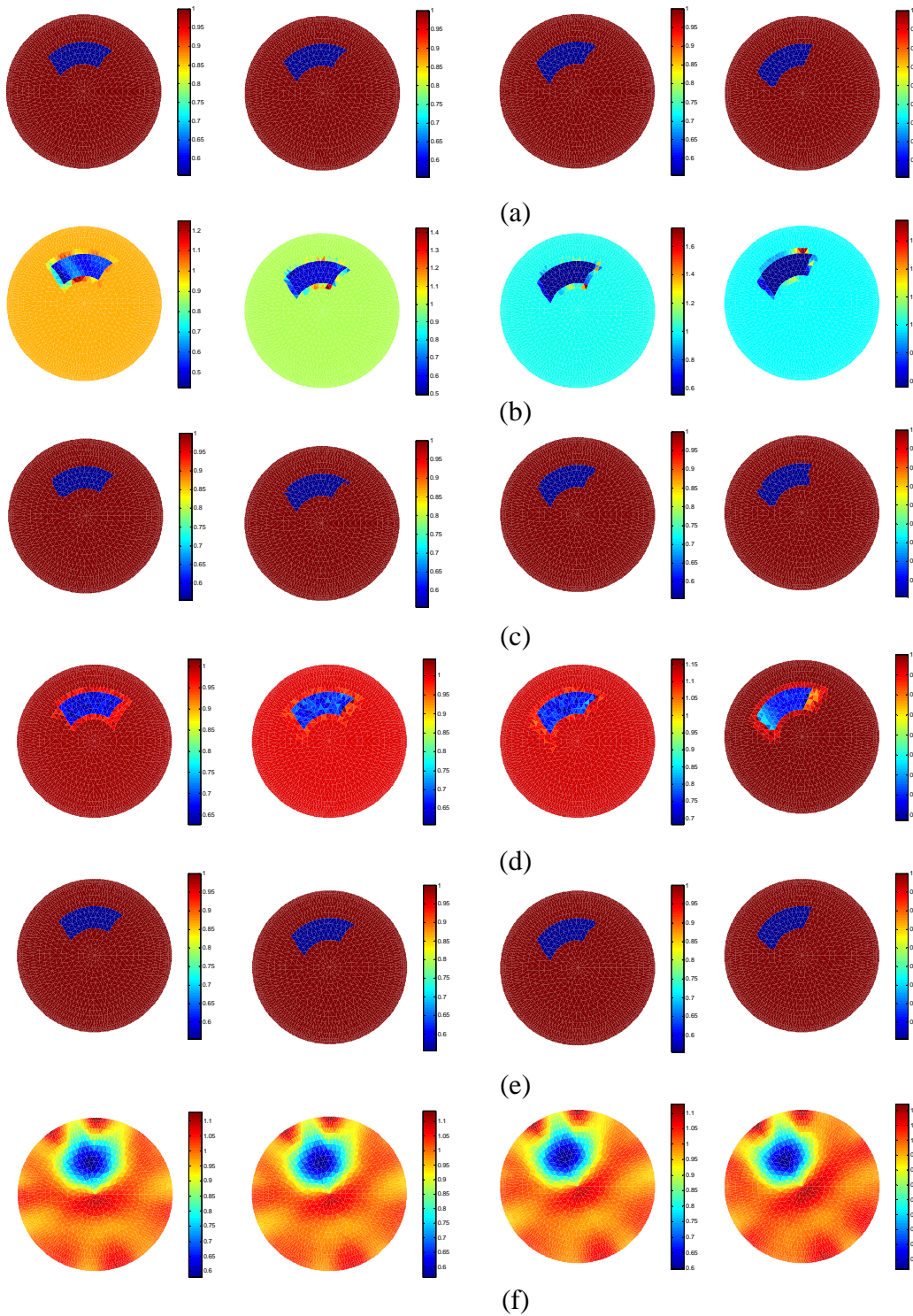
Comme nous l'avons mentionné dans la section précédente, la régularisation est nécessaire pour stabiliser la solution du problème TCE inverse mal posé. Elle agit comme une connaissance préalable sur la répartition de la permittivité dans la zone d'exposition. Le paramètre de régularisation  $\alpha$  est utilisé pour contrôler le taux de régularisation. Les valeurs élevées de  $\alpha$  conduisent à plus de lissage dans les images puisque les sauts dans les permittivités sont fortement pénalisés. Tandis que les faibles valeurs du paramètre de régularisation conduisent à des images très bruitées et instables. Ainsi, par rapport à la méthode GN, le paramètre de régularisation nécessaire pour la méthode d'estimation du mouvement est beaucoup plus petit. C'est parce que le nombre d'inconnus qui doivent être calculés à partir de quelques capacités aux limites est beaucoup plus important dans le cas de l'algorithme de GN (Le nombre d'inconnus dans ce cas est le nombre d'éléments du maillage) que dans le cas de l'algorithme basé sur l'estimation du mouvement où seulement quelques éléments sont censés à changer de valeurs.

Ainsi la méthode basée sur l'estimation du mouvement est plus stable. En outre, étant donné que seulement trois paramètres doivent être calculés dans la MCB, aucune régularisation n'est nécessaire.

La supériorité de la méthode temporelle est plus claire dans le cas de l'objet en rotation comme le montre la Figure 6.3. Avec l'algorithme basé sur l'estimation du mouvement, très peu de pixels ont été perdus après le seuillage  $P$  et les images sont parfaitement restaurées avec la MCB. D'autre part, les images obtenues en utilisant l'algorithme GN sont beaucoup plus floues et les formes réelles des objets internes sont perdues.



**Figure 6.2:** Les résultats de reconstruction d'image d'un objet en mouvement circulaire (en extension) (a) séquence de distribution réelle de permittivité, (b) images reconstruites en utilisant la méthode EM, (c) seuillage de (b), (d) images reconstruites en utilisant la MCB, (e) seuillage de (d) et (f) images reconstruites en utilisant l'algorithme de GN.



**Figure 6.3:** Les résultats de reconstruction d'image d'un objet en mouvement de rotation (a) séquence de distribution réelle de permittivité, (b) images reconstruites en utilisant la méthode EM, (c) seuillage de (b), (d) images reconstruites en utilisant la MCB, (e) seuillage de (d) et (f) images reconstruites en utilisant l'algorithme de GN.



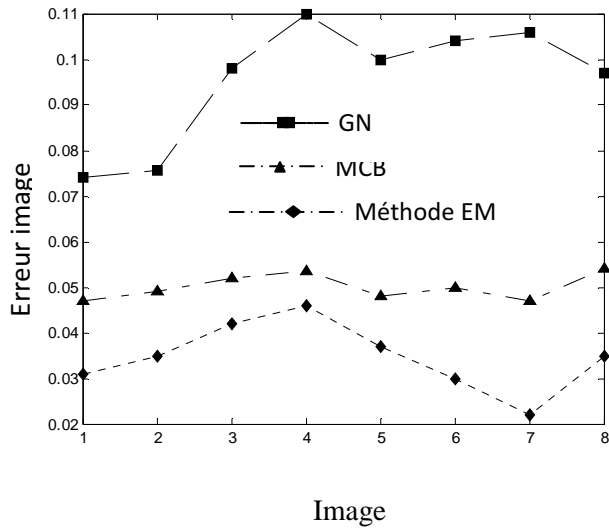
### 6.3.2 Résultats de simulation après l'ajout de jusqu'à 7% de bruit et discussions

Afin d'évaluer la robustesse contre les bruits de mesures pour les deux algorithmes de reconstruction proposés, un bruit allant jusqu'à 7% a été ajouté aux capacités entre les électrodes générées pour les fantômes montrés dans les Figures (6.2a) et (6.3a). Il s'agissait d'un bruit Gaussien aléatoire où son pourcentage est calculé par rapport à la moyenne des capacités inter-électrodes.

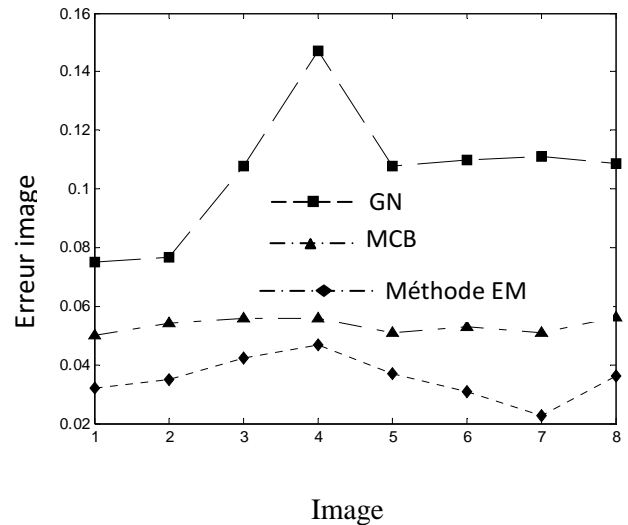
La méthode à base de l'estimation du mouvement, la MCB ainsi que l'algorithme de reconstruction GN ont tous été testés en utilisant les données bruyantes de capacité. Quatre niveaux de bruit 0%, 1,5%, 3% et 7% ont été ajoutés aux valeurs de capacités de chaque image. Nous avons calculé les erreurs relatives entre les images réelles et les images reconstruites pour tous ces niveaux de bruit.

La Figure 6.4 montre les erreurs obtenues avec les quatre niveaux de bruit à l'aide de l'algorithme EM, MCB et celui de GN pour chaque trame. Les quatre premières trames (ou images) de la Figure correspondent aux erreurs de l'objet circulaire en mouvement (Figure 6.2a) et les quatre derniers sont les erreurs de l'objet en rotation (Figure 6.3a). Comme on peut le voir dans la Figure 6.4, la qualité des images obtenue par la MCB et celles basées sur l'algorithme EM est nettement supérieur à celles basées sur l'algorithme GN et ceci pour tous les niveaux de bruit. En outre, la différence entre les erreurs obtenues dans le cas des méthodes temporelles proposées et les erreurs de GN devient plus élevée pour les niveaux de bruit élevés. Cela démontre la stabilité et la robustesse des algorithmes proposés contre les bruits de mesure par rapport à l'algorithme non-temporel de GN. Cette stabilité est une conséquence de la réduction du nombre d'inconnus. Notant que les données de capacité inter-électrodes ont été générées en utilisant le même maillage éléments finis pour tous les fantômes. Le paramètre de régularisation pour chaque reconstruction est  $\alpha = 10^{-7}$  pour la méthode temporelle et  $\alpha = 5 \times 10^{-4}$  pour la méthode non-temporelle de GN.

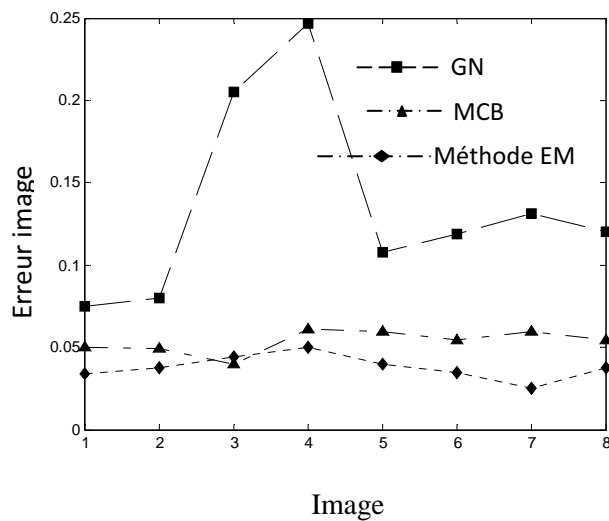




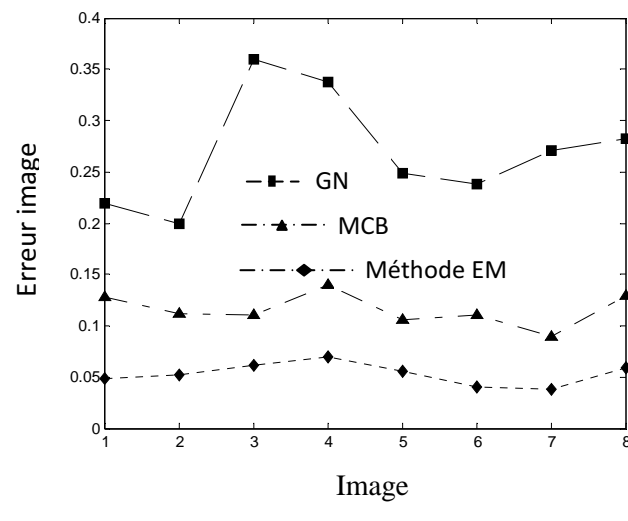
(a)



(b)



(c)



(d)

**Figure 6.4:** Erreurs relatives d'image en utilisant l'approche EM (losange), la MCB (triangle), et la méthode de GN (carré) (a) pas de bruit, (b) 1.5% de bruit, (c) 3% de bruit, et (d) 7% de bruit.

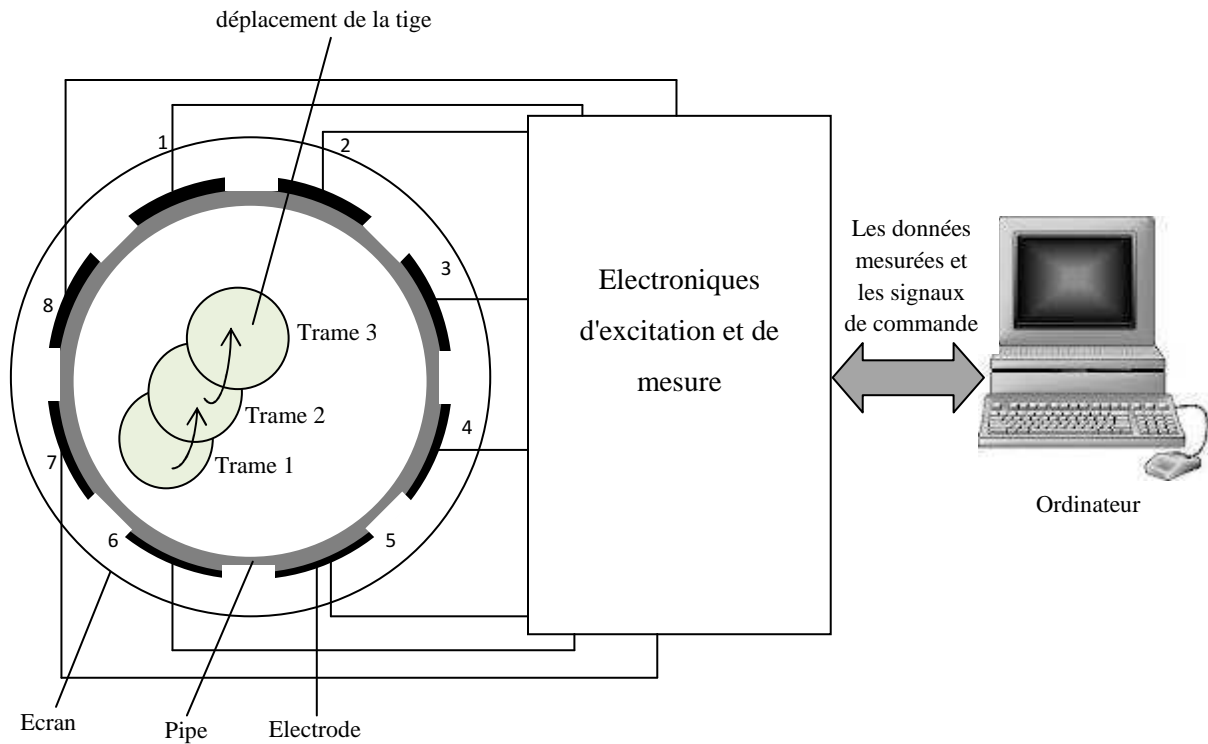
### 6.3.3 Résultats expérimentaux avec des données réelles et discussions

L'efficacité de la technique de reconstruction basée sur l'estimation du mouvement a été également testée à l'aide de véritables données expérimentales. Dans l'une de ces expériences, une tige circulaire en plastique avec un diamètre de 1.2 cm et permittivité de 1.8 a été insérée à l'intérieur d'un canal de 10 cm de diamètre. Six positions différentes de la tige sont considérées et

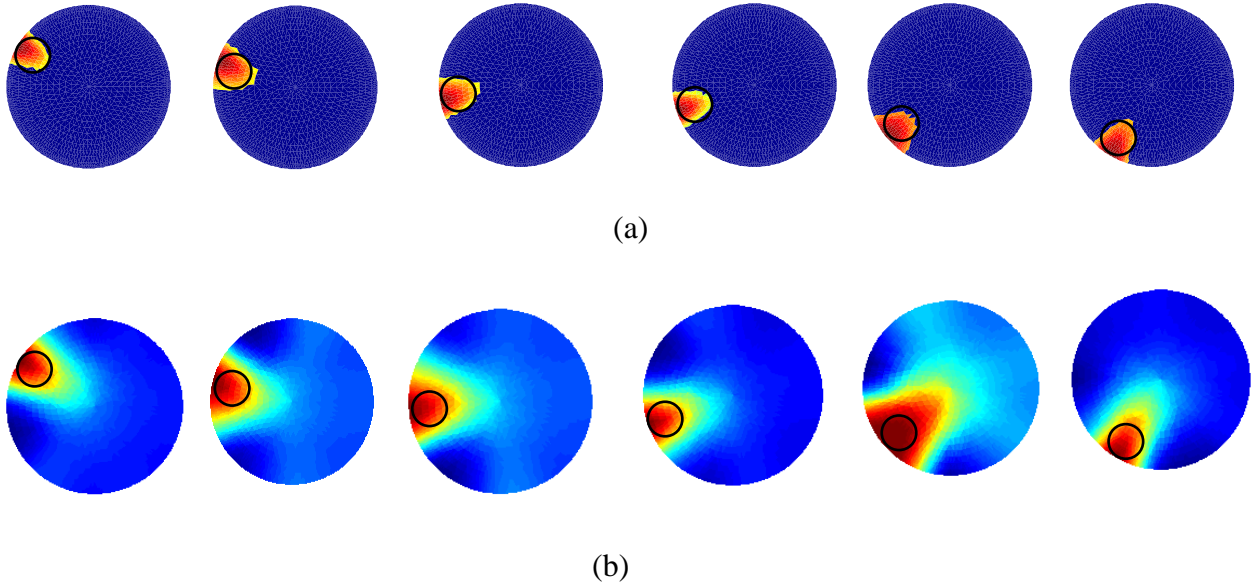
leur ensemble de données TCE correspondant a été mesuré au cours du mouvement de la tige. Le système TCE se compose de huit électrodes de détection uniformément répartis sur la périphérie du canal (voir Figure 6.5). Le système de mesure pour chaque image est décrit comme suit. Tout d'abord, un potentiel électrique de 1V est appliqué à l'électrode marqué 1 dans la Figure 6.5 et les charges résultantes sont mesurées dans les autres électrodes (les électrodes 2, 3 ... 8), qui sont mises à la terre. Par conséquent, nous obtenons 7 mesures de capacité. Ensuite, l'électrode marquée 2 dans la Figure 6.5 est excitée et toutes les autres électrodes, à l'exception de l'électrode 1 sont mises à la terre et utilisées pour la détection donnant ainsi 6 mesures de capacité. Ce processus d'excitation-détection continu jusqu'à ce que toutes les combinaisons possibles sont faites (c'est à dire lorsque la dernière mesure entre les électrodes 7 et 8 est faite). Ainsi, 28 mesures indépendantes de capacité sont collectées pour chaque trame (ou image). Pour cette expérience, le temps entre deux excitations est de l'ordre de 0.24 ms. Il est prévu que le temps d'acquisition sera considérablement réduit avec le développement du hardware des systèmes TCE [148]. On suppose ici que le mouvement de la tige est négligeable lors de l'acquisition des données correspondantes à deux images consécutives. Pour la reconstruction des images, la zone d'imagerie a été discrétisée en 1895 éléments triangulaires linéaires. Les images reconstruites par l'algorithme EM et celui de GN sont représentées dans la Figure 6.6 où l'emplacement réel de l'objet est représenté par un cercle. Comme on peut le voir, la séquence d'images obtenues par l'algorithme de GN sont plus floues que celles reconstruites en utilisant la méthode proposée EM. De plus, la moyenne du temps écoulé pour chaque trame est de 0.016 sec pour l'algorithme EM et 0.09 sec en utilisant un algorithme GN à une seule itération. Ces valeurs sont obtenues pour une implémentation du code sous Matlab. Un code en langage C a été généré et optimisé afin d'évaluer l'applicabilité en pratique de la méthode EM pour suivre en temps réel le mouvement des objets internes. Le temps de calcul nécessaire pour reconstituer chaque image de l'objet en rotation a donc été enregistré. Les résultats obtenus ont montrés que le temps moyen écoulé pour chaque image de l'objet en rotation est 0.0057 sec pour l'algorithme EM, alors que l'algorithme GN nécessite 0,0294 sec en moyenne et la MCB 0,0185 sec. Par conséquent, la méthode EM est la plus appropriée pour les applications nécessitant une reconstruction TCE rapide et en temps réel des objets mobiles. Cette méthode permet d'obtenir aussi les résultats les plus précis.

**Tableau 6.1:** Comparaison du temps écoulé (en seconde) pour les deux algorithmes de reconstruction dynamique proposés et l'algorithme GN.

		1 <sup>ère</sup> trame	2 <sup>ème</sup> trame	3 <sup>ème</sup> trame	4 <sup>ème</sup> trame
1 <sup>ère</sup> séquence (objet en extension)	EM	0.014518	0.014851	0.015622	0.015835
	1 <sup>ère</sup> iteration MCB	0.046835	0.047138	0.046703	0.047514
	1 <sup>ère</sup> iteration GN	0.084581	0.082793	0.082863	0.083285
2 <sup>ème</sup> séquence (objet en rotation)	EM	0.016137	0.015813	0.015790	0.016047
	1 <sup>ère</sup> iteration MCB	0.048236	0.046519	0.045783	0.047328
	1 <sup>ère</sup> iteration GN	0.083636	0.085621	0.085136	0.084721



**Figure 6.5:** Une représentation schématique de l'installation TCE utilisée dans l'expérience.



**Figure 6.6:** Résultats de reconstruction en utilisant les données de TCE. (a) la méthode de reconstruction temporelle et (b) l’algorithme de GN.

## 6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, deux nouvelles méthodes de reconstruction d'image dynamique TCE sont proposées. Ces méthodes prennent l'avantage de la haute résolution temporelle et la vitesse d'acquisition croissante dans les systèmes TCE pour accélérer le processus de reconstruction et améliorer la résolution spatiale des images obtenues. La première méthode proposée (MCB) nécessite un effort de calcul relativement élevé par rapport à l'autre technique basé sur l'estimation du mouvement. Ceci empêche son application dans les processus industriels où la reconstruction en temps réel est nécessaire. Il a été démontré, à travers des données synthétiques et réelles que la méthode EM proposée est meilleure que la méthode non-temporelle de GN en termes de vitesse, de résolution spatiale, de stabilité et de sensibilité au bruit.

# Conclusions

La tomographie pour les processus de flux se réfère à des méthodes dont les caractéristiques internes d'un domaine fermé sont obtenues seulement à partir des mesures sur les limites ou en dehors de ce domaine. Les techniques de TE sont susceptibles à être largement appliquées pour la visualisation des écoulements multiphasiques en raison de leurs avantages tels que la grande résolution temporelle, le faible coût, la sécurité, la portabilité et la robustesse. D'autre part, la reconstruction d'images dans un système de TE est un problème très mal conditionné et donc les images obtenues sont floues et souffrent d'une résolution spatiale assez faible. En outre, l'utilisation d'une modalité d'imagerie tomographique unique n'est pas suffisant en général.

Le but de cette thèse est l'amélioration des systèmes de tomographie pour l'imagerie des processus en termes de qualité d'image, de vitesse et de robustesse contre les erreurs et les bruits de mesure. Ceci est réalisé par une fusion de la tomographie avec des capteurs complémentaires usuels et en développant des techniques de reconstruction d'image appropriées.

Les objectifs de cette thèse sont obtenus comme suit:

- L'introduction d'une nouvelle méthode de reconstruction hiérarchique pour la TCE.

Cet algorithme reconstruit la distribution interne de l'écoulement en limitant progressivement les régions d'intérêt qui détiennent les phases non-homogènes. L'algorithme a deux avantages: la vitesse de reconstruction d'image est considérablement accélérée et la résolution spatiale des images reconstruites est améliorée. En outre, l'effet de lissage près des limites des différentes phases, causé par le terme de régularisation, est réduit.

- Introduction d'un système TCE avec des capteurs internes de pression et de température.

Les capteurs de pression et de température internes introduits au système TCE sont utilisés pour estimer la distribution de permittivité interne à certains points du processus. Le problème

inverse de l'ensemble du système est formulé comme un problème de moindre carré sous contrainte et un algorithme GNRC a été développé pour le résoudre. Une meilleure résolution spatiale a été réalisée par rapport à une modalité TCE unique.

- Fusion de la TRE avec des mesures ultrasonores.

Le système proposé combine la TRE avec des données de réflexion des ultrasons. Le dispositif est utilisé pour reconstruire la distribution de la conductivité électrique à l'intérieur d'un domaine fermé. Les données d'ultrasons sont utilisées pour déterminer l'emplacement de certains points de bord appartenant à la limite d'un objet cible. Une inversion TRE est réalisée à l'aide de ces données en plus des tensions inter-électrodes. La nouvelle méthode est une tentative de maintenir les avantages les plus importants de la TRE et de l'imagerie à base des ultrasons tout en réduisant leurs inconvénients. Cette technique hybride est comparée avec une TRE et une modalité de tomographie par ultrasons unique. La méthode proposée permet une amélioration significative en termes de résolution spatiale et de détection des petits objets tels que les bulles de gaz. En outre, le temps de la reconstruction requis est comparable à une reconstruction TRE.

- Fusion de la TIM avec des capteurs infrarouges surfaciques.

Le dispositif proposé est non invasif et non intrusif. Le problème inverse du système proposé est également formulé comme un problème d'optimisation avec contraintes et il est résolu en utilisant un algorithme de Landweber avec contrainte. Les capteurs infrarouges sont utilisés pour déduire les fractions arrière/premier plan de la distribution de conductivité dans certaines régions du processus. Par rapport à un dispositif de TIM unique, le système proposé et son algorithme de reconstruction d'image montre de petites erreurs de position, une meilleure déformation de forme et une meilleure résolution spatiale.

- Développement de deux méthodes temporelles pour la reconstruction des images de tomographie.

Ces techniques exploitent la corrélation temporelle existante entre deux images consécutives et l'utilisent pour accélérer le processus de reconstruction et améliorer la qualité des images. La première méthode proposée (la MCB) nécessite un effort de calcul relativement plus

élevé. Cela limite son application pour les processus de flux où une reconstruction en temps réel est nécessaire. La deuxième méthode proposée est une technique basée sur l'estimation du mouvement. Nous avons montré que ces techniques pourraient surpasser les méthodes non temporelles en termes de vitesse de reconstruction, de stabilité de la solution et de sensibilité au bruit.

# Bibliographie

- [1] R. A. Williams, and M. S. Beck, *Process Tomography: Principles, Techniques and Applications*, Butterworth-Heinemann, Oxford, UK, 1995.
- [2] I. Ismail, J. C. Gamio, S. F. A. Bukhari, and W. Q. Yang, “Tomography for multi-phase flow measurement in oil industry,” *Flow Measurement & Instrumentation*, vol. 16, pp. 145–155, Apr-Jun. 2005.
- [3] J. Williams, “Status of Multiphase Flow Measurement Research,” presented at the SPE 69th Annual Technical Conference and Exhibition, SPE 28515, New Orleans, LA, U.S.A., 25-28 Sep. 1994.
- [4] R. Thorn, G. A. Johansen, and E. A. Hammer, “Recent developments in three-phase flow measurement”, *Flow Measurement & Instrumentation*, vol. 8, pp. 691-701, 1997.
- [5] G. Falcone, G. F. Hewitt, C. Alimonti, and G. O. Young, “Multiphase flow metering principle and applications,” *Developments in Petroleum Science*, vol. 54, chap. 2, pp. 19–31, 2009.
- [6] T. S. Whitaker, “A review of multiphase flowmeters and future development potential,” in *Proc. 6<sup>th</sup> Int. Conf. FLOMEKO*, Seoul, Korea, pp. 628–634, Oct. 2005.
- [7] C. H. Lo, Y. K. Wong, and A. B. Rad, “Intelligent system for process supervision and fault diagnostic in dynamic physical systems,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 53, pp. 581–592, Apr. 2006.
- [8] J. Chaoki, L. Larachi, and M. P. Dudoković, *Non-Invasive Monitoring of Multiphase Flows*, Amsterdam, The Netherlands: Elsevier, 2006.
- [9] T. S. Whitaker, “Multiphase flow measurements: Current and future developments”, *IEE Colloq. Advances in sensors for fluid flow measurement*, London, pp. 1/1 – 1/11, 1996.
- [10] M. Zamora, “An FPGA implementation of a digital Coriolis mass flow metering drive system,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, pp. 2820–2831, Jul. 2008.
- [11] D. D’Alessandro, “Application of microprocessor to fuel measurement system,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. IE-30, no. 2, pp. 164–170, May 1983.



- [12] M. Kawai, H. Miyagi, J. Nakano, and Y. Kondo, "Toyota's new microprocessor-based diesel engine control for passenger cars," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 32, no. 4, pp. 289-293, Nov. 1995.
- [13] P. K. Chande, "Ultrasonic flow velocity sensor based on picosecond timing system," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. IE-33, no. 2, pp. 162-165, May 1986.
- [14] J. W. Murdock, "Two phase flow measurement with orifices," *Trans. ASME, J. Basic Eng.*, vol. 84, pp. 419-433, Dec. 2006.
- [15] G. Yanfeng, Z. Jinwu, and S. Gang, "Measurement of two-phase flow rate based on slotted orifice couple and neural network ensemble," in *Proc. IEEE Int. Conf. Inf. Acquisition*, 2006, pp. 1037-1041.
- [16] V. R. Bom, M. C. Clarijs, C. W. E. van Eijk, Z. I. Kolar, J. Frieling, L. A. Scheers, and G. J. Miller, "Accuracy aspects in multiphase flow metering," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 48, pp. 2335-2339, Dec. 2001.
- [17] S. Gehrke and K.-E. Wirth, "Application of conventional- and dual-energy X-ray tomography in process engineering," *IEEE Sensors J.*, vol. 5, no. 2, pp. 183-187, Apr. 2005.
- [18] J. W. Povey, *Ultrasonic techniques for fluid characterization*. New York: Academic, 2005.
- [19] G. E. P. Box, W. G. Hunter, and J. S. Hunter, *Statistics for Experimenters*. New York: Wiley, 2004.
- [20] L. Sun, D. Chen, and G. Zheng, "Analysis of performance and capacitance sensitivity distributions of sensor for electrical capacitance tomography system," in *Proc. 6th WCICA*, vol. 1, pp. 4977-4981, 2006.
- [21] S. I. Al-Mously, and A. Y. Ahmed, "The use of a coaxial capacitor as a capacitance sensor for phase percentage determination in multiphase pipelines," in *Proc. 10th MELECON*, vol. 2, pp. 742-745, 2000.
- [22] D. Farch, and J. Agar, "Apparatus and method for measuring two- or three-phase fluid flow utilizing one or more momentum flow meters and a volumetric flow meter," U.S. Patent 5 461 930, Sep. 3, 1996.
- [23] K. Busaidi, and H. Bhaskaran, "Multiphase flow meters: Experience and assessment in PDO," *SPE Annual technical conference, Denver Colorado, USA*, 5-8 Oct., 2003.

- [24] N. H. Abel, *J. Reine Agnew. Math.* 1, pp. 311–389, 1826.
- [25] J. Radon, *Ber. Saechs. Akad. Wiss.* 69, pp. 262–278, 1917.
- [26] T. Dyakowski, L. F. C. Jeanmeure, and A. J. Jaworski, “Applications of electrical tomography for gas–solids and liquid–solids flows-a review,” *Powder Technology*, vol. 112, pp. 174–192, 2000.
- [27] A. Plaskowski, M. S. Beck, R. Thorn, and T. Dyakowski, *Imaging Industrial Flows*, IOP Publishing, Bristol, 1995.
- [28] J. L. Prince, and J. M. Links, *Medical Imaging Signals and Systems*. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, Inc., 2006.
- [29] A. Macovski, *Medical Imaging*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.
- [30] T. H. Newton, and D. G. Potts, eds., *Radiology of the Skull and Brain: Technical Aspects of Computed Tomography*. New York, NY: Mosby, chapter XVI, 1978.
- [31] F. Meng, N. Zhang, and W. Wang, “Virtual experimentation of beam hardening effect in x-ray CT measurement of multiphase flow,” *Powder Technology*, vol. 194, pp. 153–157, 2009.
- [32] Y. Wu, B. Cui, D. Li, H. I. Schlaberg, Z. Zheng, and X. Zhong, “Multiphase Flow Measurement by Dual Gamma Ray Tomography,” *AIP Conf. Proc.*, vol. 914, pp. 31-36.
- [33] C. Sætre, G. A. Johansen, S. A. Tjugum, “Tomographic multiphase flow measurement,” *Applied Radiation and Isotopes*, vol. 70, pp. 1080–1084, 2012.
- [34] J. Chaouki, F. Larachi, and M. P. Dudukovi, Noninvasive tomographic and velocimetric monitoring of multiphase flows, *Ind. Eng. Chem. Res.*, 36(11): 4476–4503, 1997.
- [35] D. M. Benton, and D. J. Parker, Non-medical applications of positron emission tomography, *Non-Invasive Monitoring of Multiphase Flows*, J. Chaouki, F. Larachi and M. P. Dudukovic (Editors), Elsevier Science, pp. 161-184, Chapter 5, 1996.
- [36] K. H. Hausser, and H. R. Kalbitzer, *NMR in Medicine and Biology*, Springer-Verlag, New York, 1<sup>st</sup> edition, 1991.
- [37] P. T. Callaghan, *Principles of Nuclear Magnetic Resonance Microscopy*, Clarendon Press, Oxford, 1991.
- [38] A. Caprihan, and E. Fukushima, *Phys. Report*, 198:195, 1990.

- [39] R. L. Powell, J. D. Seymour, M. J. McCarthy, and K. L. McCarthy, "Magnetic resonance imaging as a tool for rheological measurements," In Proc. of XII Intl. Cong. Rheol., Brussels, 1992.
- [40] A. E. Bulyshev, A. E. Souvorov, S. Y. Semenov, R. H. Svenson, A. G. Nazarov, Y. E. Sizov, and G. P. Tatsis, "Three-dimensional microwave tomography: Theory and computational experiments in scalar approximation," *Inverse Problems*, vol. 16, pp. 863–875, 2000.
- [41] A. E. Bulyshev, A. E. Souvorov, S. Y. Semenov, V. G. Posukh, and Y. E. Sizov, "Three-dimensional vector microwave tomography: theory and computational experiments," *Inverse Problems*, vol. 20, pp. 1239–1259, 2004.
- [42] S. Z. Muji et al., "optical tomography: a review on sensor array, projection arrangement and image reconstruction algorithm," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 7, pp. 3839-3856, Jul. 2011.
- [43] S. Ibrahim, *Measurement of Gas Bubbles in a Vertical Water Column Using Optical Tomography*, Ph.D. Thesis, Sheffield Hallam University, 2000.
- [44] P. Dugdale, R. G. Green, A. J. Hartley, R. G. Jackson, and J. Launduro, "Characterization of single bubbles by an optical tomography system," *European Concerted Action on Process Tomography*, 1994.
- [45] R. Abdul Rahim, R. G. Green, N. Horbury, F. J. Dickin, B. D. Naylor, and T. P. Pridmore, "Further development of a tomographic imaging system using optical fibers for pneumatic conveyers," *Measurement Science & Technology*, vol. 7, pp. 419-422, 1996.
- [46] R. Abdul Rahim, R. G. Green, N. Horbury, F. J. Dickin, B. D. Naylor, and T. P. Pridmore, "Initial work on tomographic imaging system using optical fibers for pneumatic conveyers, *European Concerted Action on Process Tomography*," Bergen, Norway, 1995.
- [47] K. S. Chan, and R. A. Rahim, "Applying LED source in optical tomography system, *Symposium on Process Tomography II*," Warsaw, Poland, 2002.
- [48] R. Abdul Rahim, J. F. Pang, and K. S. Chan, "Optical tomography sensor configuration using two orthogonal and two rectilinear projection array," *Flow Measurement and Instrumentation*, vol.16, pp. 327-340, 2005.

- [49] J. Chen, D. Hou, T. Zhang, and Z. Zhou, "Near infrared laser computed tomography test system design and application," *Flow Measurement and Instrumentation*, vol. 16, pp. 321-325, 2005.
- [50] G. Zhang, J. Chen, and Z. Zhou, "Terahertz PT technology for measurement of multiphase flow and its infrared simulation," *Journal of Zhejiang University SCIENCE*, vol.6(A), no.12, pp.1435-1440, 2005.
- [51] Y. Zheng, Q. Liu, Y. Li and N. Gindy, "Investigation on concentration distribution and mass flow rate measurement for gravity chute conveyor by optical tomography system," *Measurement*, vol. 39, pp. 643-654, Aug. 2006.
- [52] C. Yan, J. Zhong, Y. Liao, S. Lai, M. Zhang, and D. Gao, "Design of an applied optical fiber process tomography system," *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 104, no. 2, pp. 324-331, 2005.
- [53] M. R. Rzasa, and A. Plaskowski, "Application of optical tomography for measurements of aeration parameters in large water tanks," *Measurement Science and Technology*, vol. 14, 2003.
- [54] M. R. Rzasa, "The measuring method for tests of horizontal two-phase gas-liquid flows using optical and capacitance tomography," *Nuclear Engineering and Design*, vol. 239, no. 4, pp. 699-707, 2009.
- [55] J. F. Greenleaf, and R. C. Bahn, "Clinical imaging with transmissive ultrasonic computerised tomography," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-28, pp. 177-185, Feb. 1981.
- [56] K. Hamamoto, B. Andreas, T. Shina, and M. Ito, "Basic investigation on reflection mode ultrasonic attenuation tomography," *J. Appl. Phys.*, vol. 34, pp. 2812-2816, May 1995.
- [57] M. Yang, H. I. Schlaberg, B. S. Hoyle, M. S. Beck, and C. Lenn, "Real-Time Ultrasound Process Tomography for Two-Phase Flow Imaging Using a Reduced Number of Transducers", *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr.*, vol. 46, no. 3, may. 1999.
- [58] J. Wolf, "Ultrasonic tomography in the field of flow measurement," in *Proc. Acoust. Soc. Amer. Congress*, Seattle, WA, pp. 1-10, May 1988.

- [59] F. Wiegand, and B. S. Hoyle, "Simulations for parallel processing of ultrasound reflection-mode tomography with applications to two-phase flow measurement," *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr.*, vol. 36, pp. 652-660, Nov. 1989.
- [60] S. J. Norton, and M. Linzer, "Ultrasonic reflective tomography: Reconstruction with circular transducer arrays," *Ultrason. Imaging*, vol. 1, pp. 154-184, 1979.
- [61] T. Crowe, *Multiphase Flow Handbook*. Boca Raton, FL: CRC, 2006.
- [62] H. Q. Li, "Two-Phase Flow Parameter Measurement and Applications". Hangzhou, China: Zhejiang Univ. Press, 1991.
- [63] M. Meribout, N. AL-Rawahi, A. Al-Naamany, A. AL-Bimani, K. Al-Busaidi, and A. Meribout, "A Multisensor Intelligent Device for Real-time Multiphase Floe Metering in Oil Fields", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 59, issue 6, pp. 1507-1519, 2010.
- [64] D. M. Scott, and H. McCann, *Process Imaging For Automatic Control*. New York: Taylor & Francis, 2005.
- [65] J. A. Kjell, and M. Saba, "Electrical capacitance tomography-Sensor models, design, simulations, and experimental verification," *IEEE Sensors J.*, vol. 6, no. 5, pp. 1256–1266, 2006.
- [66] X. Dong, and S. Guo, "Modeling an electrical capacitance tomography sensor with internal plate electrode," In *Proc. International Conference on Test and Measurement*, vol. 2, pp. 160-163, Hong Kong, 5-6 Dec. 2009.
- [67] M. Soleimani, and W. R. B. Lionheart, "Nonlinear image reconstruction for electrical capacitance tomography using experimental data," *Measurement Science & Technology*, vol. 16, pp. 1987–1996, 2005.
- [68] M. Bertero, T. A. Poggio, and V. Torre, "Ill-posed problems in early vision," *Proc. IEEE*, vol. 76, no. 8, pp. 869–889, Aug. 1988.
- [69] W. Fang, "A nonlinear image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 15, pp. 2124–2132, 2004.
- [70] J. D. Jang, S. H. Lee, K. Y. Kim, and B. Y. Choi, "Modified iterative Landweber method in electrical capacitance tomography," *Meas. Sci. & Technol*, vol. 17, pp. 1909-1917, 2006.

- [71] P. C. Hansen, Rank-Deficient and Discrete Ill-Posed Problems, Philadelphia, PA: SIAM, 1998.
- [72] W. Q. Yang, and L. H. Peng, "Image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography," *Measurement Science & Technology*, vol. 14, pp. 1-13, 2003.
- [73] W. Yang, "Design of electrical capacitance tomography sensors", *Measurement Science & Technology*, vol. 21, pp. 1-13, 2010.
- [74] J. Lei, S. Liu, Z. Li, H. I. Schlaberg, and M. Sun, "An image reconstruction algorithm based on the regularized total least squares method for electrical capacitance tomography," *Flow Measurement and Instrumentation*, vol. 19, pp. 325-330, 2008.
- [75] M. Gyimes, I. Avdeev, and D. Ostergaard, "Finite-Element Simulation of Micro Electromechanical Systems (MEMS) by Strongly Coupled Electromechanical Transducers," *IEEE Trans. Mag.*, vol. 40, pp. 557-560, 2004.
- [76] B. Razavi, *Fundamentals of Microelectronics*. Wiley, 2006.
- [77] M. A. Fonseca, J. M. English, M. Arx, and M. G. Allen, "Wireless Micromachined Ceramic Pressure Sensor for High-Temperature Applications," *Journal of Microelectromechanical Systems*, vol. 11, pp. 337-343, 2002.
- [78] S. Liu, W. Q. Yang, H. Wang, F. Jiang, and Y. Su, "Investigation of square fluidized beds using capacitance tomography preliminary results," *Measurement Science & Technology*, vol. 12, pp. 1120-1125, 2002.
- [79] C. G. Xie, S. M. Huang, B. S. Hoyle, R. Thorn, C. Lenn, D. Snowden, and M. S. Beck, "Electrical capacitance tomography for flow imaging-system model for development of image reconstruction algorithms and design of primary sensors," *IEE Proc. G* 139 pp. 89-98, 1992.
- [80] A. N. Tikhonov, and V. Y. Arsenin, *Solutions of Ill-Posed Problems*, New York: Wiley 1977.
- [81] H. Yan, L. J. Liu, H. Xu, and F. Q. Shao, "Image reconstruction in electrical capacitance tomography using multiple linear regression and regularization," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 12, pp. 575-581, 2001.

- [82] W. Q. Yang, D. M. Spink, T. A. York, et al., “An image reconstruction algorithm based on Landweber iteration method for electrical capacitance tomography,” *Meas. Sci. Technol.*, vol. 10, pp. 1065-1069, 1999.
- [83] S. Liu, L. Fu, and, W. Q. Yang, “Optimization of an iterative image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography,” *Meas. Sci. Technol.*, vol. 10, L37–9, 1999.
- [84] M. Wang, “Inverse solutions for electrical impedance tomography based on conjugate gradients methods,” *Meas. Sci. Technol.*, vol. 13, pp. 101-117, 2002.
- [85] J. Qi-Nian, “On the iteratively regularized Gauss-Newton method for solving non-linear ill-posed problems,” *Math. Comput.*, vol. 69, pp. 1603–1623, 2000.
- [86] E. J. Finnemore, and J. B. Franzini, *Fluid mechanics with engineering applications*, 10<sup>th</sup> ed., McGraw Hill, New York, 2002.
- [87] R. Löhner, *Applied Computational Fluid Dynamics Techniques: An Introduction Based On Finite Element Methods Second Edition*, John Wiley & Sons, 2008.
- [88] A. Tarantola, “Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation”, SIAM, 2004.
- [89] M. Hanke, and P. C. Hansen, “Regularization methods for large-scale problems,” *Surv. Math. Ind.*, vol. 3, pp. 253–315, 1993.
- [90] W. Sun, and Y. Yuan, *Optimization Theory and Methods Nonlinear Programming*, Springer verlag, 2006.
- [91] H. Bock, E. Eich, J. Schlöder, *Numerical Solution of Constrained Least Squares Boundary Value Problems in Differential-Algebraic Equations*, in: K. Strehmel (Ed.), *Numerical Treatment of Differential Equations*, Teubner, Leipzig, 1988.
- [92] M. Volckaert, A. V. Mulders, J. Schoukens, M. Diehl, and J. Swevers, “Model Based Nonlinear Iterative Learning Control: A Constrained Gauss-Newton Approach,” in *Proc. 17th Mediterranean Conference on Control and Automation*, Thessaloniki, 2009, pp. 718–723.
- [93] I. Jovanovic, *Inverse Problems in Acoustic Tomography: Theory and Applications*, PhD thesis, EPFL, Lausanne, Switzerland, 2008.
- [94] F. Natterer, and F. Wubbeling, *Mathematical Methods in Image Reconstruction*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 2001.

- [95] O. Roy, I. Jovanovic, A. Hormati, R. Parhizkar, and M. Vetterli, "Sound speed estimation using wave-based ultrasound tomography: Theory and GPU implementation," in Proc. SPIE Medical Imaging, 2010.
- [96] M. Meribout, A. Al Naamany, and K. Al Busaidi, "An acoustic system for providing the two phase liquid profile in oil field storage tanks," IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, vol. 56, no. 10, pp. 2241–2250, Oct. 2009.
- [97] Y. Wan, R. Halter, A. Borsic, P. Manwaring, A. Hartov, and K. Paulsen, "Sensitivity study of an ultrasound coupled transrectal electrical impedance tomography system for prostate imaging," Physiol. Meas., vol. 31, pp. S17–S29, 2010.
- [98] G. Steiner, M. Soleimani, and D. Watzenig, "A bio-electromechanical imaging technique with combined electrical impedance and ultrasound tomography," Physiol. Meas., vol. 29, S63–S75, 2008.
- [99] M. Soleimani, "Electrical impedance tomography imaging using a priori ultrasound data," Biomedical Engineering Online, vol. 5, issue. 8, 2006.
- [100] A. Kimoto and J. D. Maddumapatabendi, "A proposal of multi-imaging system of electrical and ultrasonic properties," Measurement, vol. 44, pp. 2000-2007, 2011.
- [101] A. Adler, P. O. Gaggero, Y. Maimaitijiang, "Adjacent stimulation and measurement patterns considered harmful," Physiological measurement, vol. 32, pp. 731-744, 2011.
- [102] A. A. Azar, H. Rivaz, and E. Boctor, "Speckle detection in ultrasonic images using unsupervised clustering techniques," 33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS Boston, Massachusetts USA, Aug. 30 – Sep. 3, 2011.
- [103] B. C. Porter, L. Taylor, R. Baggs, A. S. Agnese, G. Nadasdy, D. Pasternack, D. J. Rubens, K. J. Parker, "Histology and ultrasound fusion of excised prostate tissue using surface registration," IEEE Ultrasonics Symposium, vol.2, pp. 1473-1476, 2001.
- [104] G. Georgiou, and F. S. Cohen, "Unsupervised segmentation of RF echo into regions with different scattering characteristics," IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol. 45, no. 3, pp. 779-787, May 1998.
- [105] M. M. Bronstein, A. M. Bronstein, M. Zibulevsky, H. Azhari, "Reconstruction in diffraction ultrasound tomography using nonuniform FFT," IEEE Trans. On Medical Imaging vol. 21, pp. 1395-1401, 2002.



- [106] A. Wirgin, "The inverse crime," ArXiv Math. Phys. E-Prints, Jan. 2004.
- [107] J. P. Kaipio, and E. Somersalo, "Statistical inverse problems: Discretization, model reduction and inverse crimes," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 198, no. 2, pp. 493–504, 2007.
- [108] H. Griffiths, "Magnetic Induction Tomography," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 26, pp. 1126-1131, 2001.
- [109] H. S. Tapp, and A. J. Peyton, "A state of the art review of electromagnetic tomography," in 3<sup>rd</sup> World Congr. Industrial Process Tomography, Banff, Canada, pp. 340–346, 2003.
- [110] K. Hollaus, C. Magele, R. Merwa, "Numerical simulation of the eddy current problem in magnetic induction tomography for biomedical applications by edge elements," *IEEE Trans. Mag.*, vol. 40, pp. 195-207, 2004.
- [111] W. Yin, and A. J. Peyton, "Sensitivity formulation including velocity effects for electromagnetic induction systems," *IEEE Trans. Mag.*, vol. 46, pp. 1172-1176, May 2010.
- [112] R. Merwa, K. Hollaus, H. Scharfetter, "Solution of the inverse problem of magnetic induction tomography (MIT)," *Physiol. Meas.*, vol. 26, pp. 241-250, 2005.
- [113] M. Vauhkonen, M. Hamsch, C. H. Igney, "A measurement system and image reconstruction in magnetic induction tomography," *Physiol. Meas.*, vol. 29, pp. S445-S454, 2008.
- [114] C. R. Vogel, "Computational Methods for Inverse Problems," ser. *Frontiers in Applied Mathematics*. Philadelphia, PA: SIAM, 2002.
- [115] S. Srinivasan, B. W. Pogue, S. Jiang, H. Dehghani, and K. D. Paulsen, "Spectrally constrained chromophore and scattering NIR tomography provides quantitative and robust reconstruction," *Applied Optics*, vol. 44, pp. 1858–1869, 2005.
- [116] H. Dehghani, et al., "Near infrared optical tomography using NIRFAST: Algorithm for numerical model and image reconstruction," *Commun Numer Methods Eng.*, vol. 25, pp. 711-732, Aug. 2008.
- [117] R. Merwa, K. Hollaus, and H. Scharfetter, "Numerical solution of the general 3D eddy current problem for magnetic induction tomography (spectroscopy)," *Physiol. Meas.*, vol. 24, pp. 545-554, 2003.

- [118] D. N. Dyck, D. A. Lowther, "A method of computing the sensitivity of electromagnetic quantities to changes in material and sources," *IEEE Trans. Mag.*, vol. 30, pp. 3415-3418, Sep. 1994.
- [119] A. Corlu, et al., "Diffuse optical tomography with spectral constraints and wavelength optimization," *Applied Optics*, vol. 44, pp. 2082-2093, 2005.
- [120] A. Adler, et al., "GREIT: A unified approach to 2-D linear EIT reconstruction of lung images," *Physiol. Meas.*, vol. 30, pp. S35-S55, 2009.
- [121] H. Wang, G. Xu, S. Zhang, N. Yin, and W. Yan, "Implementation of Generalized Back Projection Algorithm in 3-D EIT," *IEEE Trans. Mag.*, vol. 47, pp. 1466-1469, May 2011.
- [122] D. Gürsoy, Y. Mamatjan, A. Adler, and H. Scharfetter, "Enhancing Impedance Imaging Through Multimodal Tomography," *IEEE Trans. Biom. Eng.*, vol. 58, pp. 3215-3224, Nov. 2011.
- [123] H. X. Wang, L. Tang, Z. Cao, "An image reconstruction algorithm based on total variation with adaptive mesh refinement for ECT," *Flow Measurement & Instrumentation*, vol. 18, pp. 262-267, 2007.
- [124] T. Dai, and A. Adler, "Electrical impedance tomography reconstruction using  $\ell_1$  norms for data and Image terms," 30th Annual International IEEE EMBS Conference, pp. 2721-2724, Canada, 2008.
- [125] M. Molinari, S. J. Cox, B. H. Blott, and G. J. Daniell, "Adaptive mesh refinement techniques for electrical impedance tomography," *Physiol. Meas.*, vol. 22, pp. 91-96, 2001.
- [126] Z. Cao, L. Xu, and H. Wang, "Image reconstruction technique of electrical capacitance tomography for low-contrast dielectrics using Calderon's method," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 20, p. 104027, Oct. 2009.
- [127] Z. Cao, L. Xu, W. Fan, and H. Wang, "Electrical capacitance tomography for sensors of square cross sections using Calderon's method," *IEEE Trans. Inst. & Meas.*, vol. 60, 2011.
- [128] K. Knudsen, M. Lassas, J. Mueller, and S. Siltanen, "Reconstructions of piecewise constant conductivities by the D-bar method for electrical impedance tomography," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 124, p. 012029, 2008.

- [129] C. Ortiz-Aleman, R. Martin, J. C. Gamio, "Reconstruction of permittivity images from capacitance tomography data by using very fast simulated annealing," *Measurement Science & Technology*, vol. 15, pp. 1382–1390, 2004.
- [130] W. A. Deabes, and M. A. Abdelrahman, "A nonlinear fuzzy assisted image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography," *ISA Transactions*, vol. 49, pp. 10-18, 2010.
- [131] Q. Marashdeh, W. Warsito, L. S. Fan, F. L. Teixeira, "Nonlinear forward problem solution for electrical capacitance tomography using feed forward neural network," *IEEE Sensors Journal*, vol. 6, pp. 441–449, 2006.
- [132] Y. Li, and W. Q. Yang, "Image reconstruction by nonlinear Landweber iteration for complicated distributions," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 19, no. 9, p. 094014 (8pp), Sep. 2008.
- [133] M. Takei, Y. Saito, "Application of the generalized vector sampled pattern matching method to reconstruction of electrical capacitance CT images," *Measurement Science & Technology*, vol. 15, pp. 1371–1381, 2004.
- [134] Q. Marashdeh, W. Warsito, L. S. Fan, F. L. Teixeira, "Non linear image reconstruction technique for ECT using a combined neural network approach," *Measurement Science & Technology*, vol. 17, p. 2097–103, 2006.
- [135] H. Wang, L. Tang, "Self-adaptive mesh generation in electrical capacitance tomography based on total variation regularization algorithm," *Electronic Measurement Technology*, vol. 29, pp. 8-11, 2006.
- [136] Z. Guo, F. Shao, D. Lv, "Sensitivity matrix construction for electrical capacitance tomography based on the difference model," *Flow Measurement & Instrumentation*, vol. 20, pp. 95-102, 2009.
- [137] M. Vauhkonen, W. R. B. Lionheart, L. M. Heikkinen, P. J. Vauhkonen, J. P. Kaipio, "A MATLAB package for the EIDORS project to reconstruct two-dimensional EIT images," *Physiol. Meas.*, vol. 22, pp. 107–111, 2001.
- [138] J. Yu, J. Huang, "Study on Reconstruction Algorithms in ERT for the Measurement of Two-phase Flow," In *Proc. International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE)*, 25-27 June 2010, Wuhan.

- [139] J. Deng, H. Sha, Y. Wang, S. Zhao, C. Ren, "Simulation research on evaluation of EIT image reconstructed by different algorithms," In Proc. of 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE), pp. 1-4, 2010.
- [140] M. Soleimani, M. Vauhkonen, W. Yang, A. Peyton, B. S. Kim, and X. Ma, "Dynamic imaging in electrical capacitance tomography and electromagnetic induction tomography using a Kalman filter," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 18, pp. 3287–3294, 2007.
- [141] M. Vauhkonen, P. A. Karjalainen, and J. P. Kaipio, "A Kalman filter approach to track fast impedance changes in electrical impedance tomography," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, pp. 486–493, 1998.
- [142] K. Y. Kim, B. S. Kim, M. C. Kim, and S. Kim, "Dynamic inverse obstacle problems with electrical impedance tomography," *Math. Comput. Simul.*, vol. 66, pp. 399–408, 2004.
- [143] D. Watzenig, M. Brandner, and G. Steiner, "A particle filter approach for tomographic imaging based on different state-space representations," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 18, pp. 30-40, 2007.
- [144] M. Soleimani, C. N. Mitchell, R. Banasiak, R. Wajman, and A. Adler, "Four-dimensional electrical capacitance tomography imaging using experimental data," *Progress In Electromagnetics Research*, vol. 90, pp. 171-186, 2009.
- [145] A. Adler, T. Dai, and W. R. B. Lionheart, "Temporal image reconstruction in electrical impedance tomography," *Physiol. Meas.*, vol. 28, S1-S11, 2007.
- [146] U. Schmitt, and A. K. Louis, "Efficient algorithms for the regularization of dynamic inverse problems Part I: Theory," *Inverse Problems*, vol. 18, pp. 645-658, 2002.
- [147] U. Schmitt, A. K. Louis, C. H. Wolters, and M. Vauhkonen, "Efficient algorithms for the regularization of dynamic inverse problems Part II: Applications," *Inverse Problems*, vol. 18, pp. 659-676, 2002.
- [148] A. Gonzalez-Nakazawa, J. C. Gamio, and W. Yang, "Transient processes and noise in a tomography system: An analytical case study," *IEEE Sensors J.*, vol. 5, no. 2, pp. 321–329, Apr. 2005.

## ملخص

الهدف من هذه الأطروحة هو اقتراح أنظمة تصوير مقطعي وخوارزميات مناسبة لإنشاء صور مقطعية لخليط متكون من مواع متدفقة عبر أنبوب بغية تحسين الصور الناتجة من حيث: الجودة، الدقة، سرعة التصوير.

لإدراك هذا الهدف، تتبع المراحل التالية:

- وضع نهج عام لإعادة بناء صور مقطعية ثنائية الأبعاد (2D) مبنية على استراتيجيات تجزيء فضاءي هرمي ملائم. سير هذه الخوارزمية يهدف إلى الحصر التدريجي للأماكن المعنية التي تحتوي على المكونات المختلفة للخليط عن طريق تصغير تكراري لحجم عناصر الشبكة المحيطة بالحدود و تكبيرها في المناطق البعيدة الأخرى.
- دراسة العلاقة الموجودة بين الصورة الحالية و الصور المبنية في الفترات السابقة واستغلال هذه العلاقة لتحسين جودة الصور وسرعة إعادة بنائها.
- التحقيق في إمكانيات دمج أجهزة تكاملية للتصوير المقطعي أو دمج أجهزة تصوير مقطعي مع أجهزة إستشعار أخرى و هذا لغرض تحسين بناء الصور المقطعية الثنائية الأبعاد المبنية على أساس القياسات. في هذه الأطروحة، ندرس دمج كل من (1) جهاز التصوير المقطعي عن طريق السعة الكهربائية مع أجهزة استشعار لقياس الضغط و درجة الحرارة في بعض النقاط الداخلية للخليط المتدفق في الأنبوب، (2) جهاز التصوير المقطعي عن طريق المقاومة الكهربائية مع جهاز التصوير المقطعي عن طريق الموجات فوق الصوتية، (3) جهاز التصوير المقطعي عن طريق الحث المغناطيسي مع أجهزة إستشعار سطحية للأشعة تحت الحمراء. في هذه الأطروحة، يتم عرض ومناقشة نتائج هذا الإدماج ثم إقتراح خوارزميات إعادة بناء صور مقطعية مناسبة للأجهزة المقترحة.

**الكلمات المفتاحية:** أنظمة هجينة، بناء الصور، تدفق خليط، تصوير مقطعي، خوارزميات إعادة البناء.

# Résumé

Dans cette thèse, on étudie de nouveaux systèmes de tomographie et leurs algorithmes appropriés de reconstruction des images transversales en vue d'améliorer les performances d'imagerie en termes de qualité d'image (résolution spatiale), de robustesse et de vitesse de reconstruction en temps réel. Ce but est abordé en termes de:

1. Développement d'une approche générale pour la reconstruction des images de tomographie 2D basée sur une stratégie de maillage hiérarchique. L'algorithme procède de manière itérative en limitant progressivement les régions d'intérêt qui possèdent les phases différentes par le raffinement de la taille des éléments du maillage entourant leurs limites et les mettant plus grossières dans les autres régions.
2. L'étude de la corrélation existante entre les images actuelles et celles obtenues précédemment et l'utiliser pour améliorer la qualité des images reconstruites et la vitesse de reconstruction.
3. Amélioration des images 2D reconstruites en étudiant les possibilités de fusion des systèmes de tomographie complémentaires et/ou des systèmes de tomographie avec des capteurs conventionnels. Dans cette thèse, on étudie les fusions de (1) la tomographie par capacité électrique (TCE) avec des capteurs internes de pression et de température, (2) la tomographie par résistance électrique (TRE) avec la tomographie par ultrasons et la tomographie par induction magnétique (TIM) avec des capteurs infrarouges. Dans cette thèse, on présente et on discute les résultats de ces méthodes de fusion et on développe des algorithmes de reconstruction appropriés pour ces systèmes proposés.

**Mots-clés:** Algorithme de reconstruction, débit multiphasique, reconstruction des images, systèmes hybrides, tomographie.

# Abstract

The aim of this thesis is to enhance process flow tomography image reconstruction, performance, speed and robustness while preserving the safety of the tomography system. This aim is realized through: (1) Fusion of some complementary tomography systems and development of appropriate image reconstruction algorithms based on the different boundary data measurements. This is to enhance the quality and the resolution of the reconstructed images and thus an improvement in real-time flow measurement and estimation. (2) Exploiting the temporal correlation, that usually exists between consecutive reconstructed multiphase flow images, to improve reconstruction quality. (3) Developing a hierarchical reconstruction method for process flow tomography to speed-up the reconstruction process and making it more stable by reducing the number of reconstruction parameters. This thesis focuses on addressing the three aforementioned objectives with results that illustrate enhanced imaging qualities speed and error/disturbance robustness and thus good estimation of the different components of a multiphase flow in a given cross section of a pipeline.

**Key words:** process tomography, image reconstruction, multiphase flow, reconstruction algorithms, hybrids systems.