

# THÈSE DE DOCTORAT DE

NANTES UNIVERSITÉ

ÉCOLE DOCTORALE N° 641  
*Mathématiques et Sciences et Technologies  
de l'Information et de la Communication*  
Spécialité : *Informatique*

Par

**Paul TERRASSIN**

**Deep-Learning for 3D Breast Medical Imaging**

Aprentissage Profond pour l'Imagerie Mammaire 3D

Thèse présentée et soutenue à Polytech Nantes, le 22 Mai 2026

Unité de recherche : UMR 6004, Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes (LS2N)

## Rapporteurs avant soutenance :

Jenny BENOIS-PINEAU Professeur, Université de Bordeaux  
Pierre-Henri CONZE Professeur, IMT Atlantique Brest

## Composition du Jury :

Président :	Prénom NOM	(à préciser après la soutenance)
Examineurs :	Jenny BENOIS-PINEAU	Professeur, Université de Bordeaux
	Pierre-Henri CONZE	Professeur, IMT Atlantique Brest
	Elsa ANGELINI	Professeur, Telecom Paris Palaiseau
	Oscar ACOSTA	Professeur, Université de Rennes
Dir. de thèse :	Nicolas NORMAND	Professeur, Université de Nantes
Co-dir. de thèse :	Mickael TARDY	PhD, Responsable Scientifique, Hera-MI SAS, Saint-Herblain

## Invité(s) :

Prénom NOM Fonction et établissement d'exercice

**Titre :** Apprentissage Profond pour l'Imagerie Médicale 3D

**Keywords:** Cancer du Sein, Apprentissage Profond, Imagerie Médicale, Mammographie, Tomosynthèse Digitale du Sein, Microcalcification, Classification, Segmentation, Détection

**Résumé :** Le cancer du sein demeure le cancer le plus fréquent chez les femmes dans le monde, et la détection précoce par imagerie constitue un facteur essentiel pour améliorer le pronostic des patientes. Parmi les premiers signes radiologiques de malignité figurent les microcalcifications (MCs), dont la détection automatique reste difficile en raison de leur apparence subtile, de leur très petite taille et d'un fort déséquilibre entre les classes. La tomosynthèse mammaire (DBT), modalité d'imagerie pseudo-3D, améliore la visibilité des lésions mais introduit en contrepartie des contraintes computationnelles et d'annotation importantes, limitant le développement de solutions d'apprentissage profond.

Cette thèse présente une série de contributions méthodologiques visant à relever ces défis dans les domaines de l'imagerie mammaire 2D et 3D. Dans un premier temps, nous développons une version allégée de l'architecture UNet3+, entièrement entraînée sans annotations expertes pixel-à-pixel, grâce à la génération synthétique de MCs dans un cadre d'apprentissage multi-tâche auto-supervisé. Cette méthode réalise conjointement la classification et la segmentation au niveau du patch, surpasse les modèles convolutionnels de l'état de l'art et permet une détection robuste des MCs malgré la rareté d'annotations. Nous étendons ensuite cette approche vers un cadre de détection à l'échelle

de l'image, orienté vers la pratique clinique, qui agrège les prédictions patch-wise, réduit les faux positifs et obtient une sensibilité élevée sur plusieurs jeux de données publics.

Dans le contexte de la DBT, nous étudions les enjeux liés à la classification d'images pseudo-3D et proposons un benchmark basé sur des représentations en « slabs » exploitant des CNN 2D. Notre étude établit, pour la première fois, une analyse du lien entre l'épaisseur des slabs et la performance en classification, montrant que des architectures 2D bien conçues peuvent efficacement remplacer des modèles 3D coûteux en calcul. Sur cette base, nous introduisons une nouvelle chaîne de classification DBT de bout-en-bout combinant un slabbing efficace, un module léger de modélisation 3D des dépendances inter-slabs, ainsi qu'une évaluation entièrement reproductible sur le jeu de données BCS-DBT. Notre méthode atteint des performances de pointe en  $AUC_{PR}$  sous des contraintes computationnelles réalistes et fournit le premier benchmark exhaustif sur les sous-ensembles validation et test publics.

Ensemble, ces contributions proposent des solutions unifiées, économes en annotations et compatibles avec les contraintes computationnelles, pour la détection du cancer du sein en MG et DBT, ouvrant la voie à des outils de dépistage basés sur l'apprentissage profond, déployables en pratique clinique.

---

**Title:** Deep-Learning for 3D Medical Imaging

**Keywords:** Breast cancer, Deep Learning, Medical Imaging, Mammography, Digital Breast Tomosynthesis, Microcalcification, Classification, Segmentation, Detection

**Abstract:** Breast cancer remains the most prevalent cancer among women worldwide, and early detection through imaging is critical for improving patient outcomes. Microcalcifications (MCs) are among the earliest radiological signs of malignancy, yet their efficient detection remains challenging for automated systems due to their subtle appearance, small size, and strong class imbalance. Digital breast tomosynthesis (DBT), a pseudo-3D imaging modality, further improves lesion visibility but introduces substantial computational and annotation burdens that limit the development of deep-learning solutions.

This thesis introduces a series of methodological contributions addressing these challenges across both 2D and 3D breast imaging. First, we develop a lightweight modification of the UNet3+ architecture, trained entirely without expert pixel-wise annotations, by leveraging synthetic MC generation within a self-supervised multi-task learning framework. This method jointly performs patch-level classification and segmentation, outperforming state-of-the-art convolutional models and enabling robust MC detection under annotation scarcity. We further extend this approach into a clinically oriented, image-wise detec-

tion framework that aggregates patch predictions, reduces false positives, and achieves high sensitivity on public datasets.

In the context of DBT, we investigate the challenges of pseudo-3D image classification and propose a benchmark on slab-based representations using 2D CNNs. Our study establishes, for the first time, an analysis of slab thickness versus classification performance, demonstrating that appropriately designed 2D architectures can effectively replace computationally prohibitive 3D models. Building on these insights, we introduce a novel end-to-end DBT classification pipeline that combines efficient slabbing, a lightweight 3D feature network for inter-slab reasoning, and a fully reproducible evaluation on the BCS-DBT dataset. Our approach achieves state-of-the-art performance in  $AUC_{PR}$  under realistic computational constraints and provides the first comprehensive benchmark on both validation and test public subsets.

Together, these contributions propose unified, annotation-efficient, and computationally scalable solutions for breast cancer detection in MG and DBT, offering promising steps toward deployable DL-based screening tools.