



N° d'Ordre : CED-700/2025

**UNIVERSITE IBN ZOHR**

**FACULTE DES SCIENCES**

**CENTRE DES ETUDE DOCTORALES IBN ZOHR**

Formation doctorale : Mathématiques, Informatique et Applications

**THESE**

Présentée par : **Asma AFERHANE**

Pour l'obtention du grade de

**DOCTORAT NATIONAL**

Spécialité : Informatique et intelligence artificielle

---

**Analyse d'images thermiques de la voûte  
plantaire des pieds diabétiques par deep learning**

---

Soutenue le 03 Mai 2025 devant le jury :

---

Pr. WAKRIM Mohamed	PES à la faculté des sciences d'Agadir	Président
Pr. DOUZI Hassan	PES à la faculté des sciences d'Agadir	Directeur de thèse
Pr. HARBA Rachid	PES à Polytech, Université d'Orléans, France	Co-Directeur de thèse
Pr Ameer El-Bachir	PES à la faculté des sciences de Kénitra	Rapporteur
Pr EL HAJJI Mohamed	PES à Centre Régionale des métiers de l'éducation et de la formation d'Agadir	Rapporteur
Pr Battou Amal	PES à la faculté des sciences d'Agadir	Rapporteuse

---



A mes chers parents,



## *Résumé*

Le diabète est à l'origine de nombreuses complications affectant les pieds, les yeux, le coeur, les reins, le système nerveux et les vaisseaux sanguins. Dans ce travail, nous nous concentrons principalement sur le syndrome du pied diabétique, une complication fréquente résultant de la neuropathie, des déformations du pied et des maladies artérielles périphériques. Ce syndrome favorise l'apparition d'infections, d'ulcérations et peut conduire à des amputations des membres inférieurs. Parmi les indicateurs cliniques pertinents, la température cutanée constitue un marqueur fiable pour l'évaluation de la santé du pied. Cependant, elle reste peu exploitée dans les pratiques actuelles, où l'examen se limite généralement à une palpation manuelle, méthode à la fois peu précise et peu fiable. Par ailleurs, les technologies d'évaluation thermique disponibles sont souvent inadaptées à un usage quotidien en milieu clinique. Face à ces limites, il apparaît nécessaire de développer un système simple et performant, capable de détecter de manière fiable les variations thermiques du pied diabétique et de contribuer ainsi à la prévention des complications.

Dans ce contexte, l'objectif principal de cette thèse est d'intégrer des méthodes de recalage basées sur les réseaux neuronaux profonds, afin d'évaluer et de détecter de manière précoce les complications liées au pied diabétique.

Le travail réalisé suit une démarche rigoureuse, débutant par le prétraitement d'une base de données d'images thermiques des voûtes plantaires, collectées auprès d'hôpitaux et d'organismes partenaires du projet STANDUP. Le système d'acquisition utilisé est simple et mobile, reposant sur un smartphone connecté à une caméra thermique, permettant la visualisation de la distribution de température au niveau des surfaces plantaires. Après une étape de segmentation et de division des pieds, des architectures de réseaux neuronaux convolutifs ont été intégrées au processus de recalage, notamment l'architecture nommée Affine ConvNet. Ce recalage a été appliqué à deux niveaux : contralatéral (entre les pieds gauche et droit) et multitemporel (entre deux instants successifs). L'objectif est d'assurer un alignement précis des voûtes plantaires afin d'évaluer efficacement les variations thermiques, indicatrices de risques potentiels. Deux études cliniques ont été menées dans le cadre de cette thèse. La première a démontré la pertinence de l'analyse multitemporelle pour l'évaluation thermique du pied et la classification des patients selon leur niveau de risque. Les résultats obtenus ont révélé des performances prometteuses pour la détection précoce des complications. La seconde étude s'est intéressée à l'impact des semelles destinées aux patients diabétiques, mettant en évidence leur potentiel dans la prévention des variations thermiques excessives, reconnues comme un facteur de risque majeur dans le développement des ulcérations plantaires. Plus spécifiquement, ces travaux ont souligné l'intérêt de la semelle Dimple comme solution thérapeutique pouvant contribuer à une meilleure régulation thermique plantaire.

**Mots-clés :** Pied diabétique, imagerie thermique, réseau de neurones convolutif, Recalage d'image, hyperthermie, imagerie médicale, Semelle.

## *Abstract*

Diabetes can lead to several complications affecting the feet, eyes, heart, kidneys, nervous system, and blood vessels. In this work, we focus on diabetic foot syndrome, a common complication caused by neuropathy, foot deformities, and peripheral arterial disease. This syndrome increases the risk of infections, ulcers, and, in severe cases, lower limb amputations. Among the clinical indicators, skin temperature is considered a reliable parameter for assessing foot health. However, it is still rarely used in clinical practice, where evaluations are often limited to manual palpation, a method that lacks accuracy and reliability. In addition, existing thermal assessment technologies are often not suitable for daily clinical use. Therefore, there is a need to develop a simple and effective system to detect thermal variations in the diabetic foot and help prevent complications.

In this context, the primary objective of this thesis is to integrate deep neural network-based registration methods to assess and detect diabetic foot complications at an early stage.

The proposed methodology is based on the preprocessing of a thermal image database of the plantar surface, collected from hospitals and partner institutions within the STANDUP project. A simple acquisition system, consisting of a smartphone connected to a thermal camera, was employed to visualize plantar temperature distribution. Following segmentation and foot separation, convolutional neural network architectures were integrated for image registration, including the use of the Affine ConvNet model. This registration was performed at two levels : contralateral (between the left and right feet) and multitemporal (between two different time points). The goal is to ensure accurate alignment of the plantar surfaces to evaluate thermal variations, which may indicate potential risks. Two clinical studies were carried out during this work. The first study showed that multitemporal analysis is useful for thermal evaluation of the foot and for classifying patients according to their risk level. The results demonstrated good performance for the early detection of complications. The second study analyzed the effect of insoles designed for diabetic patients and highlighted their role in preventing excessive thermal variations, which are known to increase the risk of plantar ulcers. In particular, the Dimple insole was found to help regulate plantar temperature, showing its potential as a therapeutic solution.

**Keywords :** Diabetic foot, thermal imaging, convolutional neural network, image registration, hyperthermia, medical imaging, insole.

# Remerciement

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements, tout d'abord à mes parents, pour leur amour inconditionnel, leur soutien moral constant, leur patience et leurs encouragements tout au long de mon parcours universitaire.

Je remercie chaleureusement mon directeur de thèse, Pr. DOUZI Hassan, Professeur de l'Enseignement Supérieur à la Faculté des Sciences d'Agadir, pour sa disponibilité, son accompagnement rigoureux, la qualité de son encadrement et la pertinence de ses conseils tout au long de cette recherche.

J'adresse également mes vifs remerciements à Pr. HARBA Rachid, Professeur de l'Enseignement Supérieur à Polytech – Université d'Orléans (France), pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire PRISME et pour son encadrement précieux en tant que co-directeur de thèse.

Ma gratitude s'adresse également à Pr. WAKRIM Mohamed, Professeur à la Faculté des Sciences d'Agadir, pour avoir accepté de présider le jury de soutenance, ainsi qu'à Pr. Ameer El-Bachir, Professeur à la Faculté des Sciences de Kénitra, Pr. EL HAJJI Mohamed, Professeur au Centre Régional des Métiers de l'Éducation et de la Formation d'Agadir, et Pr. Battou Amal, Professeure à la Faculté des Sciences d'Agadir, pour avoir accepté d'évaluer ce travail en tant que rapporteurs. Je leur suis reconnaissante pour l'intérêt qu'ils ont porté à ma recherche.

Je tiens également à remercier ma sœur Jamila, mon frère Adil, ainsi que ma cousine Malika, pour leur soutien affectif et leur présence constante, particulièrement dans les moments les plus exigeants.

Je remercie également mes amis Sanae et Bouchra pour leur amitié précieuse, leur bienveillance et leur encouragement indéfectible tout au long de ce parcours.

Enfin, je souhaite exprimer ma reconnaissance à l'ensemble de mes collègues des laboratoires IRF-SIC et PRISME, ainsi qu'à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse. À toutes et à tous, je dis merci.



# Table des matières

Contexte de la thèse et problématique . . . . .	3
Objectif de la thèse . . . . .	9
Organisation de la thèse . . . . .	10
<b>1 Contexte général</b>	<b>13</b>
1.1 Introduction . . . . .	13
1.2 Diabète et pied diabétique . . . . .	13
1.2.1 Diabète . . . . .	13
1.2.2 Quelques chiffres . . . . .	14
1.2.3 Classification de diabètes . . . . .	14
1.2.4 Pied diabétique . . . . .	15
1.2.5 Mécanismes de l'apparition du pied diabétique . . . . .	15
1.2.6 Diagnostic du pied diabétique . . . . .	16
1.3 Imagerie thermique au service de la médecine . . . . .	19
1.3.1 Impact du diabète sur la température . . . . .	19
1.3.2 Imagerie médicale . . . . .	20
1.3.3 Application médicale . . . . .	21
1.4 Thermographie et le pied diabétique . . . . .	22
1.4.1 La mesure de température du pied diabétique . . . . .	22
1.4.2 Analyse des images thermiques de la voûte plantaire . . . . .	27
1.5 Conclusion . . . . .	30
<b>2 Acquisition des images thermiques de voûtes plantaires</b>	<b>31</b>
2.1 Introduction . . . . .	31
2.2 Protocole d'acquisition (Vilcahuaman approche) . . . . .	31
2.2.1 Matériel d'acquisition . . . . .	32
2.2.2 Campagne d'acquisition . . . . .	33
2.2.3 Protocole d'acquisition d'image thermique . . . . .	33
2.3 Protocole d'acquisition de StandUp (Nouvelle approche) . . . . .	34
2.3.1 Matériel d'acquisition . . . . .	35
2.3.2 Campagne d'acquisition . . . . .	36
2.3.3 Protocole d'acquisition d'image thermique . . . . .	39
2.4 Conclusion . . . . .	40
<b>3 Recalage affine d'imagerie médicale et apprentissage profond</b>	<b>43</b>
3.1 Recalage affine d'imagerie médicale et apprentissage profond . . . . .	43
3.1.1 Introduction . . . . .	43
3.1.2 Technique de recalage dans l'imagerie Médicale . . . . .	44
3.1.3 Les approches de recalage classiques . . . . .	48
3.1.4 Apprentissage profond et la classification . . . . .	52
3.1.5 Application de l'apprentissage profond dans le recalage affine d'images médicale . . . . .	60
3.2 Recalage affine de la voûte plantaire par convolutionnal neural networks	61
3.2.1 État de l'art et limitations . . . . .	61

3.2.2	Architectures des modèles adaptés . . . . .	65
3.2.3	Processus de recalage affine . . . . .	70
3.2.4	Résultats et discussion . . . . .	72
3.2.5	Conclusion . . . . .	79
<b>4</b>	<b>Première étude clinique</b>	<b>81</b>
4.1	Introduction . . . . .	81
4.2	Population . . . . .	81
4.3	Examens cliniques . . . . .	82
4.3.1	Examens neurologiques . . . . .	82
4.3.2	Examens artériels . . . . .	83
4.3.3	Classification des patients . . . . .	84
4.4	Extraction des données thermiques . . . . .	85
4.5	Analyse statistique . . . . .	87
4.6	Analyse des variation multitemporelles . . . . .	90
4.7	Conclusion . . . . .	93
<b>5</b>	<b>Seconde étude clinique</b>	<b>95</b>
5.1	Introduction . . . . .	95
5.2	Population . . . . .	95
5.3	Extraction des données thermique . . . . .	96
5.4	Analyse de la température . . . . .	98
5.4.1	Effet des semelles sur la température . . . . .	98
5.4.2	Analyse statistique . . . . .	101
5.5	Conclusion . . . . .	104
<b>6</b>	<b>Conclusion &amp; persepectives</b>	<b>105</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>109</b>

# Table des figures

1	(a) Flir One i5 (Les caractéristiques), (b) exemple d'image thermique acquise. . . . .	5
2	Protocol de traitement des images thermiques pour le calcul de différence de température et la détection de l'hyperthermie. . . . .	5
3	Système d'acquisition d'images : (a) Caractéristiques de la caméra FLIR ONE Pro, (b) FLIR ONE Pro connectée à un smartphone, affichant une image thermique et une image en couleur (à droite). . .	7
4	L'organisation du projet STANDUP en workpackages. . . . .	8
1.1	Examens médicaux effectués lors d'une consultation pour pied diabétique. . . . .	17
1.2	Les types de rayonnements dans le spectre électromagnétique. . . . .	20
1.3	L'image montre les genoux d'une personne avec une rupture du LCA.(a) montre le genou avec rupture du LCA, et (b) montre le même genou après 6 semaines de rééducation. [1] . . . . .	22
1.4	Exemple d'image thermique : (a) d'une femme en bonne santé et (b) d'une femme atteinte du cancer du sein, à gauche - à un grade avancé [2]. . . . .	23
1.5	Technologie de mesure thermique : (a) TempStat et (b) SpectraSole Pro 1000. . . . .	24
1.6	TempTouch : Thermomètre infrarouge à contact pour mesures ponctuelles. . . . .	25
1.7	Exemples de caméras thermiques pour l'analyse de la voûte plantaire. (a) Caméra Flir i5, (b) Caméra professionnelle Flir E85 et (c) Caméra FlirOne Pro attachée à un smartphone. . . . .	26
1.8	Exemple d'image thermique du pied diabétique (voûte plantaire) . .	27
1.9	Thermogramme d'une personne saine illustrant un motif symétrique en papillon [3]. . . . .	29
1.10	Segmentation du pied selon le concept des angiosomes [4][5]. . . . .	29
2.1	Acquisition d'images : (a) Flir One i5, (b) image thermique acquise. . . . .	32
2.2	Matériel et mousse de polyuréthane utilisés. . . . .	34
2.3	Équipements et configuration pour l'acquisition d'Images Thermiques. . . . .	34
2.4	Deux types des semelles : (a) semelle Conventional (b) Semelle Dimple. . . . .	35
2.5	Chemin de marche sur le site HNDM à Lima. . . . .	36
2.6	Exemple d'acquisitions avant et après la marche avec deux semelles (Dimple et Conventional) . . . . .	37
2.7	Marge d'acquisition des images thermiques de la voûte plantaire [6]. . . . .	38
2.8	Système d'acquisition : (a) Caméra thermique (FLIR ONE Pro), (b) FLIR ONE Pro associée à un smartphone. . . . .	38
2.9	Schéma du protocole du test de stress thermique (Cold Stress Test). . . . .	39
2.10	Les étapes du protocole "Cold Stress Test" effectuées à l'hôpital Dos de Mayo. . . . .	40

2.11	Exemple d'un patient diabétique : premières et deuxièmes acquisitions d'images ( $T_0$ et $T_{10}$ ). . . . .	41
2.12	Exemple d'acquisitions pour des personnes diabétiques : chaque image thermique à l'instant $T_0$ a une image thermique correspondante à l'instant $T_{10}$ , montrant des pieds plus froids à $T_{10}$ . . . . .	42
3.1	Exemple illustratif des transformations géométriques : l'objet dans l'image de référence est un rectangle bleu, et l'objet récalé dans l'image est représenté par un rectangle rouge. . . . .	44
3.2	Transformations rigides pour recalcr l'image de référence $I$ avec l'image flottante $J$ . La couche de grille illustre les transformations. . . . .	46
3.3	Transformations affine pour recalcr l'image de référence $I$ avec l'image flottante $J$ . . . . .	47
3.4	Transformations affine pour recalcr l'image de référence $I$ avec l'image flottante $J$ . . . . .	48
3.5	Principe général de l'alignement de nuages de points par l'algorithme ICP : application des transformations de rotation et de translation. . . . .	48
3.6	Processus itératif de recalcr d'images basé sur l'intensité [16]. . . . .	50
3.7	Procédure générale de recalcr basée sur les caractéristiques pour l'estimation de la matrice de transformation affine. . . . .	51
3.8	Représentation d'un Modèle de Neurone Biologique [7]. . . . .	53
3.9	Illustration du Perceptron Formelle : Exemple d'un Perceptron Simple avec Trois Entrées ( $I_1$ , $I_2$ et $I_3$ ). . . . .	54
3.10	Les représentation des fonctions d'activation les plus utilisées dans la littérature. . . . .	54
3.11	Modélisation de Réseau de Neurones Multicouche : Architecture d'un Réseau Entièrement Connecté avec Trois Couches (Entrée, Cachée, et Sortie). . . . .	55
3.12	Architecture de Base d'un Réseau de Neurones Convolutifs : La profondeur des matrices représente le nombre de filtres utilisés. . . . .	56
3.13	Opération de convolution simple avec un filtre de $3 \times 3$ . . . . .	56
3.14	Exemple d'Application du Max Pooling avec un Filtre de $2 \times 2$ et un pas (stride) de 2. . . . .	57
3.15	Early Stopping : L'entraînement s'arrête lorsque la perte de validation ne diminue plus, malgré une diminution de la perte d'entraînement [8]. . . . .	59
3.16	Exemple d'application des CNN pour le recalcr affine des images CT et IRM du foie : (a) image fixe et (b) image mobile, avec les images fixes en bleu et les images mobiles(flottantes) en rouge. . . . .	61
3.17	Processus de recalcr de Vilcahuaman par ICP. . . . .	62
3.18	Exemples d'images acquises en suivant le protocole STANDUP à HNDM. . . . .	62
3.19	Processus de recalcr de Bouallal par des méthodes classiques. . . . .	63
3.20	Résultats de recalcr contralatéral obtenus par Bouallal et al (le pied droit est considéré comme référence). . . . .	64
3.21	Résultats de recalcr multitemporel obtenus par Bouallal et al (le pied à l'instant $T_0$ est considéré comme référence). . . . .	65
3.22	Exemple de recalcr multitemporel obtenus par la méthode ORD. . . . .	66

3.23	Illustration de l'architecture adapté Affine ConvNet. . . . .	67
3.24	Illustration de l'architecture adapté AIRNet. . . . .	68
3.25	Bloc de dense avec trois couches. . . . .	68
3.26	illustration de l'architecture du VGG16 [56]. . . . .	69
3.27	illustration de l'adaptaion de l'archetecture VGG16. . . . .	70
3.28	Processus de recalage affine contralatéral et multitemporel adapté. .	71
3.29	Résultats de recalage contralatéral pour quatre exemples. Le pied en vert représente le pied fixe (pied droit) et le pied en rouge représente le pied en flottante (pied gauche inversé). . . . .	76
3.30	Résultats de recalage multitemporel pour quatre exemples. Le pied en vert représente le pied fixe (pied à l'instant $T_0$ ) et le pied en rouge représente le pied flottant (pied à l'instant $T_{10}$ ). . . . .	77
3.31	Courbes des pertes et du coefficient de Dice pour l'entraînement et la validation du modèle Affine ConvNet. . . . .	78
3.32	Exemple de recalage affine multitemplorelle complexe de la voûte plantaire à l'aide de VGG16 et Affine ConNet, comparé aux méthodes classiques utilisées. . . . .	79
4.1	Évaluation de la sensibilité sensorielle des pieds : (a) monofilament de 10 g, (b) zones d'application du monofilament de 10 g. . . . .	83
4.2	Calcul de l'ABI en fonction de la pression artérielle systolique de la cheville et du bras. . . . .	84
4.3	Schéma explicatif des étapes de visualisation et d'extraction des informations thermiques. . . . .	86
4.4	Extraction des informations thermiques pour chaque patient à deux instants distincts ( $T_0$ et $T_{10}$ ). . . . .	87
4.5	Cartes des différences thermiques $ T $ contralatérales et multitemporelles des 3 patients diabétiques du groupe de risque non ischémique( $R_0$ et $R_1$ ), présentant des zones d'hyperthermie . . . . .	91
4.6	Cartes des différences thermiques $ T $ contralatérales et multitemporelles des 4 patients diabétiques du groupe de risque ischémique ( $R_2$ ). . . . .	92
4.7	Cartes des différences thermiques $ T $ contralatérales et multitemporelles des deux témoins. . . . .	93
5.1	Distribution de l'âge, BMI et TOD. . . . .	96
5.2	(a) Image originale (approche de Vilcahuaman), (b) image segmentée. . . . .	96
5.3	Quatre regions à risque du pied. . . . .	97
5.4	Schéma explicatif des étapes suivies pour obtenir la carte des différences de température contralatérales du pied (voûte plantaire) et des quatre régions. . . . .	98
5.5	Schéma explicatif des étapes suivies pour obtenir la carte des différences de température multitemporelle du pied (voûte plantaire) et des quatre régions : (a) Image Avant la marche et (b) Image Après la marche (stress mécanique). . . . .	99
5.6	Variation moyenne de la température avant et après le test de marche : (a) semelle Dimple et (b) semelle Conventionnelle. . . . .	100

---

5.7	Diagrammes en boîte des variations de la différence thermique contralatérale entre le pied droit et le pied gauche après la marche, pour la voûte plantaire avec les deux semelles. . . . .	100
5.8	Diagrammes en boîte des variations de la différence thermique contralatérale après la marche, pour les quatres régions du pied avec les deux semelles. . . . .	101
5.9	Image et carte de température correspondant à un patient diabétique neuropathique ainsi que ses informations thermiques. . . . .	103
6.1	Définition des zones d'intérêt sur les surfaces plantaires. . . . .	107

# Liste des tableaux

1.1	Classification Clinique des Patients Diabétiques Basée sur les Examens Médicaux [9]. . . . .	18
1.2	État de l'art des études médicales en thermographie infrarouge (IRT). . . . .	21
3.1	Vitesse d'inférence des méthodes classique. . . . .	66
3.2	Nombre de paramètres des modèles. . . . .	73
3.3	Résultats des modèles CNN sur les bases de données de test contralatéral et multitemporel. . . . .	74
3.4	Vitesse d'inférence des modèles en CPU . . . . .	79
4.1	Distribution des groupes selon les caractéristiques et le total des patients . . . . .	85
4.2	Moyennes et déviation standard de l'âge, du sexe, du TOD, du BMI, du TSS et de l'ABI pour chaque pied selon la classification par niveau de risque. . . . .	88
4.3	Résultats du test Student sur l'âge, le TOD et le BMI. . . . .	88
4.4	Moyennes et déviation standard des données thermiques monotemporelles et multitemporelles détaillées pour chaque groupe de risque. . . . .	89
4.5	Related student t-test of monotemporal thermal data. . . . .	89
4.6	Test de Student relatif aux données thermiques multitemporelles. . . . .	89
5.1	Valeurs moyennes et Standart déviation des informations thermiques avec les semelles Dimple et conventionnelle pour la voute plantaire. . . . .	99
5.2	Résultats du test des Rangs Signés de Wilcoxon pour les information thermiques extraites comparant les semelles Dimple et Conventionnelle. . . . .	102



# Introduction

## Contexte de la thèse et problématique

Le diabète est une pathologie chronique qui affecte des millions de personnes dans le monde et constitue aujourd'hui un véritable défi pour les systèmes de santé publique. En plus des troubles métaboliques qu'elle provoque, cette maladie est à l'origine de nombreuses complications pouvant affecter plusieurs organes vitaux, tels que les yeux (rétinopathie), les reins (néphropathie), le système nerveux périphérique (neuropathie) et de manière particulièrement préoccupante, les membres inférieurs à travers le développement du pied diabétique (PD) [10].

Le pied diabétique constitue l'une des principales causes d'hospitalisation et d'amputation chez les patients diabétiques, il est lié principalement à une dégradation de la circulation sanguine et des fonctions nerveuses au niveau des membres inférieurs, favorisant ainsi l'apparition d'infections, d'ulcérations et dans les cas les plus graves, d'amputations. L'absence de diagnostic précoce et le retard dans la prise en charge des lésions entraînent des millions d'amputations chaque année. D'après la Fédération Internationale du Diabète (FID), une amputation d'un membre inférieur due au diabète a lieu toutes les 30 secondes dans le monde. Ces données alarmantes soulignent l'importance cruciale d'une détection précoce et d'une prévention efficace pour limiter les complications du pied diabétique et réduire les risques d'amputation.

La prise en charge du pied diabétique repose essentiellement sur l'inspection visuelle des pieds, la palpation pour détecter d'éventuelles lésions cutanées ou zones de pression excessive, l'utilisation de chaussures thérapeutiques adaptées, l'éducation du patient et la réalisation de soins réguliers afin de limiter les complications. Toutefois, malgré ces mesures, cette pathologie reste associée à un risque élevé d'ulcérations et d'amputations. Par ailleurs, le pied diabétique constitue un véritable enjeu économique en raison des coûts importants liés aux traitements médicaux, aux hospitalisations et à la rééducation. Face à ces défis, les recherches actuelles s'attachent principalement à améliorer le dépistage précoce et à renforcer les stratégies de prévention afin de réduire l'apparition des ulcères liés au pied diabétique.

Parmi les différents facteurs permettant d'évaluer l'état de santé du pied, la température cutanée constitue un indicateur pertinent, bien qu'encore peu intégré dans la pratique clinique quotidienne. Actuellement, la surveillance thermique des pieds diabétiques repose principalement sur la palpation manuelle, une méthode imprécise et sujette à des erreurs. Plusieurs recherches [11][12] ont démontré qu'une différence anormale de température entre le pied droit et le pied gauche peut représenter un indicateur d'anomalie ou un signe précoce de l'apparition d'un ulcère. Une asymétrie thermique dépassant 2,2 °C [13], désignée sous le terme d'hyperthermie, est considérée comme anormale et peut être détectée jusqu'à deux semaines avant l'apparition clinique d'un ulcère. Une détection précoce de l'hyperthermie peut diminuer jusqu'à trois fois l'incidence des ulcères chez les patients diabétiques.

Diverses technologies ont été mises en œuvre pour mesurer la température de la voûte plantaire, notamment les thermomètres dermiques portatifs et la thermographie à cristaux liquides. L'un des principaux inconvénients des thermomètres portatifs réside dans la nécessité de mesurer manuellement la température à des points spécifiques du pied, ce qui limite l'analyse globale de la distribution thermique. Par ailleurs, bien que la thermographie à cristaux liquides (LCT) offre une visualisation colorée de la distribution thermique du pied, cette technique nécessite un contact direct avec la peau, pouvant générer des pressions indésirables et favoriser la transmission de micro-organismes pathogènes. Ces dernières années, les caméras infrarouges ont suscité un intérêt croissant pour la détection des variations thermiques chez les patients diabétiques, favorisé par l'amélioration de leurs performances et de la diminution de leurs coûts. Cette technologie apparaît comme une solution prometteuse pour identifier l'hyperthermie de la voûte plantaire, grâce à ses nombreux avantages : simplicité d'utilisation, absence de contact cutané, technique non invasive, sans rayonnement, rapide et confort pour le patient.

Le travail présenté dans notre thèse s'intègre dans le cadre du projet européen STANDUP, qui fait suite à des recherches initiées en 2008. Depuis cette date, notre équipe de recherche se consacre à l'étude de la détection des hyperthermies plantaires chez les patients diabétiques, avec pour objectif de démontrer l'intérêt de la mesure de la température dans l'amélioration du diagnostic et de la prise en charge de ces patients. Dans cette section, nous présenterons tout d'abord les travaux initiaux menés à partir de 2008 et leurs résultats majeurs, avant de détailler les objectifs et les avancées du projet STANDUP.

### **Le projet de 2008 : Premiers travaux**

Un partenariat de recherche a été établi entre l'Université d'Orléans (Laboratoire PRISME, équipe Image Vision), le service de diabétologie du CHR d'Orléans (sous la direction du Dr Emmy puis du Dr Villeneuve), l'Université PUCP de Lima (Professeur Vilcahuaman), l'Hôpital National Dos De Mayo de Lima (Docteur Arbanil) et l'Université Javeriana de Bogota (M. Zequera). Cette collaboration internationale s'est centrée sur l'amélioration de la détection des hyperthermies plantaires chez les patients diabétiques, afin de démontrer l'intérêt de l'évaluation thermique dans l'amélioration du diagnostic et de la prise en charge chez les patients atteints des complications liées au pied diabétique. Dans ce contexte, un système de détection de l'hyperthermie plantaire basé sur l'imagerie thermique a été développé et évalué cliniquement en 2013 à l'Hôpital Dos De Mayo, au Pérou. Le protocole mis en œuvre dans cette étude était le suivant :

- Le protocole débute par une phase d'acclimatation de 15 minutes afin de stabiliser la température des pieds avec l'environnement ambiant. Après cette période, une infirmière expérimentée réalise un examen clinique des pieds.
- Les images thermiques sont capturées à l'aide d'une caméra Flir i5, choisie pour cette étude, pour son bon compromis entre coût et performances (figure 1.a). Afin d'améliorer la qualité des acquisitions et de faciliter leur traitement automatisé, les pieds sont insérés dans une mousse d'environ 1 mètre carré et de 10 cm d'épaisseur percée de deux trous pour laisser passer les pieds. Ils sont protégés par des sacs plastiques afin de limiter les contacts externes et de

préserver la précision des mesures. Ce dispositif permet d'obtenir des images thermiques homogènes, où les voûtes plantaires apparaissent clairement sur un fond uniforme (figure 1.b).

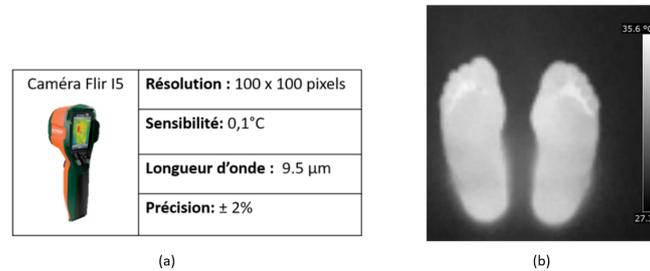


FIGURE 1 – (a) Flir One i5 (Les caractéristiques), (b) exemple d'image thermique acquise.

- Le traitement des images comprend la segmentation des voûtes plantaires par la méthode des contours actifs (Chan Vese) (figure 2.b), suivie d'un recalage des deux pieds par l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) (figure 2.c). La différence absolue point par point entre les températures du pied droit et du pied gauche est ensuite calculée (figure 2.d). Une différence supérieure à 2,2 °C est considérée comme un indicateur d'hyperthermie.

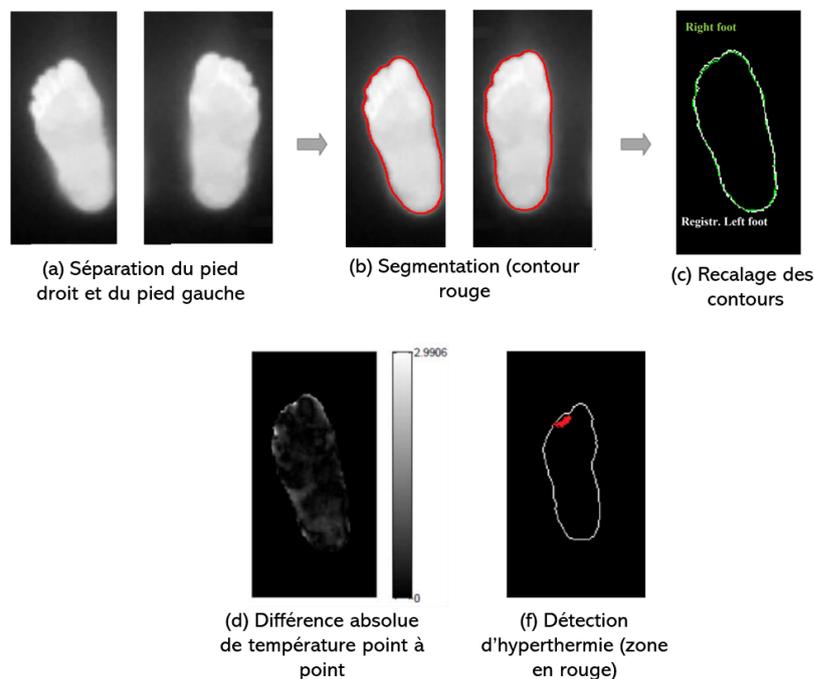


FIGURE 2 – Prototol de traitement des images thermiques pour le calcul de différence de température et la détection de l'hyperthermie.

Cette première étude, menée auprès de 85 patients à l'hôpital Dos de Mayo (Lima, Pérou), a révélé que 10 % présentaient une hyperthermie significative de la voûte plantaire. Ce type d'hyperthermie ne pouvait être identifié qu'au moyen de la caméra thermique. Un autre aspect essentiel de ce travail résidait dans l'analyse de la différence absolue point à point de température entre les deux pieds. Une valeur de  $|\Delta T|$  supérieure à 2,2 °C était considérée comme un indicateur précoce du développement d'un ulcère plantaire. Grâce à ce critère, neuf patients ont été détectés comme présentant une hyperthermie significative au niveau de la voûte plantaire. À notre connaissance, cette étude est la première à fournir une analyse précise des zones d'hyperthermie plantaire, offrant aux cliniciens un outil pertinent pour le dépistage précoce du pied diabétique. Elle constitue ainsi le fondement du projet STANDUP

Dans le cadre de notre travail du projet STANDUP, notre équipe s'est fixé pour objectif de simplifier et de rendre plus conviviale l'utilisation de la thermographie, afin de permettre son application aussi bien à domicile qu'en routine clinique. Ce choix est motivé par les avantages majeurs des caméras thermiques, qui offrent une solution non invasive, sans contact et simple à mettre en œuvre. Dans cette optique, nous avons repensé la procédure d'acquisition, initialement lourde et contraignante, notamment en raison de l'utilisation d'une mousse, ainsi que le traitement automatisé des images, qui nécessitait le transfert des données vers un ordinateur et impliquait des manipulations chronophages. Pour répondre à ces limites, notre équipe a développé une nouvelle approche d'acquisition et de traitement simplifiée, reposant uniquement sur l'utilisation d'un smartphone couplé à une caméra thermique, ainsi que sur un protocole facilement applicable.

## Le Projet STANDUP : Nouvelle approche

Le projet européen STANDUP, intitulé Smartphone Thermal Analysis for Diabetic foot Ulcer Prevention and treatment, bénéficie d'un financement de la Commission européenne dans le cadre du programme Horizon 2020, à travers l'action MSCA-RISE numéro #777661. Ce projet vise à encourager la recherche scientifique en valorisant l'excellence, le leadership industriel et la réponse aux défis sociétaux. Depuis son lancement le 1er janvier 2018, STANDUP rassemble plusieurs institutions académiques et industrielles, parmi lesquelles l'Université d'Orléans en France, l'Université Ibn Zohr au Maroc, l'Université Pontificale Catholique du Pérou, l'Université Staffordshire au Royaume-Uni, et l'Université Pontificale Javeriana en Colombie, aux côtés des entreprises BODYCAP en France et PODOACTIVA en Espagne.

Ce projet s'intéresse plus particulièrement aux complications liées au pied diabétique, telles que les ulcérations, les infections ou encore la dégradation des tissus profonds du pied. Son approche repose sur le développement de solutions technologiques avancées en traitement d'images et en analyse de données, dans le but d'améliorer le diagnostic, la prévention et le suivi des lésions du pied diabétique. À cet effet, STANDUP propose un système innovant associant un smartphone à une caméra thermique permettant l'acquisition simultanément une image thermique et une image couleur de la voûte plantaire du pied (figure 3).

L'analyse de l'image thermique aide à prévenir l'apparition d'ulcères en identifiant les zones présentant une hyperthermie potentielle. Quant à l'image couleur, elle



FIGURE 3 – Système d’acquisition d’images : (a) Caractéristiques de la caméra FLIR ONE Pro, (b) FLIR ONE Pro connectée à un smartphone, affichant une image thermique et une image en couleur (à droite).

offre la possibilité d’évaluer la taille des plaies existantes, d’analyser la composition des tissus, de modéliser la forme tridimensionnelle de l’ulcère et d’assurer le suivi de son évolution dans le temps. De plus, les informations thermiques extraites contribuent à l’amélioration de la conception des semelles, en adaptant leur structure aux besoins spécifiques du pied afin de limiter les zones de pression et de prévenir les complications.

En plus de ses performances, ce système présente l’avantage d’être simple à utiliser, non invasif, indolore et peu coûteux, ce qui le rend particulièrement adapté à un usage régulier pour le suivi des patients diabétiques. Pour atteindre ses objectifs, le projet s’organise autour de cinq modules de recherche interdépendants (workpackages), ainsi que de deux modules complémentaires, WP0 et WP6, dédiés respectivement à la gestion du projet, à la diffusion des résultats et à leur valorisation (figure 4).

- **WP1** a pour objectif de développer une application smartphone (A1) destinée à détecter les zones d’hyperthermie et à analyser les variations thermiques de la voûte plantaire du pied dans le temps, en exploitant des techniques d’apprentissage profond.
- **WP2** vise également le développement d’une application mobile supplémentaire (A2) destinée à suivre la progression des ulcères au cours du temps.
- **WP3** a pour objectif à perfectionner la conception des semelles en utilisant les données thermiques analysées.
- **WP4** est consacré à la réalisation d’essais cliniques visant à prévenir et traiter les ulcères de la voûte plantaire à l’aide des applications développées (A1 et A2).
- **WP5** a pour objectif d’évaluer les applications en situation clinique réelle et de les perfectionner selon les retours des utilisateurs pour aboutir à des prototypes finalisés.

Cette thèse s’inscrit dans le cadre du premier module de travail (WP1) du projet

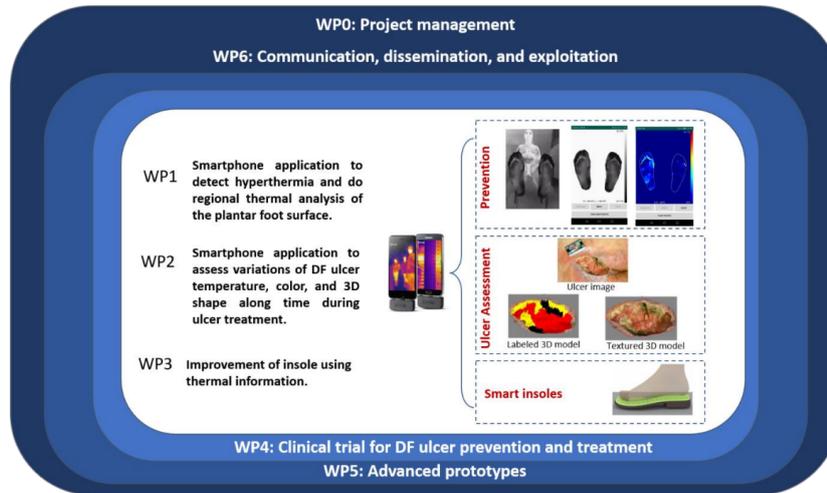


FIGURE 4 – L'organisation du projet STANDUP en workpackages.

STANDUP, dont l'objectif est de prévenir les ulcères du pied diabétique par la détection des zones d'hyperthermie de la voûte plantaire. Elle porte sur la mise en place d'études cliniques visant à évaluer l'intérêt de la mesure de la température pour le diagnostic du pied diabétique, à partir d'images thermiques obtenues avec un smartphone et la caméra FLIR ONE Pro, comme présenté dans la figure 4. Des informations complémentaires sur ce projet sont disponibles sur le site web dédié au projet : <https://www.standupproject.eu/>.

Deux travaux de thèse récents ont également été menés dans le cadre du premier module de travail (WP1) du projet STANDUP. Le premier, réalisé en 2020, avait pour objectif le développement de méthodes robustes de segmentation appliquées aux images thermiques du pied diabétique. Notre équipe a ainsi classé les approches étudiées en trois catégories principales : les méthodes aveugles, les contours actifs avec a priori de forme, et les méthodes d'apprentissage basées sur le Deep Learning. Ce travail a également été complété par une étude clinique transversale menée auprès d'un large groupe de patients diabétiques non ulcérés, visant à analyser les relations entre les paramètres cliniques et thermiques lors d'un test de stress thermique, tout en illustrant l'intérêt de la détection de l'hyperthermie chez les patients ulcérés. Le second travail de thèse a porté sur le développement du modèle DE-ResUnet [14], spécifiquement conçu pour la segmentation des images thermiques et couleur (RGB) de la voûte plantaire. Cette approche, adaptée à des images acquises dans des conditions non contraignantes, a montré une grande robustesse face aux variations de luminosité et aux déformations géométriques. En résolvant les limitations des méthodes précédentes, elle a été intégrée dans une application mobile dédiée à la détection des hyperthermies plantaires. Ce travail a également donné lieu à une étude clinique analytique visant à démontrer la pertinence des mesures thermiques pour le diagnostic des complications du pied diabétique et pour la classification des patients selon leur risque d'ulcération.

## Problématique

La surveillance et le suivi du pied diabétique sont réalisés de manière manuelle et subjective dans la pratique clinique, ce qui peut entraîner des erreurs d'évaluation. Récemment, la méthode de recalage d'images employée dans le cadre du projet (A1), appelée ICP (Iterative Closest Point), a montré certaines limites, notamment lorsque les deux pieds à aligner (droit et gauche) sont positionnés à des distances différentes de la caméra ou lorsque les images sont prises à des instants différents. Ces variations entraînent des différences de taille et de géométrie qui nécessitent l'utilisation de méthodes plus adaptées. Pour surmonter ces difficultés, le développement d'un nouveau système basé sur la thermographie s'avère essentiel afin d'améliorer la précision du suivi et de favoriser un diagnostic plus précoce et fiable du pied diabétique. Dans cette optique, des approches récentes basées sur des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) ont été explorées pour le recalage automatique des images thermiques. Ces méthodes permettent d'extraire des caractéristiques discriminantes et d'apprendre des transformations complexes, rendant le recalage plus robuste face aux variations de position, de taille ou d'orientation entre les images. L'intégration de telles approches dans le processus de suivi ouvre la voie à une analyse plus précise, automatisée et reproductible du pied diabétique.

## Objectif de la thèse

### Etude bibliographique

Nous avons commencé ce travail par une étude approfondie de la littérature afin d'identifier les recherches menées sur le recalage d'images dans le contexte du diagnostic précoce du pied diabétique par thermographie. Cette analyse nous a permis de recenser les principales méthodes utilisées pour le recalage controlatéral et multitemporel des images thermiques des voûtes plantaires, tout en mettant en évidence les approches développées et les limites observées. Ce travail préliminaire a ainsi permis de construire une vision précise des avancées actuelles dans ce domaine de recherche.

### Le recalage affine des images de la voûte plantaire par apprentissage profond

Afin d'assurer un alignement précis des images thermiques, le recalage automatique de la voûte plantaire constitue une étape clé dans l'analyse du pied diabétique. Ce processus est devenu particulièrement complexe lorsqu'il s'agit de gérer différentes contraintes, telles que les variations de position de camera entre les deux pieds (recalage controlatéral) ou les changements temporels entre des acquisitions successives (recalage multitemporel). Face à ces défis, Nous avons adopté des architectures neuronales avancées pour réaliser le recalage automatique des images thermiques de la voûte plantaire. Ces approches permettent d'estimer directement une matrice de transformation affine globale.

### Première étude clinique

La première étude clinique menée dans ce travail a évalué l'intérêt de la variation de température multitemporelle dans le diagnostic du pied diabétique et la classification des patients selon leur risque d'ulcération. À cet effet, une analyse statistique a été réalisée à partir des données médicales collectées lors des acquisitions hospitalières, ainsi que des données thermiques multitemporelles extraites des images obtenues avec la nouvelle approche du protocole STANDUP. Les résultats de cette étude confirment que les informations thermiques multitemporelles peuvent être intégrées en pratique clinique pour assister les professionnels de santé dans l'évaluation et le suivi des patients diabétiques.

### Seconde étude clinique

Le dernier objectif de ce travail a consisté à réaliser une étude comparative de la température plantaire après la marche entre deux types de semelles destinées aux patients diabétiques. Cette analyse repose sur l'évaluation des variations thermiques moyennes extraites des images thermiques acquises à l'aide de l'ancien protocole STANDUP, avant et après la marche, ainsi que sur l'étude des différences de température contralatérales. Les résultats obtenus soulignent l'intérêt des semelles comme solution thérapeutique prometteuse, pouvant favoriser une meilleure régulation thermique plantaire et contribuer à réduire les risques liés aux déséquilibres thermiques chez les patients atteints de neuropathie diabétique.

### Organisation de la thèse

Ce rapport de thèse porte sur la thématique du diagnostic précoce des troubles du pied diabétique à l'aide de l'imagerie thermique. Il est structuré en cinq chapitres.

Le premier chapitre de cette thèse sera consacré à la présentation du contexte médical dans lequel s'inscrira ce travail. Nous commencerons par la présentation des notions fondamentales relatives au diabète, au pied diabétique, ainsi qu'aux principales approches diagnostiques couramment utilisées en pratique clinique. Par la suite, nous passerons en revue les différentes technologies disponibles pour l'évaluation thermique de la voûte plantaire. Enfin, ce chapitre mettra en avant les enjeux liés à l'utilisation de la thermographie infrarouge dans le dépistage des complications du pied diabétique, en s'appuyant sur un état de l'art des travaux scientifiques menés sur cette problématique.

Le deuxième chapitre portera sur la description de la base de données des images thermiques de la voûte plantaire. Il présentera le protocole et le matériel utilisés pour l'acquisition des données issues de la seconde étude clinique, réalisée selon l'ancien protocole du projet STANDUP. Ensuite, le nouveau protocole d'acquisition développé dans le cadre du projet STANDUP sera détaillé, en précisant les critères ayant guidé le choix de ce système, notamment sa simplicité d'utilisation et son aspect ergonomique. Ensuite, les différentes campagnes d'acquisition menées dans le cadre du projet STANDUP seront détaillées, en particulier celles réalisées au Pérou, en France et au Maroc.

Le troisième chapitre sera dédié à la présentation des notions fondamentales liées au

recalage d'images, ainsi qu'aux principales approches existantes dans ce domaine. Dans un premier temps, les méthodes classiques de recalage affine seront décrites en détail. Par la suite, les concepts essentiels relatifs aux réseaux de neurones, en particulier les réseaux de neurones convolutifs (CNN), seront introduits, avec un focus sur leur principe de fonctionnement et leur application au recalage affine. Ce chapitre proposera également une revue des travaux antérieurs ayant traité le recalage affine des images thermiques de la voûte plantaire, en mettant en évidence les limites identifiées dans ces études et en suggérant des pistes d'amélioration par le Deep Learning pour obtenir un recalage plus précis. Enfin, la dernière partie sera consacrée à la description du processus proposé et des modèles de CNN adoptés pour le recalage affine, à la fois controlatéral et multitemporel, des images thermiques de la voûte plantaire. L'évaluation des performances de l'architecture développée viendra conclure ce chapitre.

Le quatrième chapitre présentera l'étude clinique réalisée auprès de patients diabétiques suivis à l'hôpital Dos de Mayo, au Pérou. Cette étude analytique aura pour objectif de démontrer l'intérêt de la variation de température multitemporelle dans le diagnostic et la classification des patients diabétiques selon différents groupes de risque. Ce chapitre débutera par la présentation de la population ayant participé à l'étude, ainsi que la description des examens cliniques effectués et des données collectées, qu'elles soient thermiques (monotemporelles et multitemporelles) ou médicales. La seconde partie détaillera l'ensemble des analyses statistiques effectuées et proposera une interprétation approfondie des résultats obtenus dans le cadre de cette étude.

Dans cinquième chapitre, nous allons présenter une analyse comparative de l'impact de deux types de semelles, Dimple et Conventionnelle, sur la régulation thermique du pied chez des patients atteints de neuropathie diabétique. Cette étude menée auprès de neuf participants repose sur l'évaluation des variations thermiques moyennes mesurées avant et après la marche. L'objectif est d'évaluer l'efficacité des semelles Dimple dans la stabilisation thermique de la voûte plantaire et d'examiner leur potentiel rôle préventif face aux déséquilibres thermiques susceptibles de favoriser l'apparition d'ulcérations plantaires chez les patients diabétiques.

Enfin, la conclusion revient sur les principaux résultats et apports de cette thèse, tout en proposant des perspectives de recherche liées à l'évaluation thermique du pied diabétique. Elle suggère notamment des pistes d'amélioration de la solution développée, à travers l'exploration d'approches complémentaires basées sur l'analyse de la surface plantaire par régions d'intérêt vasculaire ou mécanique.

## Liste des publications

### Journaux :

- Aferhane, Asma, et al. "Affine registration of thermal images of plantar feet using convolutional neural networks." *Biomedical Signal Processing and Control* 95 (2024) : 106407.

<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106407>.

- Aferhane, A., Douzi, H., Harba, R., Vilcahuaman, L., Almenar-Arasanz, A. J., Alfaro-Santafé, J., Arbañil, H., Teresa Arista, M., Naemi, R. (2025). An Evaluation of the Effect of Dimple Insoles on Foot Temperature in Diabetic Patients. *Sensors*, 25(5), 1623.

<https://doi.org/10.3390/s25051623>

- Aferhane, Asma, et al. "Cold stress test potential in diabetic foot diagnosis using a thermal camera and Artificial Intelligence.", *Smart Health Journal*. (En cours de révision)

### Conférences internationales :

- Aferhane, Asma, et al. "Affine Registration of Plantar Foot Thermal Images with Deep Learning : Application to Diabetic Foot Diagnosis." *The International Conference on Intelligent System and Smart Technologies*. Cham : Springer International Publishing, 2023.

[https://doi.org/10.1007/978-3-031-47672-3\\_37](https://doi.org/10.1007/978-3-031-47672-3_37).

# Contexte général

## Contents

<b>1.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>13</b>
<b>1.2</b>	<b>Diabète et pied diabétique</b>	<b>13</b>
1.2.1	Diabète	13
1.2.2	Quelques chiffres	14
1.2.3	Classification de diabètes	14
1.2.4	Pied diabétique	15
1.2.5	Mécanismes de l'apparition du pied diabétique	15
1.2.6	Diagnostic du pied diabétique	16
<b>1.3</b>	<b>Imagerie thermique au service de la médecine</b>	<b>19</b>
1.3.1	Impact du diabète sur la température	19
1.3.2	Imagerie médicale	20
1.3.3	Application médicale	21
<b>1.4</b>	<b>Thermographie et le pied diabétique</b>	<b>22</b>
1.4.1	La mesure de température du pied diabétique	22
1.4.2	Analyse des images thermiques de la voûte plantaire	27
<b>1.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>30</b>

## 1.1 Introduction

Ce travail de doctorat s'inscrit dans le cadre du projet européen H2020 intitulé "Smartphone Thermal Analysis for Diabetic foot Ulcer Prevention and Treatment (STANDUP)". Elle vise à développer et à adapter de nouvelles méthodes d'analyse thermique pour la prévention des complications du pied diabétique. Afin de mieux comprendre les fondements de ce travail, ce chapitre présente les notions essentielles relatives au diabète, aux pathologies du pied diabétique, ainsi qu'à la thermographie infrarouge et son utilisation dans l'évaluation de la voûte plantaire chez les patients diabétiques.

## 1.2 Diabète et pied diabétique

### 1.2.1 Diabète

Le diabète sucré ou diabète mellitus1 (DM), est un ensemble de troubles métaboliques chroniques, caractérisé par des niveaux élevés de glucose dans le sang,

appelés hyperglycémie chronique [15]. Cette condition résulte de l'incapacité des cellules du pancréas à produire une quantité suffisante d'insuline ou de l'utilisation inadéquate de cette hormone par l'organisme ou des deux [16]. L'insuline est une hormone produite naturellement par le pancréas, qui agit comme un régulateur en maintenant la glycémie dans des valeurs normales. En effet, l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a établi des critères diagnostiques pour l'hyperglycémie, définissant un taux de glycémie à jeun supérieur ou égal à 1,26 g/L (7,0 mmol/L), mesuré lors de deux prises de sang consécutives [17].

### 1.2.2 Quelques chiffres

En quelques décennies, le diabète sucré (DM) est devenu une préoccupation majeure de santé publique. Selon les estimations de la Fédération Internationale du Diabète (FID) sur la prévalence du diabète en 2021 [18], cette maladie touche actuellement plus de 537 millions d'adultes âgés de 20 à 79 ans dans le monde, contre seulement 151 millions en 2000. La FID prévoit une évolution mondiale inquiétante, avec une estimation de 643 millions de personnes atteintes de diabète (11,3 %) d'ici 2030, et 783 millions (12,2 %) d'ici 2045.

Ces chiffres alarmants reflètent l'impact économique significatif du diabète sur les systèmes de santé mondiaux, principalement en raison des coûts médicaux élevés associés à la gestion de la maladie. En effet, Selon le FID, les dépenses mondiales directes associées au diabète devraient atteindre 1,03 trillion USD d'ici 2030 et 1,05 trillion USD d'ici 2045. De plus, Par ailleurs, le diabète demeure la principale cause mondiale d'amputation non traumatique et la première cause de cécité chez l'adulte, représentant ainsi un défi majeur pour la santé publique mondiale.

L'augmentation de la prévalence du diabète est largement attribuée à des facteurs tels que l'obésité et les changements démographiques. Dans ce contexte, il est essentiel que les gouvernements, notamment ceux des pays en développement, mettent en place des politiques et des stratégies efficaces pour ralentir cette tendance. Il devient crucial de renforcer les efforts de prévention et d'améliorer la gestion du diabète à tous les niveaux, afin de limiter l'impact de cette maladie sur les individus et les systèmes de santé.

### 1.2.3 Classification de diabètes

Le diabète est classé en trois catégories principale : le diabète type 1, le diabète type 2 et le diabète gestationnel.

- Le diabète type 1 : Ce type est appelé également diabète insulino-dépendant, est caractérisé par une absence totale de production d'insuline en raison d'une réaction auto-immune où le système immunitaire attaque et détruit les cellules bêta responsables de la production d'insuline [19]. En l'absence d'insuline, les muscles consomment une quantité insuffisante de glucose, tandis que le foie ne parvient plus à remplir son rôle de stockage de ce glucose. Ce type touche environ 10% des diabétiques est généralement découvert chez les enfants et les jeunes adultes [20]. Les personnes atteintes ce type de diabète dépendent d'injections quotidiennes d'insuline pour assurer leur survie.
- Le diabète type 2 : Précédemment connu sous le nom de diabète non insulino-dépendant ou diabète de l'adulte, Ce type de diabète se caractérise par une

résistance ou une faible sensibilité à l'insuline, ce qui signifie que le pancréas ne produit pas suffisamment d'insuline. Le diabète de type 2 touche la majorité des diabétiques (environ 90%)[18], il est le plus fréquent chez les personnes de plus de 40 ans. mais il touche également les adolescents, souvent en raison d'un mode de vie malsain et du manque d'activité physique.

- Le diabète gestationnel : Également appelé diabète de grossesse, ce type de diabète touche environ 3% à 20% des femmes enceintes. Il se développe uniquement pendant la grossesse, notamment au cours du troisième trimestre, en raison de la résistance à l'insuline induite par les hormones produites par le placenta[21].

#### 1.2.4 Pied diabétique

Le pied diabétique représente l'une des complications les plus graves et complexes du diabète, difficile à prévenir et à traiter. En tant que principale zone de contact avec le sol, le pied joue un rôle essentiel dans l'équilibre et le mouvement du corps humain. Il assure des fonctions importantes telles que le soutien, l'absorption des chocs et les frottements pendant de la marche. Cependant, lorsque ces fonctions sont altérées, notamment dans le cas dans le diabète, une pression excessive s'exerce sur le pied, ce qui peut entraîner des dommages aux tissus mous, aux articulations et aux os.

D'après Ha Van et al[22]. Le pied diabétique correspond à un ensemble d'infections, d'ulcérations ou destructions des tissus profonds du pied, souvent associées à une neuropathie et/ou une artériopathie périphérique des membres inférieurs chez les individus présentant un diabète.

Par ailleurs, L'ulcère diabétique est l'une des complications les plus courantes du diabète mal contrôlé. Il est souvent précédé par environ 15 jours d'inflammation et peut entraîner des infections si non traité, aboutissant souvent à un ulcère du pied [23]. Un ulcère survient généralement après une blessure au niveau du pied, que le patient ne ressent pas en raison de la neuropathie. Dans les cas les plus graves, ils peuvent entraîner l'amputation des membres inférieurs. Ces ulcères sont fréquemment difficiles à traiter, ce qui nécessite des hospitalisations prolongées et des soins continus.

#### 1.2.5 Mécanismes de l'apparition du pied diabétique

Les principaux facteurs de risque des ulcères du pied diabétique sont la neuropathie périphérique (NP) et l'artériopathie oblitérante des membres inférieurs (PAD), incluant l'ischémie [24][10].

- **La neuropathie périphérique :** La neuropathie périphérique est l'une des complications les plus fréquentes du diabète, définie par la présence de symptômes de dysfonctionnement du système nerveux périphérique (atteinte d'un ou plusieurs nerfs). Elle provoque généralement par des picotements, des douleurs et une perte progressive de sensibilité, débutant aux extrémités (orteils et doigts) avant de s'étendre le long des membres. Par ailleurs, elle peut également altérer d'autres fonctions corporelles, comme la circulation sanguine. La diminution ou la perte de sensibilité dans les pieds constitue

un facteur de risque majeur, car elle empêche souvent la détection des blessures, favorisant ainsi le développement d'ulcères difficiles à traiter, qui peut conduire à une gangrène ou à une amputation. La neuropathie périphérique, en détériorant les fonctions sensorielles, entraîne également une perte de sensibilité thermique et tactile, augmentant considérablement les risques pour les patients.

Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS), près de la moitié des personnes atteintes de diabète développeront une neuropathie périphérique au cours de leur vie. De plus, le risque d'amputation chez ces patients est estimé à dix fois supérieur à celui des non-diabétiques. Un bon contrôle glycémique, associé à des traitements antalgiques adaptés, constitue une stratégie essentielle pour limiter l'évolution et les conséquences de cette complication.

- **L'artériopathie des membres inférieurs** : Appelée aussi artériopathie oblitérante des membres inférieurs (PAD), cette affection qui touche partiellement ou totalement les artères situées entre le genou et les orteils, ce qui réduit le flux sanguin et entraîne des symptômes d'ischémie. Ce dernier terme désigne la diminution de l'apport sanguin, empêche ainsi les tissus de recevoir suffisamment d'oxygène et de nutriments, ce qui peut provoquer des douleurs dans les jambes lors de la marche (claudication), des difficultés de cicatrisation des ulcères, et un risque accru d'infections et de nécrose. L'PAD est plus fréquente chez les personnes diabétiques, avec un risque d'atteinte artérielle 4 à 6 fois plus élevé que chez les individus non diabétiques[25]. Cependant, le diagnostic de l'PAD est souvent compliqué par la présence concomitante de neuropathie, rendant difficile la distinction entre les deux pathologies. On estime que seulement 15 % des ulcères du pied diabétique sont d'origine artérielle, bien que de nombreuses plaies résultent d'une combinaison de neuropathie et d'artériopathie, ce qui complique la prise en charge et le traitement.

### 1.2.6 Diagnostic du pied diabétique

Les ulcères diabétiques représentent les affections podologiques les plus fréquentes chez les personnes diabétiques, pouvant entraîner une amputation des membres inférieurs. Les professionnels de santé occupent une position cruciale dans la prévention et la prise en charge des facteurs de risque associés à ces amputations. Il est recommandé que chaque patient diabétique soit soumis à un examen médical annuel afin de détecter précocement d'éventuelles complications. Un traitement précoce et adapté des ulcères permet généralement d'éviter les complications graves et de réduire de manière significative le risque d'amputation. Le diagnostic précoce de ces facteurs de risque repose sur un ensemble d'examens cliniques, incluant des examens dermatologiques et musculosquelettiques du pied, ainsi qu'une évaluation neurologique et vasculaire approfondie.

L'évaluation dermatologique et musculosquelettique du pied constitue la première étape de l'examen, permettant au spécialiste d'analyser l'état de la peau (couleur, épaisseur, sécheresse, température, présence de callosités, infection, ... etc.) [26] et de détecter les anomalies ou les déformations structurales du pied. Cette évaluation permet également d'identifier des signes de complications, tels que des infections et des troubles de la circulation ou de la sensibilité. Une attention particulière est portée à la recherche de zones de pression excessive qui pourraient être liées à des

déformations ou à des chaussures mal adaptées.

Un examen neurologique est ensuite effectué pour détecter les troubles liés à la perte de sensation protectrice (LOPS : Loss Of Protective Sensation). Cette perte de sensibilité entraîne des changements de posture et les points d'appui au sol, ce qui peut provoquer l'apparition de zones d'hyperpression. Le diagnostic de la neuropathie est accessible grâce à des méthodes simples, ne nécessitant pas d'équipement coûteux, notamment le test au monofilament 10 g, souvent associé à des outils complémentaires tels que le diapason 128 Hz, le test de piqûre, l'évaluation des réflexes et les vibrations électriques[27].

Le test monofilament de 10g est l'outil le plus couramment utilisé et recommandé dans les hôpitaux à travers le monde. Il constitue un examen simple, peu coûteux et portable utilisée principalement pour détecter la perte de sensibilité au niveau de la voûte plantaire (neuropathie). L'examen consiste à appliquer le filament sur des points précis de la surface du pied (figure.1.1.c). En présence d'un risque de blessure, le patient ne ressentira pas le filament lorsqu'il sera appliqué sur la zone ciblée. La figure.1.1.a présente les zones couramment testées avec le filament.



FIGURE 1.1 – Examens médicaux effectués lors d'une consultation pour pied diabétique.

La consultation de pied diabétique nécessite également une examination vasculaire pour évaluer la circulation sanguine et détecter les maladie artérielle périphérique (PAD, Peripheral Arterial Disease). L'examen commence par la palpation manuelle des pouls des pieds pour vérifier la présence de circulation sanguine, comme montre dans la figure.1.1.b . En présence de symptômes tels que la claudication, des douleurs au repos ou des ulcères non cicatrisés, un examen Doppler ultrasonore est recommandé. Cet examen permet de mesurer l'indice brachial de la cheville (Ankle Brachial Index, ABI)[28], un paramètre essentiel dans le diagnostic. L'ABI est calculé séparément pour chaque jambe (voir figure.1.1.d), en divisant la pression systolique mesurée à la cheville par la pression systolique la plus élevée au bras. Un ABI inférieur à 0,90 est considéré comme pathologique et indique un risque accru de complications vasculaires[29]. Bien que l'examen soit essentiel pour le diagnostic, il nécessite du temps et des compétences techniques pour être effectué de manière adéquate.

À la suite des examens médicaux réalisés, comme décrit précédemment. le spécialiste est en mesure de classer le patient dans une catégorie de risque concernant le développement d'ulcères. Ces classifications permettent de guider le traitement et l'orientation thérapeutique, ainsi que de déterminer la fréquence des suivis par le généraliste ou le spécialiste. Une catégorie de risque plus élevée indique non seule-

ment un risque accru d'ulcération, mais aussi une probabilité plus grande d'hospitalisation et d'amputation [30], ce qui nécessite une surveillance régulière et la mise en place d'interventions précoces.

Cette classification peut varier d'un pays à l'autre en fonction des contextes géographiques et des pratiques cliniques locales. Cependant, le modèle le plus largement adopté et reconnu au niveau international est celui développé par Boulton et al [9], qui divise les patients diabétiques en quatre catégories principales, comme la montre le tableau 1.1. Dans la catégorie de risque 0 (risque faible), les

Catégorie	Complications	Suggestions de traitement	Suivi recommandé
$R_0$	Le patient ne présente ni de déformations du pied, ni de LOPS, ni de PAD.	Éducation des patients et recommandations sur le choix de chaussures adaptées.	Contrôle annuel (par un généraliste ou un spécialiste).
$R_1$	Patients avec des troubles neurologiques (LOPS), avec ou sans déformations.	<ul style="list-style-type: none"> <li>— Envisager des chaussures réglementaires ou accommodantes.</li> <li>— Envisager une chirurgie prophylactique si la déformation ne peut pas être accommodée en toute sécurité dans les chaussures.</li> <li>— Continuer à sensibiliser et à éduquer les patients.</li> </ul>	Tous les 3 à 6 mois (selon l'évaluation clinique).
$R_2$	Patients avec des troubles artériels (PAD), $\pm$ LOPS.	<ul style="list-style-type: none"> <li>— Recommander des chaussures prescriptives ou accommodantes.</li> <li>— Proposer une consultation vasculaire pour un suivi intégré.</li> </ul>	Tous les 2 à 3 mois.
$R_3$	Patients avec des antécédents d'ulcération ou d'amputation.	<ul style="list-style-type: none"> <li>— Recommandations similaires à celles de la catégorie <math>R_2</math>.</li> <li>— Envisager une consultation vasculaire en cas de présence de PAD.</li> </ul>	Toutes les 4 à 8 semaines.

TABLE 1.1 – Classification Clinique des Patients Diabétiques Basée sur les Examens Médicaux [9].

patients ne présentent pas de complications liées au pied diabétique. En général, ces patients doivent recevoir des recommandations sur les soins des pieds et être exa-

minés annuellement par un spécialiste, notamment l'hygiène, l'inspection régulière et la prévention des blessures. Les patients de la catégorie de risque 1 définis comme ayant un risque modéré, présentent une neuropathie diabétique avec ou sans déformations du pied. En raison de ce risque, un suivi plus fréquent est recommandé, avec des consultations tous les 3 à 6 mois par un généraliste ou un spécialiste. De plus, Les patients des catégories 2 et 3, classés respectivement comme ayant un risque élevé et sévère. Les patients de cette catégorie ont généralement des antécédents d'ulcération, des amputations, ou présentent des maladies vasculaires périphériques. La prise en charge de ces patients nécessite un suivi intensif et spécialisé, incluant une surveillance fréquente des pieds, des soins d'ulcères si présents, et une évaluation régulière de la circulation sanguine. Il est recommandé qu'ils soient suivis tous les 1 à 2 mois par un spécialiste en soins du pied diabétique ou dans des cliniques spécialisées.

Il est essentiel de préciser que l'absence de symptômes ne garantit pas la santé des pieds. En effet, le patient peut souffrir de neuropathie, de maladie vasculaire périphérique ou même d'ulcères, sans ressentir de douleur. Cette absence de symptômes, peut entraîner un retard dans la détection et la prise en charge de ces affections. Par conséquent, un examen régulier des pieds, accompagné de l'inspection des chaussures et des chaussettes, est essentiel pour identifier les anomalies ou les ulcères précoces. Cela permet de prévenir les complications graves, telles que les infections ou les amputations, en assurant une intervention rapide.

## 1.3 Imagerie thermique au service de la médecine

La thermographie, véritable alliance entre technologie avancée et science médicale

### 1.3.1 Impact du diabète sur la température

Comme indiqué dans la section 1.2.5, le pied diabétique peut être associé à une neuropathie ou une atteinte vasculaire. Dans certains cas, l'apport sanguin au niveau du pied est altéré, ce qui affecte la température cutanée. L'observation de cette température peut alors permettre de quantifier ces altérations et de suivre l'évolution de la pathologie. Plusieurs études ont examiné la relation entre la thermorégulation et les complications du pied diabétique. Chao et Cheing [31] et Schramm et al. [32] ont montré que les altérations vasculaires peuvent être observées grâce à la thermographie infrarouge. Selon ces études, Ces altérations entraînent des changements structurels et fonctionnels dans nerfs et des vaisseaux sanguins, ce qui réduit souvent l'apport en nutriments et provoque une élévation de la température au niveau du pied. Ces changements surviennent généralement à la suite du développement de la neuropathie, ce qui complique la régulation de la température et du flux sanguin, aggravant ainsi les symptômes chez les patients diabétiques.

- **Changements structurels** : l'hyperglycémie chronique, responsable de la neuropathie, entraîne souvent à un épaissement de la membrane basale des capillaires, réduisant leur lumière et donc l'apport en nutriments aux tissus, Cette altération est plus marquée dans les régions du pied où la pression

est plus élevée. Bien que la taille des capillaires soit réduite le débit sanguin ne diminue pas nécessairement, voire est souvent augmenté, en raison de la dilatation des vaisseaux plus profonds, ce qui diminue l'efficacité de l'apport en nutriments aux surfaces du pied et complique la guérison des blessures.

- **Changements fonctionnels** : Les altérations observées dans le pied diabétique sont liées à des dysfonctionnements dans l'utilisation de l'oxyde nitrique (NO), essentiel à la thermorégulation. Bien que sa production soit normale, son efficacité est altérée dans le diabète, ce qui empêche une vasodilatation adéquate et perturbe la régulation de la température cutanée [33]. Au repos, les différences de température entre les diabétiques avec neuropathie périphérique (DNP) et les témoins sont généralement faibles, mais ces différences deviennent plus marquées lors d'une hyperémie. En l'absence de neuropathie, aucune différence significative n'est observée. Sous une sollicitation extérieure (stress thermique), la neuropathie diminue la libération des substances impliquées dans la régulation du débit sanguin, ce qui limite la capacité du corps à ajuster sa température, rendant ainsi plus difficile la gestion de la chaleur, notamment dans des environnements chauds.

### 1.3.2 Imagerie médicale

Au-delà de la lumière visible, qui capte notre attention, le spectre électromagnétique contient de nombreuses formes de rayonnement, souvent invisibles à l'œil humain, mais important dans divers domaines scientifiques (figure.1.2). Parmi ces rayonnements se trouve le rayonnement infrarouge, découvert en 1800 par l'astronome Frederick William Herschel [34]. Ce dernier a mis en évidence une relation directe entre la température des objets et l'énergie qu'ils émettent sous forme de chaleur. En mesurant ce rayonnement, Herschel a non seulement confirmé la présence de ce phénomène invisible, mais a également ouvert la voie à des applications dans de nombreux domaines, tels que l'astronomie, les véhicules autonomes [35], les applications militaires [36], le nucléaire [37], la surveillance [38], et plus particulièrement en médecine [39].

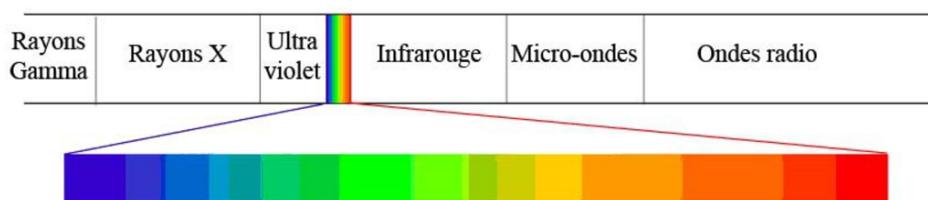


FIGURE 1.2 – Les types de rayonnements dans le spectre électromagnétique.

La thermographie infrarouge consiste à convertir les mesures des rayonnements infrarouges en une image radiométrique, permettant ainsi de lire les valeurs de température. Chaque pixel de l'image correspond à une mesure précise de température, ce qui permet de détecter des variations thermiques. En imagerie médicale, ces variations peuvent identifier des anomalies telles que des inflammations, des déséquilibres vasculaires ou des dysfonctionnements métaboliques. Grâce aux caméras thermiques, qui offrent un outil puissant et non invasif, et à leur capacité à fournir des informations précises en temps réel, la thermographie infrarouge

s'est imposée comme un outil clé en médecine [40]. Complémentaire à d'autres modalités telles que l'échographie ou l'IRM, elle contribue à la détection précoce et à la gestion efficace des pathologies. Son rôle est également crucial dans le suivi des maladies chroniques, où elle permet une surveillance continue et précise de l'état des patients. Ce n'est que vers la fin des années 90 que les progrès technologiques ont permis de rendre les caméras infrarouges plus accessibles, grâce notamment à l'intégration de batteries pour les rendre portables et à l'introduction de technologies moins coûteuses, réduisant ainsi le prix des caméras.

### 1.3.3 Application médicale

La thermographie est une technique de mesure précise de la température corporelle, permettant de visualiser ces informations sans nécessiter de contact physique. Elle constitue un outil puissant pour les spécialistes de santé dans le diagnostic des anomalies de température, qui peuvent indiquer des problèmes de santé, en utilisant l'énergie rayonnée par sa peau, avec une précision pouvant atteindre un centième de degré Celsius. Non invasive, sans contact, économique, rapide et indolore, la thermographie s'est rapidement imposée comme une technologie essentielle dans le domaine médical. Le Tableau.1.2 présente plusieurs études médicales récentes qui illustrent l'application de l'imagerie thermique dans divers contextes cliniques.

TABLE 1.2 – État de l'art des études médicales en thermographie infrarouge (IRT).

Auteur	Année	Étude
Mambou et al [2]	2018	Détection du Cancer du Sein.
Damião et al [41]	2021	diagnostic des nodules thyroïdiens.
Dang et al [42]	2021	Évaluation de la profondeur des brûlures et du potentiel de guérison.
Vasdev et al [43]	2022	Détection de l'inflammation et évaluation de l'arthrite rhumatoïde du genou.
Zabolotnyi et al [44]	2023	Diagnostic du phénomène de Raynaud (trouble circulatoire des doigts).

Les premières études sur le rayonnement infrarouge émis par le corps humain remontent aux travaux de Hardy dans les années 1930, qui ont proposé que la peau humaine puisse être considérée comme un corps noir rayonnant [45][46]. Ce rayonnement thermique, détectable à l'aide de caméras thermiques, repose sur les variations de la microcirculation près de la surface cutanée, ce qui permet de créer un modèle thermique distinct pour chaque région du corps. Cette propriété rend l'imagerie thermique particulièrement efficace pour surveiller les variations de température dans différentes zones corporelles au fil du temps. De plus, une étude de Ring et al. [47] a mis en évidence l'évolution de l'utilisation de la thermographie en médecine, en la présentant comme un moyen de visualiser les schémas spatiaux et temporels de la température du corps humain, que ce soit dans les états de santé ou de maladie, sur une période de 25 ans.

Un exemple pertinent de l'utilisation de l'imagerie thermique au service de la médi-

cine est illustré par les blessures du genou chez les skieurs alpins (voir la figure.1.3), qui présentent un taux élevé de blessures graves, notamment la rupture du ligament croisé antérieur (LCA), est fréquemment observée [48]. La figure 5.b, prise 6 semaines après une rupture isolée du LCA du genou droit, montre une hyperthermie marquée autour de la rotule inférieure, indiquant un processus inflammatoire accompagné de gonflement et de douleur. Six mois après un programme de rééducation intensif, l'image à droite révèle une diminution notable de l'inflammation. Le diagnostic précoce des pathologies humaines à l'aide d'images thermiques

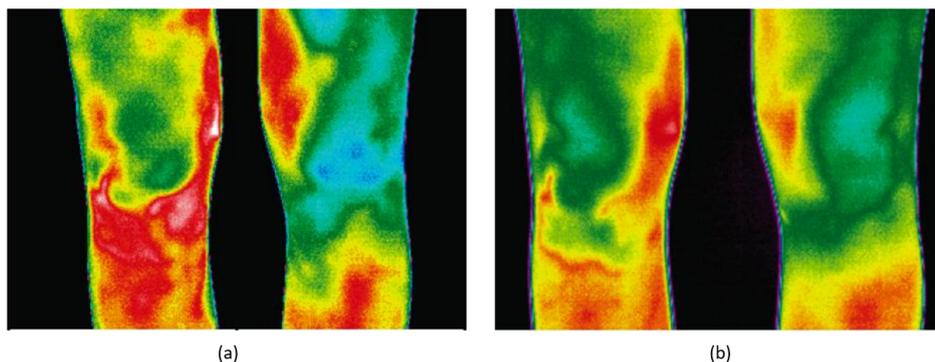


FIGURE 1.3 – L'image montre les genoux d'une personne avec une rupture du LCA.(a) montre le genou avec rupture du LCA, et (b) montre le même genou après 6 semaines de rééducation. [1]

infrarouges repose sur la détection d'anomalies thermiques qui peuvent indiquer des changements physiopathologiques avant l'apparition des symptômes cliniques. Parmi les maladies pouvant être diagnostiquées par la thermographie, comme le montre le tableau 1.2, on retrouve les nodules thyroïdiens [41], qui résultent d'une prolifération cellulaire dans la glande thyroïde. Les nodules cancéreux ou suspects peuvent présenter des zones de chaleur plus marquées en raison d'une augmentation du flux sanguin et d'un métabolisme plus élevé, caractéristiques des tissus tumoraux. La thermographie est également utilisée pour détecter des signes précoces de cancer du sein [2], en surveillant les variations de température liées aux premiers changements physiologiques des tissus. Contrairement à d'autres techniques d'imagerie comme la mammographie, l'échographie ou l'IRM, qui se concentrent principalement sur la détection physique de la tumeur, la thermographie met l'accent sur la détection de la chaleur produite par l'augmentation du flux sanguin et les changements métaboliques associés à la formation et à la croissance tumorale (figure.1.4).

## 1.4 Thermographie et le pied diabétique

### 1.4.1 La mesure de température du pied diabétique

La thermographie est devenue un outil essentiel dans le contrôle et la prévention des complications liées au pied diabétique, particulièrement, dans la détection des anomalies thermiques associées. Plusieurs techniques, telles que la thermographie

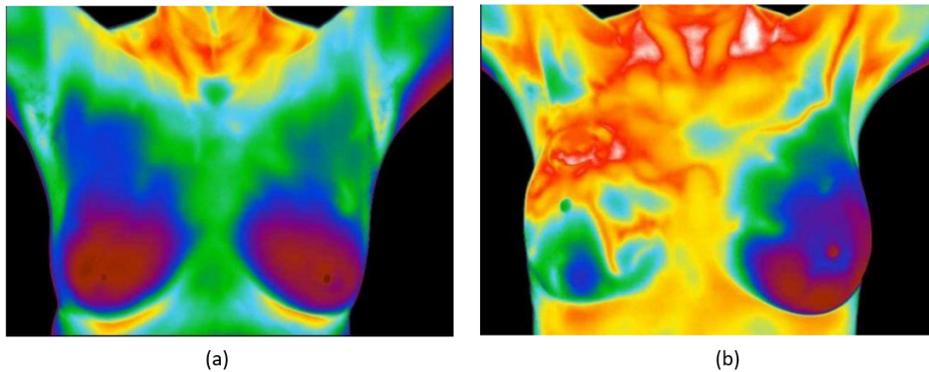


FIGURE 1.4 – Exemple d’image thermique : (a) d’une femme en bonne santé et (b) d’une femme atteinte du cancer du sein, à gauche - à un grade avancé [2].

à cristaux liquides (LCT) [49] et la thermométrie infrarouge ponctuel (à contact) et sans contact (les caméras thermiques) [50][12]. Ces techniques ont été explorées pour leur capacité à détecter les changements de température à la surface de la peau.

Les thermomètres thermiques ponctuels ont été utilisés dans les premières études sur la température de la peau du pied pour l’auto-évaluation. Cependant, cette méthode présente des inconvénients, notamment le risque de manquer des points chauds qui ne se trouvent pas aux endroits prédéfinis. De plus, elle est peu pratique, car elle enregistre la température uniquement à un point précis, ce qui ne permet pas une analyse complète. C’est pourquoi l’imagerie thermique infrarouge (IRT) a été utilisée dans les études suivantes. L’IRT permet de capturer toute la surface plantaire et les pieds, tout en étant sans contact et plus facile à utiliser. Les différences thermiques peuvent aussi être mesurées à l’aide de logiciels ou d’applications. Au départ, les caméras infrarouges étaient trop chères pour une utilisation à domicile, mais avec la commercialisation de caméras infrarouges à bas prix, notamment celles intégrées aux smartphones, les coûts ont beaucoup baissé. Aujourd’hui, des études sur l’utilisation à domicile sont donc possibles et permettent de mettre en place des systèmes de surveillance thermique accessibles.

#### 1.4.1.1 Thermographie par contact

La thermographie par contact à cristaux liquides connue sous le nom anglais « Liquid Cristal Thermography (LCT)», consiste d’utiliser de matériaux qui changent de couleur en fonction des variations de température, qui permet une représentation visuelle de la distribution de température thermiques [49][51]. Cette technique, qui nécessite un contact direct avec la peau, produit une image temporaire de la distribution thermique sous forme d’une empreinte colorée et s’efface après quelques minutes. Benbow et al. [52] a utilisé cette même technologie pour mesurer la température moyenne de la voûte plantaire chez les patients atteints de la neuropathie périphérique. Ils ont observé que des élévations de température étaient associées à un risque élevé de développer des ulcérations neuropathiques du pied. Deux dispositifs commerciaux basés sur cette technologie sont le SpectraSole

Pro 1000 [53] et le TempStat [54], comme illustré dans la figure.1.5.



FIGURE 1.5 – Technologie de mesure thermique : (a) TempStat et (b) SpectraSole Pro 1000.

Le SpectraSole Pro 1000 se présente sous la forme d'un classeur pliable à poser au sol lors de l'examen. Le patient place ses deux pieds sur les plaques à cristaux liquides, comme illustré dans la figure 14. Cet appareil est destiné au diagnostic préventif et au suivi du processus de guérison des complications liées au pied diabétique, tandis que le TempStat est conçu pour un usage personnel à domicile, qui permet à la fois de visualiser les zones chaudes du pied et de servir de balance pour le pesage du poids. Ces appareils présentent des limitations, notamment le risque de manquer des points chauds qui ne se trouvent pas aux emplacements préétablis. De plus, l'approche manque de convivialité, car les changements de température sont enregistrés sur un point précis, ce qui ne permet pas une évaluation complète de la zone spécifique, qui nécessite un soutien d'infirmière disponible en cas de besoin.

#### 1.4.1.2 Thermométrie infrarouge à contact

Pour la thermographie infrarouge, l'étude de Lavery et al. [55] considéré l'une des premières à avoir validé l'utilisation d'un thermomètre dermique portable par les patients eux-mêmes pourrait identifier les zones d'inflammation avant la destruction de la peau. L'objectif était de mesurer la température de la voûte plantaire chez des patients neuropathiques à différents stades : avant, pendant et après la guérison des ulcères, en utilisant l'instrument thermique "TempTouch" (figure 1.6), dans le but de réduire l'incidence des complications du pied. Par la suite, Lavery et al. [56] et Armstrong et al. [11] ont évalué l'efficacité du thermomètre infrarouge à contact TempTouch comme outil préventif chez des patients diabétiques à un risque élevé d'ulcération. Cette dernière étude a montré l'utilisation de cet appareil permettait de réduire l'incidence des ulcères du pied diabétique de 70 % [11]. Cette technologie présente également certaines des limitations, notamment la prise manuelle de la température à des points spécifiques du pied. Cela rend la méthode subjective, car elle ne permet pas d'obtenir une visualisation complète de la distribution thermique sur l'ensemble du pied, ni de détecter automatiquement les complications potentielles.

Cependant, bien que le thermomètre TempTouch ait prouvé son efficacité, plusieurs limitations subsistent, notamment la prise manuelle de la température à des points spécifiques du pied, qui nécessite que le patient prenne des mesures à des points spécifiques du pied. Cela rend la méthode subjective, car elle ne permet pas



FIGURE 1.6 – TempTouch : Thermomètre infrarouge à contact pour mesures ponctuelles.

d'obtenir une visualisation complète de la distribution thermique sur l'ensemble du pied. De plus, cette méthode ne permet pas de détecter automatiquement les anomalies thermiques dans des zones difficiles d'accès ou peu visibles, ce qui complique la détection de complications du pied.

#### 1.4.1.3 Thermométrie infrarouge sans contact

La détection précoce des complications liées au pied diabétique, notamment la neuropathie diabétique, repose de plus en plus sur l'analyse précise des variations thermiques de la voûte plantaire à l'aide de la thermographie infrarouge sans contact [12]. Cette approche a démontré sa capacité à identifier les anomalies thermiques associées à des risques de complications. Brånemark et al [57] ont comparé les modèles de distribution thermique des mains et des pieds entre des individus non-diabétiques et diabétiques. Leur étude a permis de trouver des anomalies caractéristiques dans les schémas thermiques des pieds de jeunes diabétiques, avec ou sans complications vasculaires.

Dans le même cadre, l'application du concept d'angiosome a permis de segmenter le pied en quatre régions distinctes, correspondant à différents angiosomes, ce qui a facilité l'analyse thermique des patients diabétiques, comme montrer dans [5]. Les auteurs ont montré que la différence de température entre les pieds gauche et droit n'était pas significative pour l'analyse globale du pied, mais que l'identification des points chauds permettait de repérer des zones qui se sont ensuite révélées être des ulcères. Hernandez-Contreras et al. [58] ont proposé un indice, le TCI (Thermal Change Index) basé sur les mesures de température des angiosomes chez les patients diabétiques et non diabétiques, ils ont montré qu'une différence thermique d' $1^{\circ}\text{C}$  était suffisant à identifier des différences notables dans les profils thermiques des deux groupes.

Un diagnostic incorrect est souvent associé à une mauvaise prédiction des complications du diabète (DM), en particulier en ce qui concerne le risque d'amputation chez les patients présentant des ulcères du pied diabétique (DF). Une différence de température supérieure à un seuil prédéfini entre une même région des deux pieds

peut être utilisée comme indicateur pour détecter des régions anormales (Hyperthermie) dans les pieds et prédire la formation d'un ulcère [59]. Gatt et al. [60] ont démontré que l'élévation de la température dans certaines zones du pied augmentait la probabilité de complications ischémiques, neuropathiques ou neuro-ischémiques. De plus, Vilcahuaman et al. [12] ont suggéré l'utilisation de caméras thermiques (Figure.1.7) pour analyser la variation de température de la voûte plantaire, qui permet de visualiser la distribution de la température sur l'ensemble de la surface plantaire, comme présenté dans la figure.1.8. Cette technologie simple et non invasive a connu une évolution considérable ces dernières années, devenant ainsi l'une des plus utilisées dans ce domaine, à partir de l'imagerie thermique. Ils ont extrait des informations thermiques telles que la température moyenne de la surface plantaire et la différence de température entre les pieds gauche et droit. Ces informations ont été utilisées pour identifier les patients souffrant d'hyperthermie. Enfin, les travaux de Bougrine et al. [61][62] ainsi que ceux de Bouallal et al. [63] [14] ont poursuivi ces recherches en appliquant la thermographie pour diagnostiquer les zones à risque d'ulcération. Ils ont également introduit de nouvelles méthodes d'acquisition et de traitement des images thermiques afin d'améliorer la précision du diagnostic et de renforcer le rôle de la thermographie infrarouge dans le suivi du pied diabétique.

Les récents développements observés dans le domaine clinique indiquent que

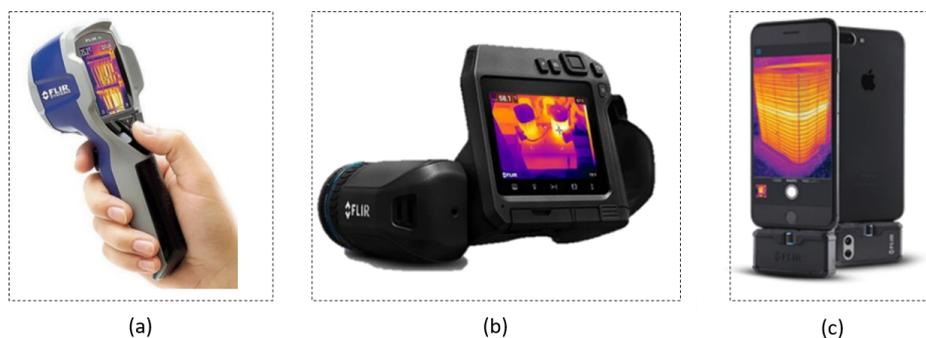


FIGURE 1.7 – Exemples de caméras thermiques pour l'analyse de la voûte plantaire. (a) Caméra Flir i5, (b) Caméra professionnelle Flir E85 et (c) Caméra FlirOne Pro attachée à un smartphone.

la thermographie non contact est de plus en plus adoptée ces dernières années. Elle s'est révélée être une méthode efficace pour surveiller l'évolution des lésions, en particulier dans les pathologies inflammatoires ou ischémiques, qui peuvent détecter les mesures de température à partir d'images thermiques, comme montré dans la figure.1.8. De plus, cette technologie permet de mesurer la distribution de température sur n'importe quelle surface, quelle que soit sa forme, contrairement à la thermographie à contact notamment thermographie cristaux liquides (LCT), qui nécessite une pression uniforme pour garantir des mesures fiables. Plusieurs défis techniques doivent être relevés, notamment la position du patient et de la caméra, la nécessité d'intégrer d'autres modalités d'imagerie, ainsi que le recalage et l'analyse automatisée des images. Les systèmes d'imagerie thermique avancés deviennent de plus en plus accessibles, leur coût reste un facteur déterminant quant à leur adoption

par les établissements de santé pour la surveillance des patients.



FIGURE 1.8 – Exemple d’image thermique du pied diabétique (voûte plantaire)

## 1.4.2 Analyse des images thermiques de la voûte plantaire

### 1.4.2.1 Analyse indépendante du pied

Cette approche consiste à analyser la température de chaque pied séparément. L’étude réalisée par Ammer et al. [64] visait à établir une corrélation entre l’élévation de la température dans certaines zones de la voûte plantaire et l’apparition de callosités, et la déformation des orteils. Cette étude menée sur des patients diabétiques, a montré que la moitié des participants présentant des complications liées au diabète avaient une température plantaire élevée. Cependant, les auteurs ont conclu qu’aucune corrélation n’a pu être établie entre l’augmentation de température dans les zones correspondantes et les changements de la peau ou les déformations du pied. Dans une autre étude, Sun et al. [65] ont observés que la température variait au sein des différentes zones plantaires au cours d’une expérience de 25 minutes. Après 15 minutes, la température plantaire moyenne s’est stabilisée, une période considérée comme idéale et recommandée pour les mesures thermographiques en milieu clinique. De plus, Sun et al. [66] ont suivi 119 patients diabétiques pendant quatre ans pour analyser la relation entre la température de la voûte plantaire et les complications du pied, notamment en lien avec la neuropathie. Les patients ont été classés en quatre catégories : non diabétiques, sans neuropathie, neuropathiques, et ceux à risque élevé (présence de neuropathie et de problèmes cutanés). L’étude a mesuré la température moyenne de la voûte plantaire et la réponse cutanée sympathique (SSR). Les résultats ont montré que les patients à risque élevé d’ulcération, présentant une neuropathie, avaient une température plantaire significativement plus élevée que ceux des autres groupes. Bagavathiapan et al. [67] ont également évalué la relation entre la température de la voûte plantaire et la neuropathie. Ils ont constaté que les patients diabétiques présentant de neuropathie avaient des températures plantaires plus élevées, comprises entre 32 et 35 °C, tandis que celles des patients sans neuropathie se situaient entre 27 et 30 °C. La voûte plantaire a été divisée en six zones d’intérêt afin de permettre une analyse plus détaillée des variations thermiques dans chaque région.

### 1.4.2.2 Analyse asymétrique des pieds

Cette approche repose sur l'idée que toute asymétrie dans la distribution de la température cutanée, également appelée symétrie contralatérale, peut être un indicateur d'anomalie. Au début, les études se concentraient sur une analyse symétrique de température des pieds superposés [23][56]. Cependant, à partir des années 2010, de nouvelles approches ont adopté, utilisant des caméras thermiques pour analyser l'ensemble des informations thermiques obtenues. Des travaux tels que ceux de Liu et al. [68] et Kaabouch et al. [69][70] ont permis d'évaluer la différence de température sur l'ensemble des points mesurés pour améliorer la localisation des inflammations et l'identification des zones ulcéreuses grâce à une analyse symétrique des pieds superposés. Ce processus est réalisé suite à plusieurs opérations de traitement d'images, notamment la segmentation, le recalage et la superposition des pieds droit et gauche, afin de détecter précisément les zones d'inflammation ou les ulcérations. L'analyse consiste à calculer les différences d'intensité des pixels entre le pied gauche et le pied droit. Lorsque cette différence dépasse un seuil prédéfini, cela peut indiquer la présence d'une anomalie. Cette méthode a été appliquée dans le cadre de la prévention des ulcères du pied diabétique, comme le démontrent les travaux de Van Netten [59][71] et Vilcahuaman [12][13]. De plus, une étude réalisée par Gatt et al. [72] a révélé une symétrie générale de la température cutanée entre les mêmes régions des membres contralatéraux, tant en termes de magnitude que de forme. Par ailleurs, Harding et al. [73] ont observé une élévation significative de la température dans le thermogramme du pied atteint d'ostéomyélite par rapport au pied contralatéral. Ces résultats illustrent l'utilité de l'analyse thermique pour détecter des anomalies et surveiller les pathologies du pied.

### 1.4.2.3 Analyse de distribution de la température

Cette approche se base sur l'analyse de la distribution thermique de la surface plantaire, en utilisant le concept d'angiosome, qui relie des zones spécifiques du pied aux artères qui les alimentent. Ce concept repose sur la circulation sanguine et la distribution de la chaleur à travers un réseau dense de vaisseaux. Chez une personne en bonne santé, la température cutanée suit une distribution symétrique, tandis qu'une asymétrie peut indiquer une anomalie. Chan et al. [3] ont décrit cette distribution sous la forme d'un motif papillon symétrique, appelé "butterfly pattern", avec la température la plus élevée au niveau de l'arc plantaire, qui diminue ensuite vers les autres zones du pied (Figure.1.9). Le concept d'angiosome, proposé par Taylor et al. [74] pour l'ensemble du corps, a été appliqué à la surface plantaire par Attinger et al. [4], qui ont identifié quatre angiosomes pour cette région, comme montre la figure.1.10. En 2011, Nagase et al. [5] ont élargi cette classification en 20 catégories thermiques en basant sur les angiosomes. Ensuite, dans [75], les auteurs ont simplifié cette classification, réduisant à 4 catégories pour les personnes en bonne santé et à 6 pour les diabétiques, ce qui permet une détection plus précise des anomalies thermiques, notamment pour localiser les zones inflammatoires ou à risque d'ulcération chez les patients diabétiques, en comparant la température entre les pieds droit et gauche.

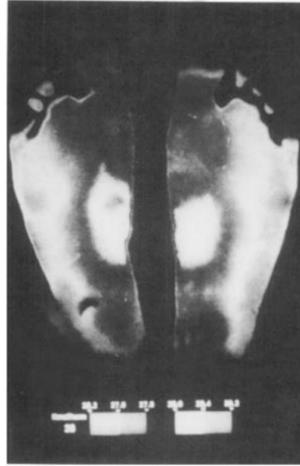


FIGURE 1.9 – Thermogramme d'une personne saine illustrant un motif symétrique en papillon [3].



FIGURE 1.10 – Segmentation du pied selon le concept des angiosomes [4][5].

#### 1.4.2.4 Analyse par stress thermique ou dynamique

En général, deux types principaux de stress peuvent être appliqués aux pieds des patients diabétiques dans le cadre de l'évaluation de leur thermorégulation et de leur réactivité : les stress thermiques, tels que l'immersion dans un bain froid, et les stress dynamiques, comme la marche. Ces approches permettent d'évaluer la réaction des pieds après l'application d'un stress et d'identifier des anomalies de la thermorégulation, souvent associées à des complications comme la neuropathie périphérique (section.1.2.5). Dans ce contexte, Bharara et al. [76] ont réalisés une étude sur 12 participants, répartis en deux groupes : six patients diabétiques atteints de neuropathie périphérique et six individus sains. Le protocole conduit sur 12 semaines, qui comprennent trois visites : une première pour établir une référence, suivie d'évaluations à six et douze semaines. Lors de chaque visite, une image thermique était prise après 20 minutes de repos, une autre immédiatement après 20 minutes de marche, et une dernière après une récupération de 10 minutes. Les images ont ensuite été classées selon les catégories définies par Nagase et al. [5], qui permet une évaluation de la thermorégulation post-stress du pied du patient. Dans une autre étude, Balbinot et al. [77] ont analysé la réponse thermique des

pieds diabétiques à un stress thermique, connu sous le nom de Cold Stress Test. Le protocole consiste à capturer une première image thermique des pieds en état de repos thermique et de stabilité thermique. Les pieds des participants qui sont protégés par des sacs plastiques, ont été immergés dans de l'eau froide à 15 °C pendant 60 secondes. La seconde image a été acquise 10 minutes après le retrait des pieds de l'eau. Ensuite, les auteurs ont calculé un indice de récupération thermique en mesurant la température moyenne sur dix régions d'intérêt prédéfinies de dimension similaire. De manière similaire, dans [78], les auteurs ont utilisé un test de stress thermique identique pour évaluer la neuropathie diabétique au niveau des membres inférieurs. Ces approches soulignent l'importance de la thermographie pour la détection précoce des complications liées au diabète. Ces approches ont montré l'efficacité de la thermographie infrarouge dans le diagnostic précoce des neuropathies.

## 1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions fondamentales liées au diabète, en abordant ses causes, ses types et son impact sur divers domaines. Nous avons porté une attention particulière au pied diabétique, l'une des complications les plus courantes du diabète, qui représente un défi majeur pour la santé publique en raison de son impact socio-économique considérable. Afin d'évaluer les avancées scientifiques dans ce domaine, nous avons analysé les travaux existants ayant étudié la relation entre la température du pied et le diagnostic du pied diabétique. ces travaux de la littérature ont exploré diverses technologies pour mesurer la température du pied, notamment la thermographie par contact, telle que le LCT, et la thermographie infrarouge sans contact. Dans le cadre de notre thèse, nous avons choisi d'exploiter la thermographie infrarouge à l'aide d'une caméra thermique. Cette technologie présente plusieurs avantages : elle est rapide, non invasive et ne nécessite aucun contact avec le patient. Contrairement aux approches existantes, nous avons adopté une approche plus flexible et accessible. Nos images thermiques ont été capturées à l'aide d'un smartphone équipé de la caméra thermique FLIR ONE Pro à main levée. Le chapitre suivant présentera en détail notre protocole d'acquisition ainsi que la base de données constituée dans le cadre de ce projet.

# Acquisition des images thermiques de voûtes plantaires

---

## Contents

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>31</b>
<b>2.2</b>	<b>Protocole d'acquisition (Vilcahuaman approche)</b>	<b>31</b>
2.2.1	Matériel d'acquisition	32
2.2.2	Campagne d'acquisition	33
2.2.3	Protocole d'acquisition d'image thermique	33
<b>2.3</b>	<b>Protocole d'acquisition de StandUp (Nouvelle approche)</b>	<b>34</b>
2.3.1	Matériel d'acquisition	35
2.3.2	Campagne d'acquisition	36
2.3.3	Protocole d'acquisition d'image thermique	39
<b>2.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>40</b>

---

## 2.1 Introduction

L'imagerie thermique est de plus en plus utilisée pour évaluer les variations de température et l'état thermique de la voûte plantaire chez les patients diabétiques, dans le but de détecter d'éventuelles zones d'hyperthermie, indicatrices potentielles d'ulcération. Cependant, une acquisition de qualité est essentielle pour garantir la fiabilité des analyses. À cet égard, il est crucial de choisir le matériel d'acquisition adéquat, de définir un protocole d'acquisition approprié, et de développer ainsi que de sélectionner les algorithmes de prétraitement les plus adaptés.

Ce chapitre sera consacré à la description du matériel utilisé ainsi qu'aux protocoles d'acquisition adoptés dans cette thèse pour les deux études cliniques menées : l'une basée sur le stress thermique et l'autre sur le stress mécanique.

## 2.2 Protocole d'acquisition (Vilcahuaman approche)

Le protocole d'acquisition des images thermiques de Vilcahuaman prend en compte plusieurs éléments essentiels [12]. Les étapes clés de cette démarche sont les suivantes : après une évaluation médicale, le patient doit se reposer dans une salle à température contrôlée pour favoriser son acclimatation, afin de permettre à sa température corporelle de se stabiliser avec celle de l'environnement. Il est crucial d'éliminer toute source de rayonnement infrarouge externe pour éviter d'interférer

## 32 Chapitre 2. Acquisition des images thermiques de voûtes plantaires

avec les mesures. L'acquisition des images repose sur l'utilisation de plusieurs équipements, notamment une caméra infrarouge, une mousse de polyuréthane, ainsi que des techniques spécifiques visant à homogénéiser le fond thermique.

### 2.2.1 Matériel d'acquisition

L'acquisition des images thermiques de la voûte plantaire a pour objectif d'analyser la température des patients diabétiques de type 2 avec neuropathie. Ce protocole inclut 9 patients, et les critères suivants sont essentiels pour le choix de l'équipement.

#### 2.2.1.1 Résolution de la caméra

Pour l'acquisition des images, le champ de vision est défini à 40 cm : 30 cm pour le pied, avec une marge de 10 cm. En ce qui concerne l'autre dimension, 40 cm sont suffisants pour inclure les deux pieds, avec une marge. Ainsi, le champ de vision global est de  $40 \times 40 \text{ cm}^2$ . La caméra FLIR I5 a été choisie en raison de son bon compromis entre ses performances et son coût abordable (voir Figure 2.1). En conséquence, toute caméra avec une résolution supérieure à  $80 \times 80$  pixels sera adaptée à cette étude.

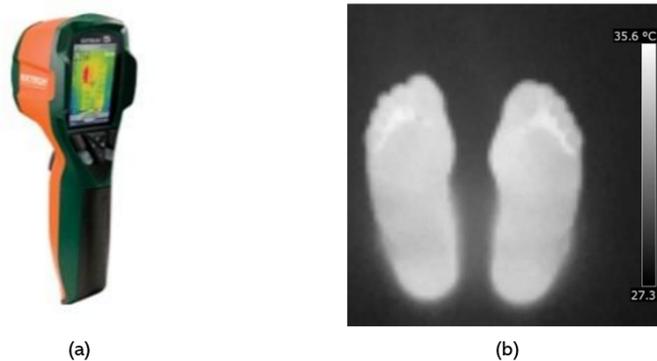


FIGURE 2.1 – Acquisition d'images : (a) Flir One i5, (b) image thermique acquise.

#### 2.2.1.2 Précision de la caméra

D'une part, les variations de température sur la surface plantaire du pied sont d'environ  $4^\circ\text{C}$ . D'autre part, une différence de température supérieure à  $2,2^\circ\text{C}$  entre le pied droit et le pied gauche est considérée comme anormale [13]. Par conséquent, une sensibilité de  $0,1^\circ\text{C}$  est suffisante pour permettre à la caméra de détecter ces variations significatives.

#### 2.2.1.3 Gamme spectrale

La température moyenne de la peau d'une personne en bonne santé, dans des conditions normales, est d'environ  $32^\circ\text{C}$ . Selon la loi de Wien, cela correspond à une

longueur d'onde de pic d'environ  $9,5 \mu\text{m}$ , se situant dans la zone de l'infrarouge lointain. Par conséquent, la caméra choisie doit être capable de capturer cette gamme spectrale de l'infrarouge associée à la peau.

### 2.2.2 Campagne d'acquisition

Une campagne d'acquisition visant les patients diabétiques a été également organisée au Pérou, à l'hôpital national Dos De Mayo (HNDM), du 30 juin au 29 juillet 2023. Un total de neuf patients ( $n=9$ ) atteints de diabète de type II avec neuropathie ont participé à cette étude (section). Cette campagne a été approuvée par le comité d'éthique de l'HNDM le 25 janvier 2022 (Évaluation No. 041-2022-CEIB-HNDM). Toutes les acquisitions ainsi que les protocoles suivis dans cette étude ont été réalisés sous la supervision d'infirmières spécialisées et de médecins de l'hôpital.

#### 2.2.2.1 Critère de recrutement des diabétiques

Les participants à cette campagne sont des patients diabétiques de type II présentant une neuropathie, qui suivent un suivi régulier dans le service de diabétologie de l'HNDM. Les individus atteints d'artériopathie périphérique (AP), ayant des antécédents d'amputation du membre inférieur ou présentant des ulcères actifs au pied (critères d'exclusion) ont été exclus de l'étude.

Notre équipe a appliqué un stress mécanique permettant d'acquérir deux images thermiques à deux moments différents pour chaque patient. Ce test, qui sera détaillé dans la section suivante, nous a permis d'obtenir un total de 36 images thermiques.

#### 2.2.3 Protocole d'acquisition d'image thermique

L'objectif de la campagne menée à l'HNDM était de réaliser un stress mécanique avec deux types de semelles destinées aux personnes diabétiques. Les semelles utilisées étaient appelées Dimple et Conventionnelle (figure). Ce test avait pour but d'étudier la thermorégulation et la réponse thermique des pieds diabétiques après avoir marché une certaine distance avec ces semelles. Pour garantir la cohérence des mesures, le test a été effectué dans une salle clinique contrôlée à une température de  $21 \pm 1^\circ\text{C}$ . La température et l'humidité de la pièce ont été soigneusement surveillées afin de minimiser toute influence environnementale sur la température des pieds. Le protocole d'acquisition est le suivant :

- Le patient enlève ses chaussures et ses chaussettes, puis s'allonge sur un lit médicalisé en position de repos pendant 5 minutes afin de permettre l'acclimatation de ses pieds. Ensuite, ses pieds sont posés sur une mousse de polyuréthane (figure 2.2).
- La caméra était positionnée à une distance de 1 à 1,5 mètre des pieds (figure 2.3) afin de garantir que l'ensemble du pied soit bien visible dans le champ de la caméra. La première acquisition (Baseline image) a été réalisée. (Figure 30-b).
- Les participants tirent une carte d'un sac pour déterminer s'ils commenceront avec la semelle Dimple ou la semelle conventionnelle (figure 2.4). La semelle



FIGURE 2.2 – Matériel et mousse de polyuréthane utilisés.

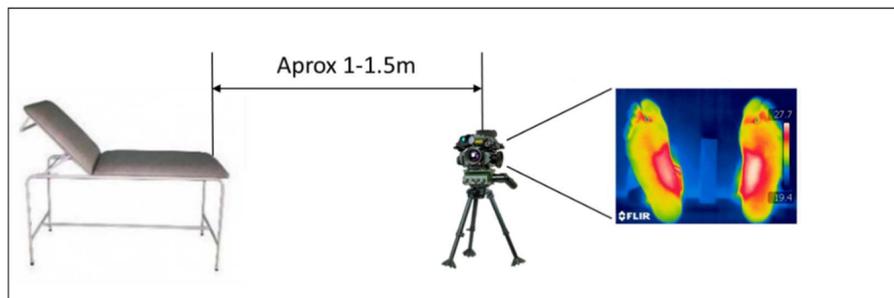


FIGURE 2.3 – Équipements et configuration pour l'acquisition d'Images Thermiques.

correspondante est ensuite placée dans la chaussure du participant. L'assistant aide le participant à placer son pied dans la chaussure et il est essentiel que le participant évite de faire glisser ses pieds sur les semelles lorsqu'il porte les chaussures.

- Le participant marche à un rythme naturel sur une distance de 250 mètres, en suivant les repères au sol et en veillant à éviter les mouvements de torsion susceptibles de provoquer une friction excessive à l'intérieur de la chaussure. Une fois le parcours de 250 mètres effectué (Figure 2.5), le participant retourne sur le canapé et ses chaussures sont retirées.
- Une seconde image thermique des pieds de chaque participant a été prise après la marche (figure 2.6). Le même processus a été répété avec la deuxième semelle, après l'acclimatation des pieds.

### 2.3 Protocole d'acquisition de StandUp (Nouvelle approche)

L'objectif de ce travail de thèse est d'analyser la température de la voûte plantaire des personnes atteintes de diabète de type 2 à l'aide d'une caméra thermique. Les critères suivants sont importants pour le choix de cet équipement.



FIGURE 2.4 – Deux types des semelles : (a) semelle Conventional (b) Semelle Dimple.

### 2.3.1 Matériel d'acquisition

#### 2.3.1.1 Résolution de la caméra

La taille moyenne du plus grand pied considéré dans cette étude étant de 30 cm, un champ de vision vertical de 40 cm a été sélectionné afin d'inclure l'ensemble du pied, avec une marge supplémentaire de 5 cm en haut et en bas. Sur le plan horizontal, une largeur de 40 cm a été jugée adéquate pour contenir les deux pieds, dont la largeur moyenne est d'environ 10 cm chacun, tout en conservant une marge de 5 cm de chaque côté. Ainsi, le champ visuel retenu est de  $40 \times 40 \text{ cm}^2$ , comme le montre la figure 2.7. La FLIR ONE Pro a été choisie pour cette étude afin d'assurer un traitement précis des images thermiques. Elle est dotée de deux capteurs : un capteur thermique, qui mesure la chaleur par émission infrarouge avec une résolution d'image de  $160 \times 120$  pixels, et un capteur RGB classique, offrant une résolution de  $1440 \times 1080$  pixels, conçu pour travailler en parallèle avec le capteur thermique.

#### 2.3.1.2 Précision de la caméra

La sensibilité thermique d'une caméra détermine sa capacité à détecter de faibles écarts de température. Plus cette sensibilité est élevée, plus la caméra peut distinguer de faibles variations de température (figure 2.8).

Dans cette étude, l'objectif principal est d'identifier les zones d'hyperthermie dans la voûte plantaire et d'analyser les variations de température. Pour une évaluation fiable, il est essentiel d'utiliser une caméra offrant une précision inférieure à  $0,2^\circ\text{C}$ . La FLIR ONE Pro, capable de détecter des écarts thermiques de  $0,1^\circ\text{C}$ , répond parfaitement à ces exigences et s'avère particulièrement adaptée à notre analyse, qui consiste à évaluer les variations de température à deux instants distincts.

#### 2.3.1.3 Gamme spectrale

Dans des conditions normales, la température cutanée moyenne d'un individu en bonne santé est d'environ  $32^\circ\text{C}$ . D'après la loi du rayonnement de Wien, l'émission



FIGURE 2.5 – Chemin de marche sur le site HNDM à Lima.

infrarouge correspondante se situe autour de 9,5 m, ce qui implique l'utilisation d'une caméra capable de couvrir cette longueur d'onde. Pour cette étude, la caméra Flir Pro a été retenue en raison de sa compatibilité avec ces critères et de son coût accessible. Dotée d'une gamme spectrale allant de 8 à 14 m, elle améliore la qualité des images en intégrant en temps réel les contours et détails issus de la lumière visible aux images thermiques, sans compromettre leur transparence ni leur précision.

### 2.3.2 Campagne d'acquisition

Des campagnes d'acquisition d'images des voûtes plantaires ont été menées dans le cadre du projet STANDUP, dans trois pays partenaires : la France, le Maroc et le Pérou. Ces acquisitions ont été réalisées en respectant les directives éthiques de chaque institution impliquée dans l'étude. Ces campagnes ont inclus des participants diabétiques issus de l'hôpital Dos De Mayo au Pérou, ainsi que des individus en bonne santé provenant de deux universités : Polytech Orléans en France et la Faculté des Sciences d'Agadir au Maroc. La section suivante détaillera ces campagnes d'acquisition ainsi que le protocoles de recrutement utilisés pour les patients diabétiques.

#### 2.3.2.1 Pour le groupe diabétique

Une campagne d'acquisition a été menée par notre équipe du 14 janvier au 9 mars 2019 au sein du service de diabétologie de l'Hôpital National Dos de Mayo (HNDM) à Lima, au Pérou. Au total, 145 patients atteints de diabète de type II y ont participé. Cette étude a été approuvée par le comité d'éthique de l'HNDM le 10 janvier 2019 (N°00856). L'ensemble des acquisitions et des protocoles suivis ont été réalisés sous la supervision d'infirmières spécialisées et de médecins de l'hôpital. L'objectif principal de cette campagne était de mener une étude thermique tout en appliquant un test de stress thermique, connu sous le nom de Cold Stress

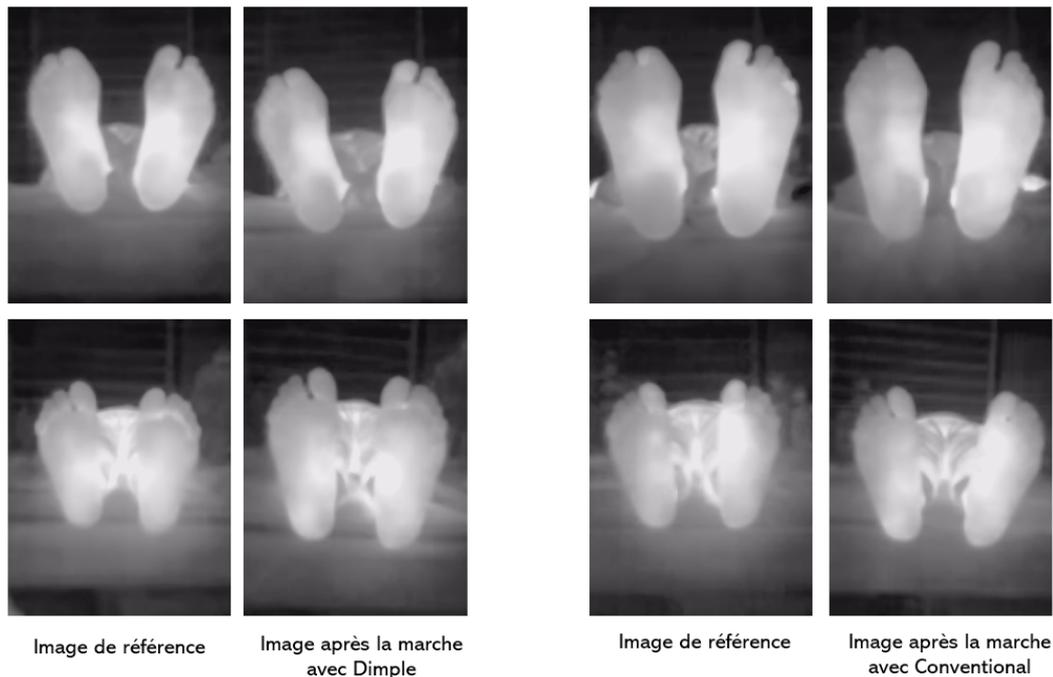


FIGURE 2.6 – Exemple d'acquisitions avant et après la marche avec deux semelles (Dimple et Conventional)

Test. Ce test, qui sera détaillé dans la section suivante, consiste à capturer deux images thermiques et images RGB ont été capturées à des instants distincts pour chaque participant. Grâce à cette approche, nous avons obtenu un total de 290 paires d'images thermiques.

### 2.3.2.2 Pour le groupe des témoins

Pour les participants témoins, une première campagne d'acquisition a été menée en janvier 2017 au laboratoire PRISME de l'université d'Orléans. Cette campagne a impliqué des étudiants de l'école d'ingénieurs Polytech en stage au PRISME, ainsi que des doctorants et des membres du personnel du laboratoire, qui ont participé volontairement. Au total, 22 participants non diabétiques (10 femmes et 12 hommes), avec un âge moyen de 25 ans, ont été inclus. Pour chaque participant, une image thermique et une image RGB ont été capturées, ce qui représente 22 paires d'images.

Une seconde campagne d'acquisition s'est déroulée entre Décembre 2018 et Mars 2019 à l'université Ibn Zohr d'Agadir, au Maroc. Deux groupes de participants ont été intégrés à cette étude : le premier comprenait 17 doctorants et membres du laboratoire IRF-SIC, tandis que le second rassemblait 43 volontaires ayant participé au Cold Stress Test (CST). Au total, 60 participants en bonne santé (25 femmes et 35 hommes), avec un âge moyen de 30 ans, ont été recrutés. Cette campagne a permis de collecter 125 paires d'images thermiques et RGB.

Tous les participants sélectionnés devaient être non diabétiques et ne souffrir d'au-

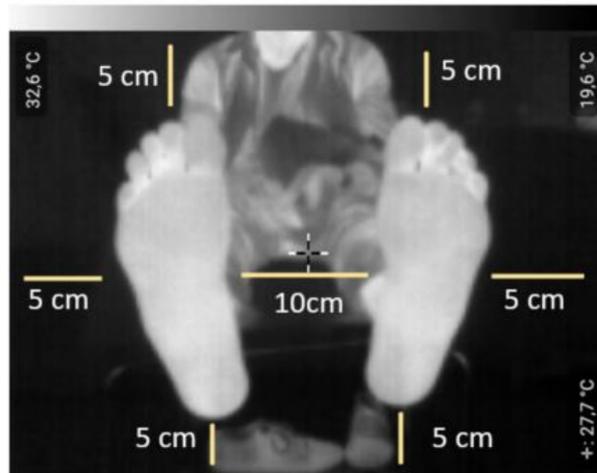


FIGURE 2.7 – Marge d’acquisition des images thermiques de la voûte plantaire [6].

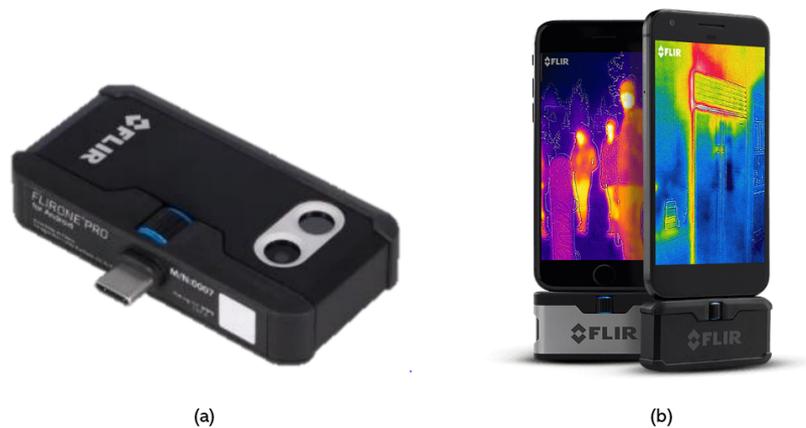


FIGURE 2.8 – Système d’acquisition : (a) Caméra thermique (FLIR ONE Pro), (b) FLIR ONE Pro associée à un smartphone.

cune affection ou anomalie au niveau des pieds.

### 2.3.2.3 Critère de recrutement des diabétiques

Les patients diabétiques ayant participé à notre campagne sont atteints de diabète de type II, avec ou sans complications liées au diabète, et bénéficient d’un suivi régulier au sein du service de diabétologie de l’HNDM. Afin de se concentrer sur l’évaluation des variations thermiques de la voûte plantaire et la détection des zones à risque d’ulcération à un stade précoce, notre équipe a exclu les patients présentant des ulcères, des amputations partielles ou totales.

### 2.3.3 Protocole d'acquisition d'image thermique

Cette section décrit les protocoles d'acquisition mis en œuvre dans les campagnes du projet STANDUP. Nous présenterons d'abord les étapes appliquées aux participants diabétiques, puis celles suivies pour les participants sains ayant pris part au protocole du Cold Stress Test. L'objectif de ces campagnes (sous-section 2.3.1) était d'évaluer la thermorégulation et la réponse thermique des pieds, tant chez les personnes diabétiques que chez les participants sains, en réalisant un test de stress au froid. Ce test, appelé "Cold Stress Test" et illustré dans la figure 2.9, consiste à immerger les pieds des participants dans de l'eau froide à 15°C pendant 1 minute [91].

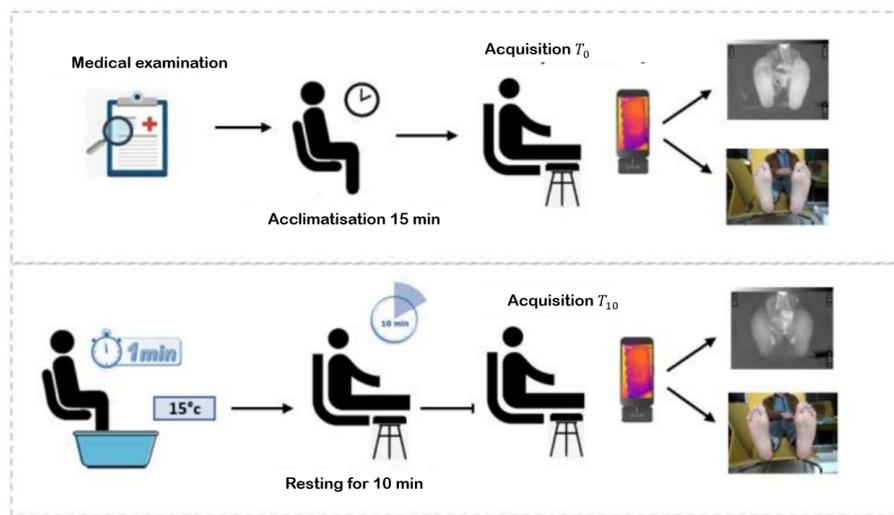


FIGURE 2.9 – Schéma du protocole du test de stress thermique (Cold Stress Test).

L'acquisition des images a été effectuée dans une salle aux conditions rigoureusement contrôlées : orientation nord, exposition minimale aux sources lumineuses extérieures et luminosité régulée. La température ambiante était maintenue à 20°C avec une variation maximale de  $\pm 1^\circ\text{C}$ . Les détails du protocole d'acquisition sont présentés comme suit :

- Le patient enlève ses chaussures et chaussettes, puis reste en position de repos pendant 15 minutes pour permettre à ses pieds de retrouver une température normale.
- Le patient prend le temps de lire attentivement le formulaire de consentement et le signe pour confirmer sa participation à notre campagne (figure 2.10.a).
- Le participant sain remplit la fiche de données avec ses informations (âge, sexe, etc.).
- Le patient s'allonge sur un lit médicalisé, les pieds positionnés à l'extrémité du lit, en orientation verticale et séparés l'un de l'autre. La caméra est positionnée de manière à ce que les pieds soient entièrement visibles dans l'image, puis l'acquisition de l'image est réalisée à l'instant  $T_0$  (image  $T_0$ ) (figure 2.10.b).

## 40 Chapitre 2. Acquisition des images thermiques de voûtes plantaires

- Le patient prend place sur une chaise, et chaque pied est inséré dans un sac en plastique pour éviter qu'ils ne se mouillent pendant l'immersion. Ensuite, les pieds sont plongés dans de l'eau froide à 15°C pendant 1 minute (figure 2.10.c).
- Le patient soulève ses pieds des sacs en plastique, puis, après un temps d'attente de 10 minutes, une seconde acquisition est réalisée à l'instant T10 (figure 2.10.d).



(a) Le participant lit et signe la formulaire de consentement.



(b) Acquisition du premier image thermique (Instant  $T_0$ )



(c) Immersion des pieds dans l'eau froide.



(d) Acquisition de la seconde image thermique (Instant  $T_{10}$ )

FIGURE 2.10 – Les étapes du protocole "Cold Stress Test" effectuées à l'hôpital Dos de Mayo.

Après ce protocole d'acquisition (protocole du Cold Stress Test), nous avons acquis un total de 2 images thermiques et RGB pour chaque participant. La figure 2.11 présente un exemple des images thermiques obtenues.

## 2.4 Conclusion

Les images obtenues dans le cadre du projet STANDUP, basé sur le "Cold Stress Test", ainsi que celles issues de l'approche Vilcahuaman, qui repose sur un stress mécanique (avec les semelles), présentent une grande complexité. En effet,

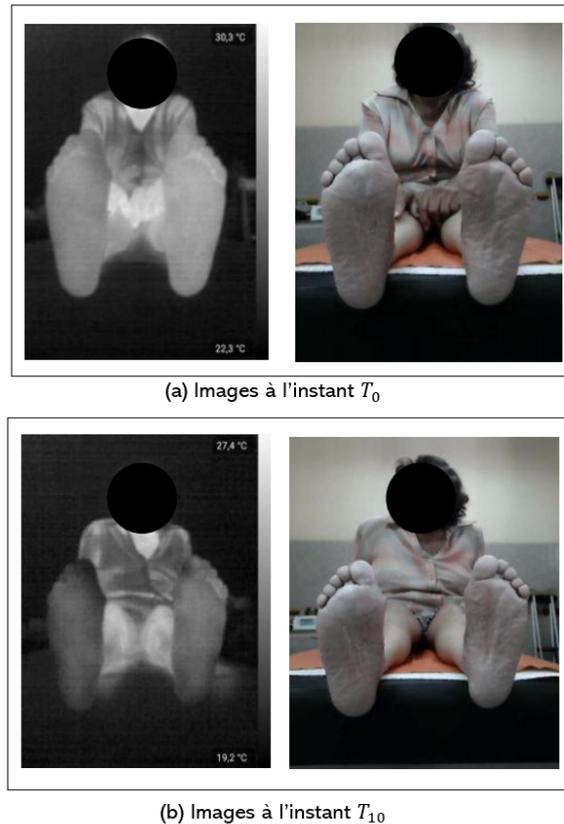


FIGURE 2.11 – Exemple d'un patient diabétique : premières et deuxième acquisitions d'images ( $T_0$  et  $T_{10}$ ).

des changements notables peuvent être observés entre les images acquises à deux moments différents, en raison de facteurs tels que l'angle d'acquisition ou d'autres conditions liées à la prise de vue. Ces variations compliquent le recalage géométrique des pieds lors d'une analyse multitemporelle, car il est crucial de prendre en compte précisément ces changements pour obtenir un alignement précis et fiable. Dans le chapitre suivant, nous explorerons les diverses méthodes de recalage des voûtes plantaires, en présentant d'une part les techniques existantes et, d'autre part, la méthodologie que nous avons adoptée.

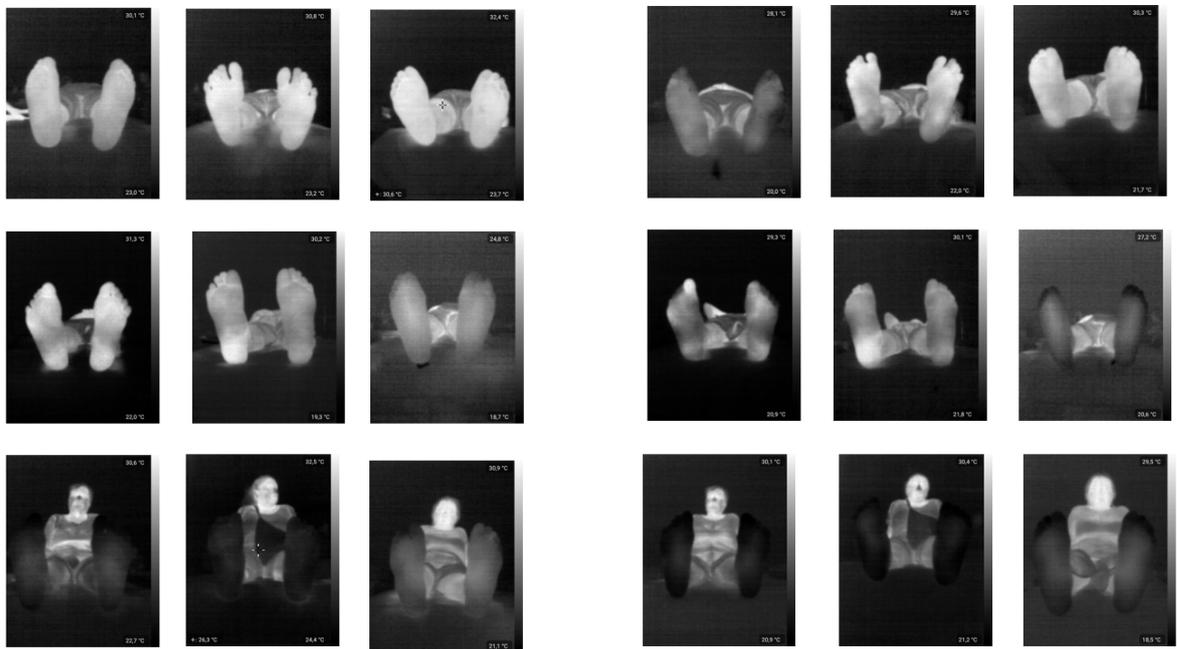


FIGURE 2.12 – Exemple d’acquisitions pour des personnes diabétiques : chaque image thermique à l’instant  $T_0$  a une image thermique correspondante à l’instant  $T_{10}$ , montrant des pieds plus froids à  $T_{10}$ .

# Recalage affine d'imagerie médicale et apprentissage profond

---

## Contents

<b>3.1</b>	<b>Recalage affine d'imagerie médicale et apprentissage profond</b>	<b>43</b>
3.1.1	Introduction . . . . .	43
3.1.2	Technique de recalage dans l'imagerie Médicale . . . . .	44
3.1.3	Les approches de recalage classiques . . . . .	48
3.1.4	Apprentissage profond et la classification . . . . .	52
3.1.5	Application de l'apprentissage profond dans le recalage affine d'images médicale . . . . .	60
<b>3.2</b>	<b>Recalage affine de la voûte plantaire par convolutionnal neural networks</b>	<b>61</b>
3.2.1	État de l'art et limitations . . . . .	61
3.2.2	Architectures des modèles adaptés . . . . .	65
3.2.3	Processus de recalage affine . . . . .	70
3.2.4	Résultats et discussion . . . . .	72
3.2.5	Conclusion . . . . .	79

---

## 3.1 Recalage affine d'imagerie médicale et apprentissage profond

### 3.1.1 Introduction

Le recalage d'images est une étape cruciale en imagerie médicale, indiquant des solutions importantes pour l'alignement d'images afin de garantir une analyse précise qui facilite l'interprétation clinique. Dans ce chapitre, nous présentons une analyse approfondie des transformations les plus couramment utilisées dans ce domaine, ainsi des techniques de recalage traditionnelles qui reposent sur ces transformations. Ensuite, nous explorerons les concepts fondamentaux des réseaux de neurones et de leur fonctionnement, notamment les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Grâce à leurs performances en classification d'images, ces modèles offrent des solutions précises pour le recalage d'images médicales. Enfin, nous aborderons les stratégies de régularisation des CNNs, essentielles dans le contexte des ensembles

de données restreints, afin d'assurer une performance robuste et généralisable des modèles.

### 3.1.2 Technique de recalage dans l'imagerie Médicale

Plusieurs catégories peuvent être attribuées aux techniques de recalage d'images, en fonction de leur complexité et des transformations qui y sont associées. En effet, il existe deux types de recalage. Le premier est appelé recalage d'images paramétriques (linéaires), tandis que le second est désigné sous le nom de recalage d'images non paramétriques (déformables) qui est défini par une fonction de déformation non linéaire. Les différentes transformations sont détaillées dans les travaux de Brown et al [79] et de Hill et al [80].

#### 3.1.2.1 Transformations Géométriques

La transformation géométrique entre les images est représentée par un ensemble de paramètres fixes qui déterminent la transformation, tels que la translation, la rotation, le changement d'échelle et d'autres types de transformations. Comme illustré à la figure 3.1. La transformation géométrique est alors représentée par une fonction de transformation linéaire qui associe toute droite à une autre droite.

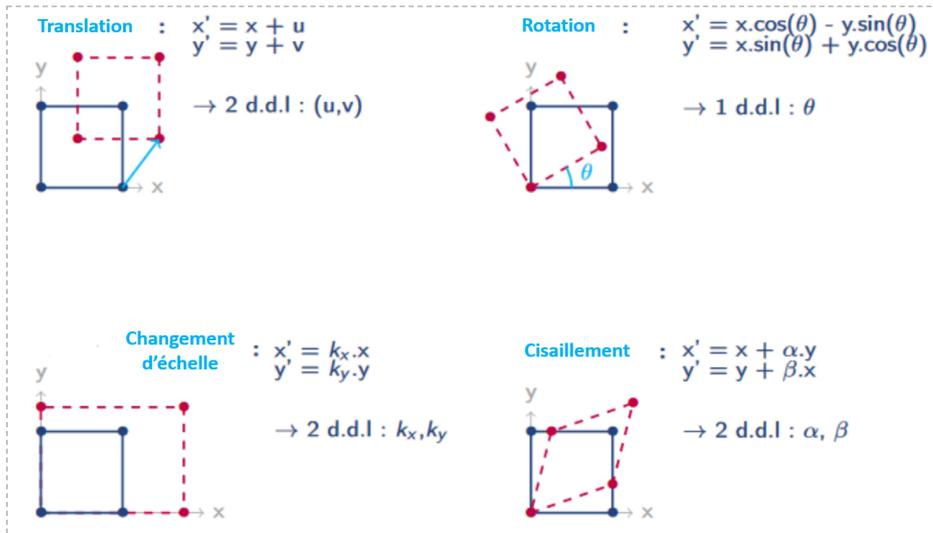


FIGURE 3.1 – Exemple illustratif des transformations géométriques : l'objet dans l'image de référence est un rectangle bleu, et l'objet recalé dans l'image est représenté par un rectangle rouge.

- **Translation** : La translation déplace un point d'une position à une autre en ajoutant un vecteur de déplacement. Elle s'écrit sous la forme :

$$\varphi(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + \mathbf{t}$$

où  $\mathbf{t} = (t_1, t_2)$  est le vecteur de translation qui définit le déplacement dans les axes  $x$  et  $y$ .

- **Rotation** : La rotation est une transformation géométrique qui effectue une rotation d'un point  $\mathbf{x}$  autour de l'origine par un angle  $\theta$ , Cette transformation est représentée par :

$$\varphi(\mathbf{x}) = R\mathbf{x}$$

où  $R$  est la matrice de rotation, définie comme :

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$$

- **Changement d'échelle (scaling)** : Ce type de transformation modifie la taille d'un objet en l'agrandissant ou en le réduisant dans les deux directions ( $x$  et  $y$ ). La transformation est donnée par :

$$\varphi(\mathbf{x}) = E\mathbf{x}$$

où  $E$  est la matrice de Scaling :

$$E = \begin{pmatrix} k_x & 0 \\ 0 & k_y \end{pmatrix}$$

Ici,  $k_x$  et  $k_y$  représentent les facteurs d'échelle le long des axes  $x$  et  $y$ , respectivement.

- **Cisaillement (shearing)** : Le cisaillement déforme un objet en modifiant ses angles tout en conservant ses dimensions. Cette transformation s'écrit sous la forme :

$$\varphi(\mathbf{x}) = \mathbf{x} + C\mathbf{x}$$

où  $C$  est la matrice de cisaillement :

$$C = \begin{pmatrix} 0 & \alpha \\ \beta & 0 \end{pmatrix}$$

Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  représentent les coefficients de cisaillement dans les directions horizontale et verticale respectivement.

En général, les transformations géométriques permettent d'aligner d'une manière linéaire les points d'un objet dans une image donnée avec les points correspondants de cet objet dans une autre image. La translation et la rotation sont utilisées pour effectuer le recalage rigide, tandis que l'ajout du changement d'échelle et du cisaillement, qui est connu sous le nom de recalage affine, permet de déterminer les paramètres de chaque type de transformation utilisé.

### 3.1.2.2 Recalage Rigide

La technique la plus simple et la plus directe est le recalage rigide, qui a fait l'objet d'études approfondies au cours des dernières décennies, à la fois pour les applications médicales et non-médicales [81]. Étonnamment, ce domaine de recherche est toujours en cours de développement [80], où les transformations effectuées entre les images se limitent à des rotations et des translations. Cette approche est souvent utilisée lorsque les images sont prises dans des conditions similaires et que seules

les variations de position doivent être compensées. De plus, Ce type suppose que la forme et la taille restent inchangées entre les images. Lorsqu'il y a des variations de taille ou de forme entre les images, les transformations rigides ne permettent pas d'ajuster ces variations, ce qui peut être une limitation lorsqu'il y a des variations significatives dans les structures à aligner. Dans la littérature, Une transformation rigide est exprimée par :

$$T_{rigid}(X) = RX + T$$

où  $R$  décrit la matrice de rotation,  $x$  un pixel d'image et  $T$  le vecteur de translation. La transformation calculée est ensuite appliquée à l'image flottante pour générer une image bien recalée.

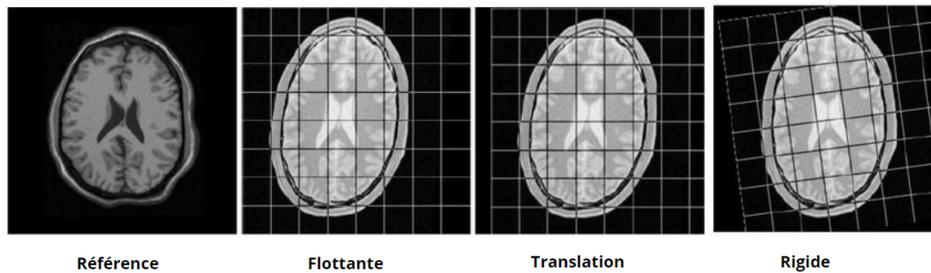


FIGURE 3.2 – Transformations rigides pour recaler l'image de référence  $I$  avec l'image flottante  $J$ . La couche de grille illustre les transformations.

La figure 3.2 montre les images avant et après l'application de transformations rigides  $T_{rigid}$ . Les images peuvent être alignées grâce à la rotation et à la translation, sans aucune correction des variations d'échelle ou de forme. Différentes transformations sont utilisées pour recaler l'image référence  $I$  avec l'image  $J$ .

### 3.1.2.3 Recalage Affine

La transformation affine, aussi connue sous le nom de transformation linéaire, est une technique de transformation géométrique cruciale en imagerie médicale. Elle est utilisée pour aligner des images acquises à différents moments, souvent dans le cadre de l'imagerie médicale pour améliorer la précision des diagnostics [82]. Ce genre de recalage est une généralisation de la transformation rigide, qui permet des transformations plus flexibles, en intégrant des opérations supplémentaires telles que la mise à l'échelle et le cisaillement, en plus de la rotation et de la translation. Ces opérations permettent d'ajuster les images pour tenir compte des variations de forme, de taille, ou de position d'objet, afin d'assurer une superposition précise des images.

Selon [83], ces modifications géométriques sont définies par une matrice qui comprend des coefficients pour la rotation, la variation d'échelle, le cisaillement et la translation, permettant des ajustements flexibles dans l'alignement géométrique des images médicales. La transformation affine est représentée dans les images bidimensionnelles par une matrice  $3 \times 3$  qui comprend 6 paramètres, dont les paramètres de translation dans la colonne droite (paramètres  $a_6, a_7$ ), tandis que les autres pa-

ramètres représentent les valeurs combinées de rotation, d'échelle et de cisaillement.

$$T = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La figure 3.3 présente un exemple de mise à l'échelle. Ce processus de redimensionnement est essentiel pour assurer que l'image flottante  $J$  soit correctement alignée avec une image de référence  $I$ . Cette opération est effectuée en utilisant un facteur d'échelle. Ce paramètre peut rester constant ou fluctuer en fonction des différentes directions (axes  $x$  et  $y$ ).

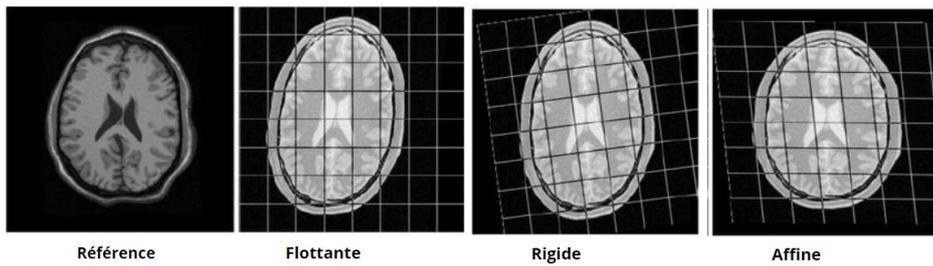


FIGURE 3.3 – Transformations affine pour recaler l'image de référence  $I$  avec l'image flottante  $J$ .

### 3.1.2.4 Recalage Déformable

Le recalage déformable, également connu sous le nom de recalage non linéaire complémentaire au recalage affine, est une méthode avancée utilisée dans le traitement des images. Il joue un rôle essentiel dans l'alignement précis des images médicales, notamment lorsqu'il est nécessaire de traiter des déformations complexes et non uniformes entre les images, telles que les changements de forme et de texture [84]. Contrairement au recalage affine, qui se limite à des transformations globales telles que la rotation, la translation, le changement d'échelle et le cisaillement, les transformations non linéaires doivent être modélisées des variations complexes dans les structures et sont utiles pour les cas où des déformations significatives sont présentes. Comme dans la plupart des organes humains. La figure 3.4 donne un exemple de transformation non linéaire, montrant l'image avant et après l'application de transformations non linéaires qui déforme chaque pixel de l'image.

Dans de nombreux cas, les déformations entre les images à recaler ne sont pas globales, mais locales. Dans ce cas, le modèle de transformation déformable est représenté par un champ de déformation (déplacement)  $\phi$  :

$$T_{Deformable}(X) = X + \phi(X)$$

Avec  $\phi$  représente le champ de déformation, et  $\phi(X)$  représente le vecteur de transformation du pixel  $X$ . Plusieurs méthodes classiques de recalage déformable des

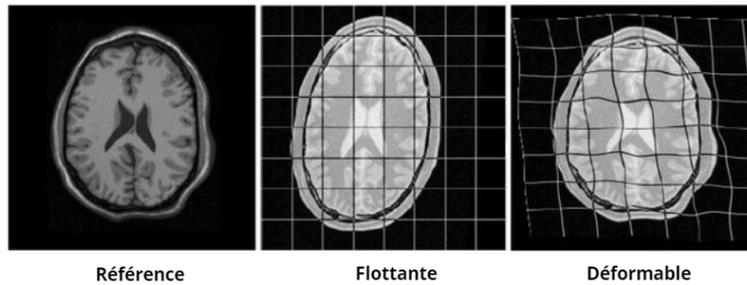


FIGURE 3.4 – Transformations affine pour recalrer l'image de référence  $I$  avec l'image flottante  $J$ .

images médicales sont largement utilisées dans la littérature, telles que les modèles élastiques, les méthodes basées sur les splines (comme les B-splines) [85], les approches basées sur le flux optique (FLIRT)[86], ainsi que l'algorithme des démons [87]. De plus, les approches d'apprentissage profond, y compris les réseaux de neurones convolutifs (CNNs), gagnent en popularité grâce à leur rapidité et leur précision dans la prédiction de champs de déformation complexes[88].

### 3.1.3 Les approches de recalage classiques

#### 3.1.3.1 Algorithme ICP (iterative closest point)

L'algorithme Iterative Closest Point (ICP) est une méthode largement utilisée pour réaliser un recalage rigide de deux ensembles de données, qu'il s'agisse de nuages de points ou de maillages. Cette méthode consiste à déterminer le point le plus proche pour un point donné dans un ensemble, en minimisant la distance entre des correspondances dans le scan de référence (modèle  $M$ ) et tous les points présents dans le scan de scène  $S$  (Figure 3.5), afin d'obtenir une correspondance précise.

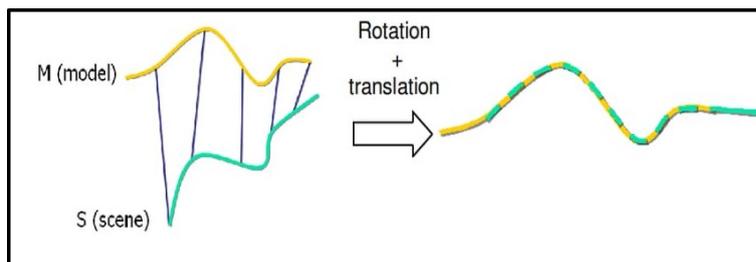


FIGURE 3.5 – Principe général de l'alignement de nuages de points par l'algorithme ICP : application des transformations de rotation et de translation.

L'ICP repose sur un concept simple mais puissant. De manière itérative, où à chaque étape, une transformation géométrique (combinaison entre rotation et translation) est estimée pour aligner les données référence avec les données flottantes, pour minimiser l'erreur entre les nuages de points source et cible, souvent mesurée par la somme des différences quadratiques des distances entre les points correspondants. Ce processus se répète jusqu'à ce que l'erreur résiduelle atteigne un seuil prédéfini

[89], assurant ainsi une convergence monotone vers un minimum local.

Dans la littérature, il existe plusieurs variantes de l'algorithme ICP. En effet, l'algorithme original proposé par Besl et McKay [90] présentant des limitations, de nombreuses améliorations ont été apportées par la suite. Le point de correspondance itératif globalement optimal (Go-ICP) a été introduit dans [91] pour accélérer l'algorithme ICP traditionnel. Un ICP basé sur un tenseur a travaillé sur la supposition initiale optimale de la transformation [[92]. Une approche en trois étapes basée sur l'ICP et la projection de nuage de points (ICP-CP) [93] a donné de bons résultats à la fois pour améliorer la précision et réduire le temps d'exécution dans la plupart des cas. En outre, d'autres variantes de l'ICP ont été développées, chacune visant à répondre à des problématiques spécifiques [94]. Ces algorithmes servent à donner des résultats efficaces pour les transformations rigides, mais elles présentent encore des limitations, notamment lorsqu'il s'agit de transformations plus complexes, telles que des transformations affines ou déformables ou lorsque les ensembles de données sont initialement mal alignés, soulignant la nécessité de développer ou d'intégrer des méthodes plus adaptées pour ces types de données.

### 3.1.3.2 Approches basées sur l'intensité

Les approches basées sur l'intensité sont des méthodes couramment utilisées pour le recalage d'images, qui se focalisent sur les valeurs d'intensité des pixels dans les images et traitent le problème comme un problème d'optimisation itérative. L'objectif principal de cette méthode est d'estimer les transformations nécessaires à l'alignement précis des images. Les méthodes basées sur l'intensité sont souvent préférées en raison de leur simplicité et de leur capacité à recalibrer des images avec des transformations affines.

Comme illustré dans la figure 3.6, le processus de l'algorithme prend en entrée deux images : l'image à recalibrer (image flottante  $M$ ) et l'image de référence ( $R$ ). Initialement, une matrice de transformation aléatoire  $T_0$  est sélectionnée pour appliquer l'interpolation bilinéaire à l'image flottante, et on définit une fonction objective pour évaluer la similarité entre l'image transformée  $T_k(M)$  et l'image de référence  $R$ . L'objectif est de déterminer la matrice de transformation optimale  $T^*$  pour optimiser la similarité. Le processus s'arrête lorsque la similarité atteint le critère requis ou converge, ou atteint le nombre maximal d'itérations. S'il n'y a pas de condition d'arrêt, l'optimiseur ajuste la transformation pour commencer la prochaine itération.

Les recherches dans la littérature portent principalement sur le développement de différentes fonctions de similarité. Les plus fréquemment utilisées sont la somme des différences au carré (SSD), la corrélation croisée normalisée (NCC) (normalisée), l'information mutuelle (MI) [80]. Ces fonctions sont généralement calculées en utilisant la différence entre les pixels correspondants d'une image de référence et une image flottante. Récemment, quelques recherches ont été menées sur les méthodes basées sur l'intensité. Annkristin et al. [95] ont proposé une mesure de distance des champs de gradient normalisés (NGF) pour traiter le recalage d'images 2D-3D. Pour surmonter l'inconvénient des mesures de similarité standard qui peuvent conduire à des problèmes d'optimisation avec de nombreux optimaux locaux, Ofverstedt et al. [96] ont adopté une mesure de similarité symétrique, sans interpolation d'intensité, combinant des informations d'intensité et spatiales. Castillo [97] a proposé une

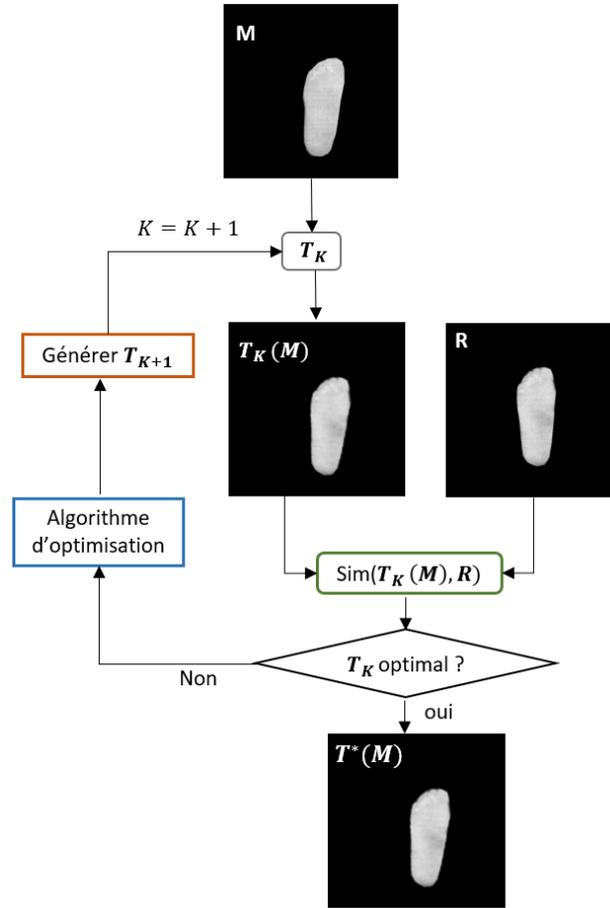


FIGURE 3.6 – Processus itératif de recalage d’images basé sur l’intensité [16].

formulation d’optimisation de recalage d’images déformables basée sur l’intensité, facilitant l’optimisation.

### 3.1.3.3 Recalage par caractéristiques (Feature-based Registration)

Les méthodes de recalage d’images basées sur les caractéristiques sont couramment utilisées dans le processus d’alignement des images médicales. Ces techniques utilisent des caractéristiques pertinentes extraites des images à aligner, en se focalisant sur des structures locales et des éléments saillants tels que les coins, les bords ou les motifs distinctifs [98]. Contrairement aux méthodes basées sur l’intensité, qui comparent directement les valeurs de pixels. Ces approches se concentrent sur la détection et la correspondance de caractéristiques spécifiques.

Comme illustré à la figure 3.7, le processus se déroule en trois étapes. Tout d’abord, des caractéristiques telles que des points, des contours et des régions sont extraites des images d’entrée. Ensuite, pour chaque caractéristique, un descripteur est calculé, capturant les informations locales autour des points d’intérêt. Lors de la phase d’appariement, les caractéristiques les plus proches des deux images sont associées pour établir des correspondances potentielles. L’idée est que les points correspon-

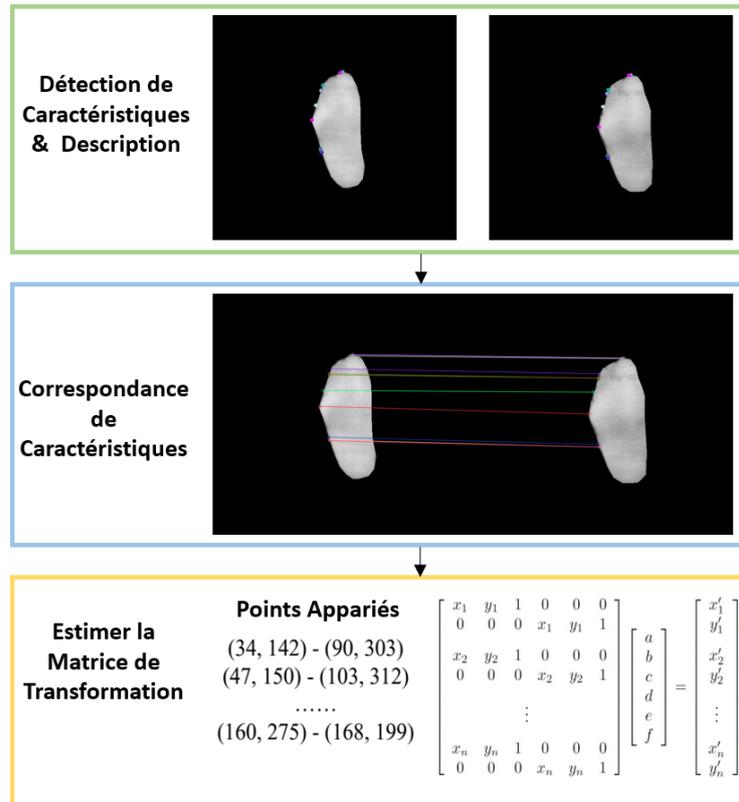


FIGURE 3.7 – Procédure générale de recalage basée sur les caractéristiques pour l'estimation de la matrice de transformation affine.

dants devraient posséder des descripteurs très similaires pour trouver les meilleures correspondances. Cela se fait généralement en traçant des lignes entre les points appariés dans les deux images. Enfin, les paramètres de transformation sont estimés en fonction des résultats de l'appariement. Le principal défi réside dans le choix de la méthode la plus efficace pour l'extraction des caractéristiques.

Parmi les contributions majeures au recalage basé sur les caractéristiques, la méthode Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) [99]. SIFT transforme les données d'image en coordonnées invariantes par rapport à l'échelle, permettant ainsi d'identifier des points clés stables. Cette méthode attribue également des orientations aux points clés et génère des descripteurs spécifiques pour chacun d'eux. Plusieurs travaux [100] [101] ont été réalisés afin d'améliorer à la fois les performances et l'efficacité de SIFT. Par exemple, le Speeded Up Robust Features (SURF) [100] optimise la fonction de filtrage pour réduire la dimensionnalité des descripteurs, augmentant ainsi l'efficacité computationnelle. Une autre approche, l'Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) [102] combine le détecteur de points clés FAST [103] avec le descripteur BRIEF [104] afin de pallier le coût computationnel élevé de SIFT, tout en remédiant aux limitations d'invariance de rotation et d'échelle ainsi qu'à la sensibilité au bruit des caractéristiques BRIEF. En conséquence, ORB peut atteindre des performances jusqu'à deux fois plus rapides que celles de SIFT.

D'autre part, l'algorithme RANSAC (Random Sample Consensus) est souvent employé pour estimer les transformations géométriques tout en rejetant les correspondances incorrectes ou aberrantes [105]. Cette approche est particulièrement utile pour le recalage d'images avec des transformations complexes, permettant de gérer des variations d'échelle ou d'orientation.

### 3.1.4 Apprentissage profond et la classification

L'apprentissage profond a considérablement transformé le domaine de la segmentation d'images, en offrant des solutions robustes et précises grâce à l'apprentissage automatique de caractéristiques complexes telles que la segmentation d'imagerie médicale. Depuis son apparition, ces méthodes ont permis d'améliorer de manière significative la performance des systèmes de segmentation en automatisant l'extraction et l'interprétation des caractéristiques visuelles à partir des images d'entrée. De manière similaire, les techniques de recalage d'images ont également été développées en utilisant des méthodes d'apprentissage profond. Ces techniques ont remplacé les approches classiques basées sur des caractéristiques par des modèles apprenant directement à ajuster les correspondances et les transformations entre les images. Plutôt que d'estimer directement les paramètres de transformation (Section 3.1.2). Dans cette section, nous introduirons d'abord les concepts de base et les définitions essentielles liés aux réseaux de neurones, en abordant leurs principaux composants et leur mécanisme de fonctionnement. Ensuite, nous consacrerons aux réseaux neuronaux convolutifs, qui sont les plus utilisés dans le domaine de la vision par ordinateur. Enfin, nous passerons aux approches d'apprentissage par transfert (transfer learning) qui sont largement exploitées et décrites dans la littérature scientifique.

#### 3.1.4.1 Les réseaux de neurones artificiel

Comment l'être humain pense, s'exprime, effectue des calculs et apprend ? Un réseau de neurones artificiels (ANN : Artificial Neural Networks) [106] est un système informatique inspiré du fonctionnement du cerveau humain, basé sur les réseaux de neurones biologiques. Ces systèmes informatiques, qui reproduisent certaines dynamiques neuronales, ont rapidement captivé l'attention des chercheurs en apprentissage automatique. La première étape consiste donc à comprendre comment fonctionne un neurone biologique.

Un neurone biologique est constitué de dendrites, d'axones et de synapses. Les dendrites fonctionnent comme des récepteurs d'informations, tandis que les axones sont responsables de la transmission des signaux vers d'autres neurones. Les synapses permettent de transmettre les signaux émis aux neurones adjacents. Le corps cellulaire du neurone reçoit les signaux provenant des dendrites, les traite et les analyse en effectuant une somme pondérée des entrées en fonction de leurs poids respectifs. Ces signaux ne fonctionnent pas de manière linéaire, ce qui signifie qu'il y a un effet de seuil, ce qui permet au neurone de déterminer s'il doit se déclencher ou rester inactif après avoir traité toutes les entrées. La figure 3.8 illustre un modèle biologique du neurone.

Dans le neurone artificiel, il est appelé également perceptron et l'une des premières méthodes d'apprentissage connexionniste, inventée par Rosenblatt [107]. Le perceptron reçoit des entrées provenant soit de neurones précédents, soit d'une source

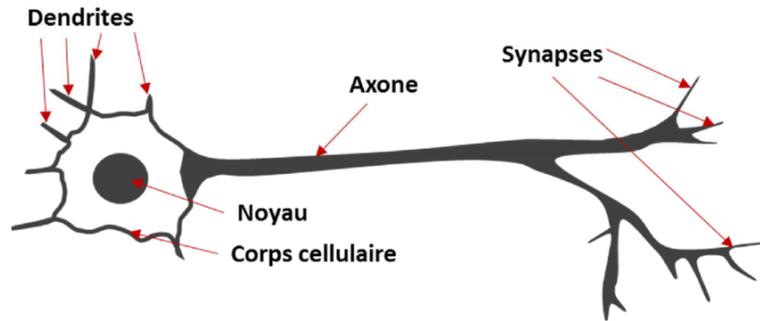


FIGURE 3.8 – Représentation d'un Modèle de Neurone Biologique [7].

externe, puis effectue un calcul pour produire une sortie. Chaque entrée est associée à un poids ( $W$ ) qui est représenté par les synapses, qui est attribué en fonction de son importance relative par rapport aux autres entrées. Le neurone applique ensuite une fonction ( $f$ ) à la somme pondérée de ses entrées, comme l'indique la formule suivante.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$$

La fonction  $f$  est la fonction d'activation utilisée pour activer ou non les neurones. Cela s'exprime souvent de manière plus concise en utilisant la notation matricielle, où chaque neurone est décrit par un vecteur d'entrée  $\mathbf{x} = (x_0, \dots, x_N)$ , un vecteur de poids  $\mathbf{w} = (w_0, \dots, w_N)$ . De plus, un paramètre d'entrée supplémentaire, noté  $b$ , appelé biais, est utilisé pour ajuster la sortie. La sortie  $\hat{y}$  du neurone est alors calculée comme suit :

$$\hat{y} = f(\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x} + b)$$

avec  $f$  représentant la fonction d'activation, et  $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}$  correspondant au produit scalaire entre les poids et les entrées. Comme le montre la figure 3.9, trois entrées ( $x_1, x_2, x_3$ ) sont considérées, chacune associée à des poids correspondants ( $w_1, w_2, w_3$ ).

D'autre part, la sortie d'un neurone est calculée à l'aide d'une fonction d'activation, qui est une fonction non linéaire, comme l'illustre la Figure 3.10. Dans le domaine des réseaux de neurones, il existe plusieurs fonctions d'activation pour modéliser la sortie neuronale [108] [109]. Nous présentons ici quelques fonctions d'activation couramment utilisées :

**Sigmoïde** Cette fonction prend une entrée de valeur réelle et la contraint à un intervalle entre 0 et 1. Cette fonction est également appelée fonction logistique, elle peut être par :

$$\text{sigmoïde}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

**la tangente hyperbolique** La fonction reçoit une valeur réelle en entrée et la comprime à un intervalle de  $[-1, 1]$ , définie par :

$$\tanh(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$$

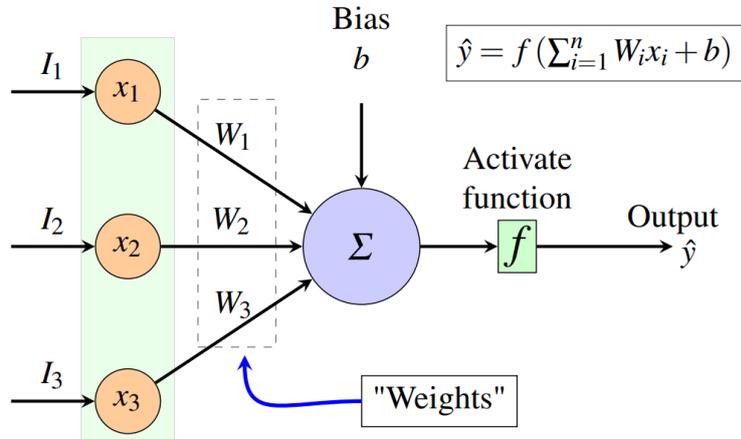


FIGURE 3.9 – Illustration du Perceptron Formelle : Exemple d'un Perceptron Simple avec Trois Entrées ( $I_1$ ,  $I_2$  et  $I_3$ ).

**ReLU** : La fonction ReLU, qui signifie Unité Linéaire Rectifiée, prend une entrée de valeur réelle et fixe les valeurs négatives à zéro. Elle définie par :

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

La Figure 3.10 représente les courbes de ces différentes fonctions.

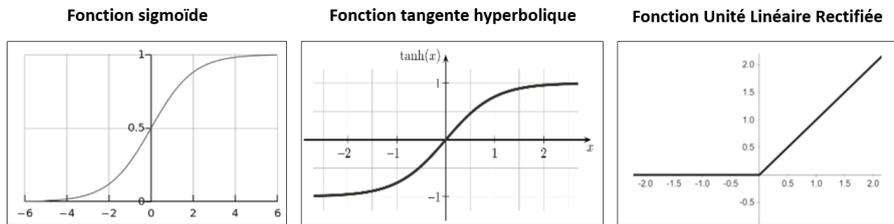


FIGURE 3.10 – Les représentation des fonctions d'activation les plus utilisées dans la littérature.

Pour résumer, Les réseaux de neurones artificiels (ANN) possèdent la capacité de reconnaître divers types de modèles numériques, tels que des images, des sons ou des textes, et peuvent résoudre des problèmes courants de la vie quotidienne. Un ANN est principalement constitué de plusieurs couches de nœuds, incluant une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Le Perceptron multicouche (PMC), représenté à la figure 3.11, est un exemple de ce type de réseau. Il a été parmi les premiers et les plus performants des algorithmes d'apprentissage non linéaire [110]. Il se compose d'une couche d'entrée pour recevoir les données, d'une ou plusieurs couches cachées qui effectuent des transformations complexes sur les informations, et d'une couche de sortie qui fournit le résultat final. Cette architecture permet au PMC de traiter efficacement les données et de réaliser des tâches variées.

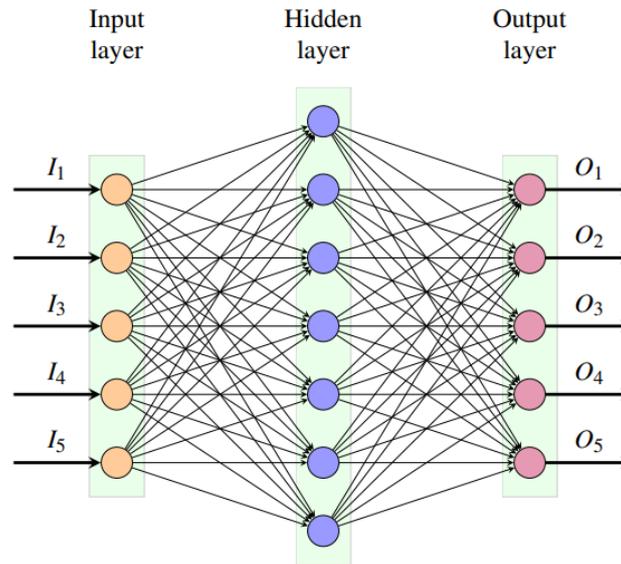


FIGURE 3.11 – Modélisation de Réseau de Neurons Multicouche : Architecture d'un Réseau Entièrement Connecté avec Trois Couches (Entrée, Cachée, et Sortie).

### 3.1.4.2 Les réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN : Convolutional Neural Networks), sont des modèles d'apprentissage profond qui ont prouvé leur grande efficacité dans le traitement des données bidimensionnelles, notamment pour des tâches telles que la segmentation, la classification et la détection d'objets[111][112][113]. Les CNN se caractérisent par leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à divers niveaux d'abstraction, sans nécessiter d'intervention humaine pour l'extraction de ces caractéristiques.

À la suite du succès d'AlexNet [114], les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont devenus l'un des modèles d'apprentissage profond les plus influents et jouent un rôle majeur dans la résolution des tâches de reconnaissance visuelle dans le domaine du traitement d'images, notamment la segmentation et la classification. Le concept des CNN a été initialement proposé par Fukushima et al [115], s'inspirant de la structure du système visuel humain dont Les CNN sont également constitués de neurones avec des poids ajustables. Ils sont spécifiquement conçus pour traiter des images en entrée, plutôt que des vecteurs. Ce qui distingue les CNN des autres réseaux de neurones. La convolution a remplacé la multiplication matricielle générale dans les réseaux de neurones standards. De cette façon, le nombre de poids est réduit, ce qui diminue la complexité du réseau.

En général, une architecture de réseau de neurones convolutifs (CNN) se compose en des couches d'extraction de caractéristiques et les couches de classification. Les couches d'extraction reposent sur un modèle général qui se répète séquentiellement, qui est structuré par des couches convolutives avec des fonctions d'activation, suivies par des couches de sous-échantillonnage (pooling) dont chaque séquence de couches convolutives, suivie d'une couche de pooling, constitue une opération de convolution. Ces couches sont connectées alternativement et forment la partie

centrale du réseau, et les couches de classification qui comportent une ou plusieurs couches entièrement connectées pour prédire la sortie, comme le montre la figure 3.12.

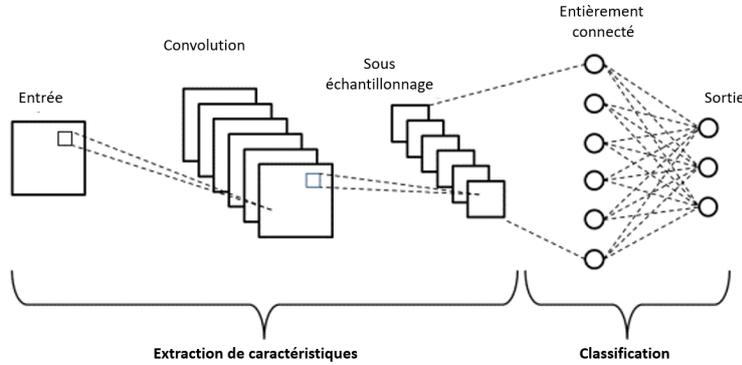


FIGURE 3.12 – Architecture de Base d'un Réseau de Neurones Convolutifs : La profondeur des matrices représente le nombre de filtres utilisés.

**Couche de convolution** Une couche de convolution constitue l'un des éléments fondamentaux d'un réseau de neurones convolutifs (CNN), utilisée pour extraire des caractéristiques pertinentes à partir des données d'entrée. Elle applique une opération de convolution sur l'image d'entrée, puis transmet le résultat à la couche suivante du réseau. L'opération de convolution peut être vue comme un produit scalaire entre la matrice du filtre, aussi appelée masque, et la matrice représentant l'image d'entrée. Le filtre parcourt généralement l'image pixel par pixel selon un pas prédéfini (appelé stride), et à chaque position, il calcule un produit scalaire entre les valeurs du filtre et les valeurs correspondantes de l'image, en se déplaçant de gauche à droite en respectant le pas défini pour découvrir les caractéristiques spatiales dans l'image entière. Le type de convolution le plus couramment utilisé est la convolution 2D, comme la figure 3.13 montre. Un exemple typique de filtre est un noyau de taille  $3 \times 3$ , qui parcourt l'image d'entrée pixel par pixel (ou avec un pas spécifié) afin d'extraire les caractéristiques pertinentes.

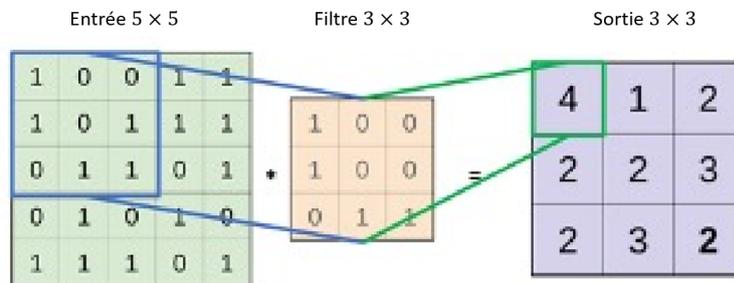


FIGURE 3.13 – Opération de convolution simple avec un filtre de  $3 \times 3$ .

Comme le filtre est généralement plus petit que l'image d'entrée, il est possible que

certains pixels des bords soient omis lors de l'application de la convolution. Pour résoudre cette problématique, une méthode appelée Padding est mise en œuvre. Cette technique de padding consiste à ajouter des pixels de valeur nulle autour des bords de l'image d'entrée afin de préserver l'intégralité des données lors de l'entraînement.

À la suite de chaque couche de convolution, une fonction d'activation, généralement la fonction ReLU (Rectified Linear Unit), est appliquée (section 3.1.4). L'objectif de cette opération est de favoriser l'apprentissage en permettant au réseau de se concentrer sur les caractéristiques positives et d'atténuer l'influence des valeurs négatives, facilitant ainsi l'extraction de caractéristiques pertinentes pour les tâches de classification ou de détection d'objets.

**Couche pooling** La couche de pooling (ou sous-échantillonnage) dans un réseau de neurones convolutifs (CNN) est une opération simple qui vise à réduire les dimensions spatiales de la carte des caractéristiques (largeur et hauteur) tout en conservant la même profondeur que la couche précédente. Elle consiste à extraire une région de taille  $k \times k$  d'une carte de caractéristiques et à la condenser en une seule valeur. En appliquant un pas (stride) dans les directions x et y, des cartes de caractéristiques sont générées dans chaque canal de caractéristiques. Cette opération permet d'améliorer les performances en réduisant le nombre de paramètres à traiter, ce qui optimise l'entraînement du réseau.

Différentes fonctions peuvent être utilisées dans la couche de pooling, mais la plus utilisée est le « maxpooling », qui consiste à conserver la sortie maximale du voisinage.

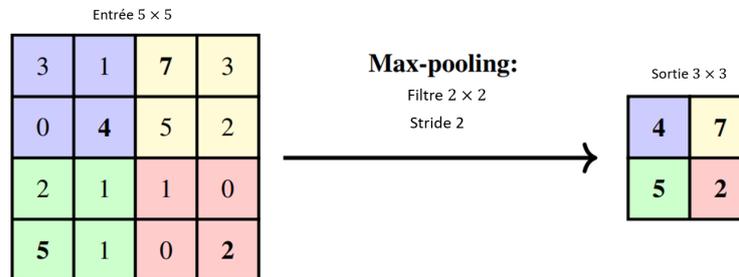


FIGURE 3.14 – Exemple d'Application du Max Pooling avec un Filtre de 2 × 2 et un pas (stride) de 2.

**Couche entièrement connectée** La couche de classification, qui constitue la dernière couche d'un réseau convolutif, est appelée couche entièrement connectée (ou "fully connected layer"). Dans cette couche, chaque neurone est relié à l'ensemble des neurones de la couche précédente. Comme détaillé précédemment, chaque neurone de la couche  $i$  est complètement connecté à tous les neurones de la couche  $i-1$ . L'activation des neurones est calculée par une multiplication matricielle entre les valeurs d'entrée et les poids associés aux neurones de la couche  $i-1$  (voir Figure 3.2). Cette couche utilise les caractéristiques pertinentes extraites par les couches de convolution pour générer des scores de classification.

Dans une architecture de réseau de neurones convolutifs (CNN), La sortie intègre des couches de classification et une fonction de perte. Cette fonction de perte guide l'ajustement des poids de l'ensemble de l'architecture au cours de la phase d'apprentissage, à travers le processus de rétropropagation [116].

### 3.1.4.3 Apprentissage profond et limitation des données

**Motivation : Overfitting** Le surapprentissage, également connu sous le terme « overfitting », est un phénomène courant en apprentissage automatique, notamment dans les modèles d'apprentissage profond, où le modèle s'ajuste de manière excessive aux données d'entraînement, résultant des erreurs importantes sur des données non vues (Données de test). Ce phénomène est souvent causé par une taille limitée de l'ensemble d'entraînement. En effet, pour que les modèles d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones convolutifs (CNN), apprennent de manière efficace et évitent le surapprentissage, un nombre suffisant d'échantillons est requis. Ce phénomène est souvent causé par une taille limitée de l'ensemble d'entraînement. En effet, pour que les modèles d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones convolutifs (CNN), apprennent de manière efficace et évitent le surapprentissage, un nombre adéquat d'échantillons est nécessaire pour acquérir des connaissances fiables et réduire le risque d'un ajustement excessif aux données d'entraînement. Pour remédier à ce phénomène dans le cadre des réseaux de neurones convolutifs (CNN), plusieurs techniques spécifiques peuvent être adoptées, les plus utilisées étant l'augmentation des données et des techniques de régularisation.

**Augmentation des données** L'augmentation des données constitue une stratégie la plus intuitive avec pour objectif de prévenir le surapprentissage (overfitting). Dans le domaine du traitement d'images, diverses méthodes peuvent être mises en œuvre pour enrichir et étendre les ensembles de données. Parmi celles-ci, les transformations géométriques, telles que le cisaillement, le zoom, la rotation et le masquage aléatoire, ainsi que l'application de bruit, comme le flou gaussien, sont les plus courantes. Ces techniques sont qualifiées de « transformations préservant les étiquettes », car elles ne modifient pas les étiquettes des échantillons de données d'entraînement.

**Méthodes de Régularisation** Cependant, la régularisation est également visant à prévenir le surapprentissage. L'une des méthodes les plus efficaces pour éviter ce phénomène consiste à interrompre le processus d'entraînement à un stade approprié, lorsque le modèle présente un bon ajustement aux données d'entraînement tout en maintenant des performances adéquates sur les données de test. Cette approche est désignée sous le terme early stopping.

- **Early Stopping** Une des questions cruciales lors de l'entraînement d'un réseau de neurones est le nombre d'époques nécessaires à l'apprentissage. Ce défi est fréquent dans l'entraînement des réseaux de neurones. Un nombre excessif d'époques peut entraîner un surajustement du modèle aux

données d'entraînement, ce qui se traduit par une mauvaise performance sur l'ensemble du test, tandis qu'un nombre trop faible d'époques peut conduire à un sous-ajustement du modèle. Au cours de l'entraînement, les poids optimaux du modèle sont régulièrement sauvegardés et mis à jour. Dès que les performances ne s'améliorent plus après un certain nombre d'itérations, l'entraînement est interrompu, et les meilleurs paramètres sont conservés (comme dans la figure 3.15). Cette méthode vise à limiter le surajustement tout en renforçant la capacité de généralisation du modèle.

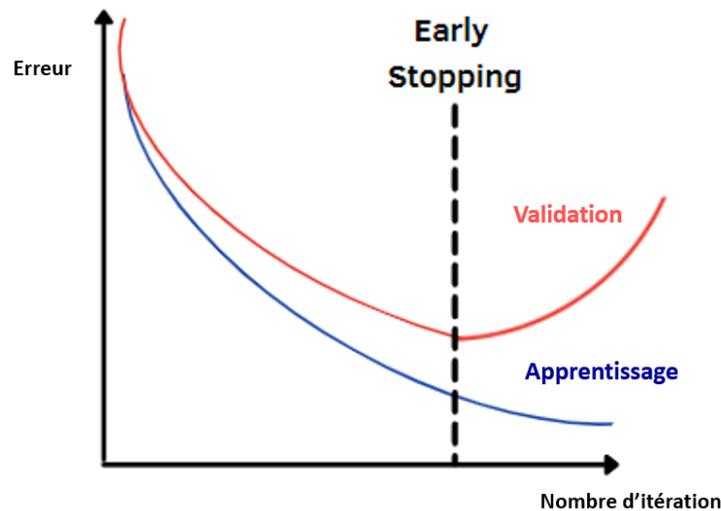


FIGURE 3.15 – Early Stopping : L'entraînement s'arrête lorsque la perte de validation ne diminue plus, malgré une diminution de la perte d'entraînement [8].

— **La régularisation L1 et L2 :**

La régularisation L1 et L2 sont des techniques couramment utilisées en apprentissage automatique pour réduire le surajustement des modèles et améliorer leur capacité de généralisation [8]. Elles pénalisent les modèles ayant des poids trop grands afin d'encourager des solutions plus simples et mieux généralisées. Le terme de pénalité impose une contrainte sur les paramètres (les poids du réseau) pendant l'entraînement. La différence entre la régularisation L1 et L2 réside dans le fait que L2 est la somme des carrés des poids, tandis que L1 est simplement la somme des valeurs absolues des poids. Les fonctions de perte sont définies comme suit :

— Régularisation L1 :

$$\text{Loss}_{L1} = \text{Loss}_{\text{original}} + \lambda \sum_{i=1}^k |w_i|$$

— Régularisation L2 :

$$\text{Loss}_{L2} = \text{Loss}_{\text{original}} + \lambda \sum_{i=1}^k w_i^2$$

Où  $\lambda$  est un paramètre de régularisation qui contrôle la force de la pénalisation et considéré comme un hyperparamètre, et  $w_i$  représente les poids du modèle. En général, l'intégration de la régularisation dans l'entraînement des modèles d'apprentissage automatique constitue une stratégie essentielle pour améliorer leur performance sur des ensembles de données non vus et pour éviter le sur-ajustement, garantissant ainsi une meilleure généralisation dans des applications réelles telles que les problèmes de classification d'images. `enumitem`

### 3.1.5 Application de l'apprentissage profond dans le recalage affine d'images médicale

Le recalage affine en imagerie médicale est une tâche essentielle pour assurer une comparaison précise entre différentes acquisitions et améliorer la fiabilité des diagnostics. L'utilisation des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour le recalage affine apporte une avancée significative par rapport aux méthodes classiques. Grâce à leur robustesse et à leur capacité d'automatisation, les CNN permettent d'améliorer la précision et la rapidité du recalage en exploitant des représentations complexes des images. Ce processus repose sur une combinaison de couches d'extraction et de couches d'apprentissage de caractéristiques, optimisant ainsi l'alignement des images médicales.

L'acquisition des organes du corps humain peut être réalisée par diverses modalités d'imagerie, en fonction de l'organe ciblé et de la précision requise. Parmi les techniques les plus couramment utilisées figurent la tomodensitométrie (CT), qui repose sur les rayons X, et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Plusieurs études ont démontré l'efficacité des CNN pour le recalage affine en imagerie médicale. Par exemple, dans [117], les auteurs ont proposé une architecture de recalage rigide basée sur un CNN intégrant un régresseur capable de prédire la matrice de transformation, exploitant les informations visuelles des images radiographiques X-ray. Dans un autre travail, Chen et al. ont développé un modèle non supervisé qui aborde les défis du recalage affine à travers deux stratégies principales : l'apprentissage explicite des paramètres de transformation géométrique (translation, rotation, mise à l'échelle et cisaillement) et l'utilisation de modules cross-stitch facilitant l'échange de caractéristiques entre les images, appliqué notamment au recalage d'images radiographiques et CT. D'autres travaux ont exploré l'application des CNN pour le recalage multimodal. Luo et al. [118] ont proposé une architecture basée sur les CNN et ResNet pour le recalage affine entre l'angiographie au vert d'indocyanine (ICGA) et l'imagerie laser multi-spectrale (MCSL), utilisée pour le diagnostic non invasif des lésions rétiniennes. Strittmatter et al. [119] ont également comparé cette approche à vingt autres architectures et évalué leur performance et leur généralisation sur des bases de données d'images CT et IRM du foie. Ces approches illustrent le potentiel des CNN pour améliorer la précision et l'efficacité du recalage affine en imagerie médicale (figure 3.16).

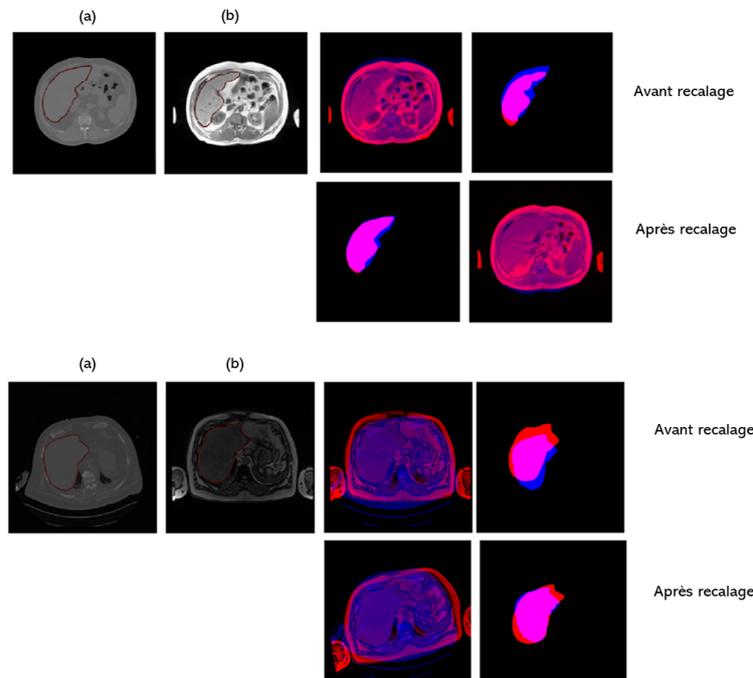


FIGURE 3.16 – Exemple d’application des CNN pour le recalage affine des images CT et IRM du foie : (a) image fixe et (b) image mobile, avec les images fixes en bleu et les images mobiles(flottantes) en rouge.

## 3.2 Recalage affine de la voûte plantaire par convolutionnal neural networks

### 3.2.1 État de l’art et limitations

Dans la littérature, il existe deux travaux qui ont traité le problème de recalage des images thermiques de pied diabétique. Ces travaux ont utilisé des méthodes classiques d’images, soit un recalage rigide, soit affine, afin d’aligner géométriquement les images des pieds (section 3.1.3).

La première étude a été réalisée par Vilcahuaman et al.[12]. Dans leur travail, ils ont appliqué un recalage de contours entre le pied droit et le pied gauche en utilisant la méthode ICP (Iterative Closest Point) (figure 3.17). Ils ont conclu que l’algorithme ICP était le plus approprié pour les images thermiques du pied, en raison de la forte similarité entre les deux pieds. De plus, cette approche a permis d’obtenir de meilleurs résultats, notamment en cas de défauts d’acquisition dans les régions de la malléole ou des orteils. Les résultats de recalage rigide par ICP sont représentés par les contours.

Le deuxième travail est celui de Doha Bouallal [98], réalisé dans le cadre du projet STANDUP. Cette fois, les images ont été acquises en suivant le protocole établi dans le cadre du projet (Cold Stress Test Protocol). Ce dernier consiste à capturer les images à l’aide d’une caméra connectée à un smartphone, en mode main libre et sans contraintes strictes. Cette approche complique la

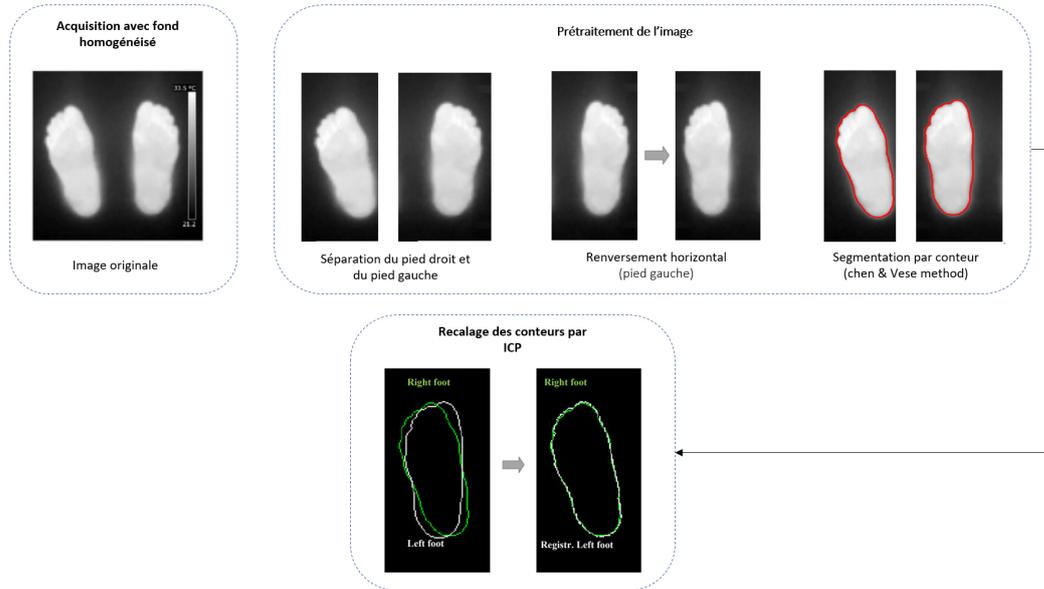


FIGURE 3.17 – Processus de recalage de Vilcahuaman par ICP.

tâche du recalage, notamment dans le cas du recalage multitemporel entre des images prises à deux instants différents ( $T_0$  et  $T_{10}$ ).

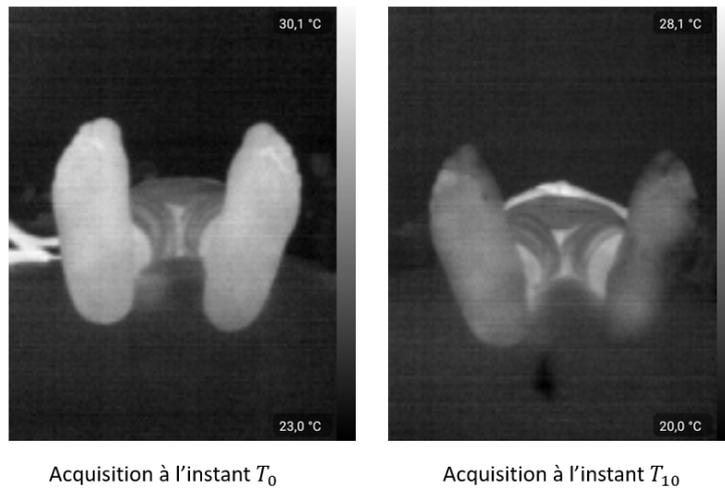


FIGURE 3.18 – Exemples d'images acquises en suivant le protocole STANDUP à HNDM.

Pour ce type d'images (figure 3.18), Les auteurs ont appliqué différentes méthodes classiques de recalage, notamment le recalage affine, ainsi que l'approche basée sur l'intensité (Intensity-Based Registration). Ils ont comparé cette techniques à d'autres méthodes, telles que l'algorithme ICP utilisé par Vilcahuaman [12], qui a montré de meilleures performances. Dans leur processus de recalage, le pied droit est utilisé comme image de référence pour l'ali-

nement multitemporel. Plus précisément, pour le recalage multitemporel, ils ont considéré les images  $T_0$  comme références. Concernant le recalage contralateral (entre le pied gauche et le pied droit), le pied droit a été choisi comme référence. Comme illustré dans la figure 3.19, leur approche commence par la segmentation et la séparation des pieds, suivies de l'application de méthodes classiques de recalage afin d'obtenir d'optimiser l'alignement.

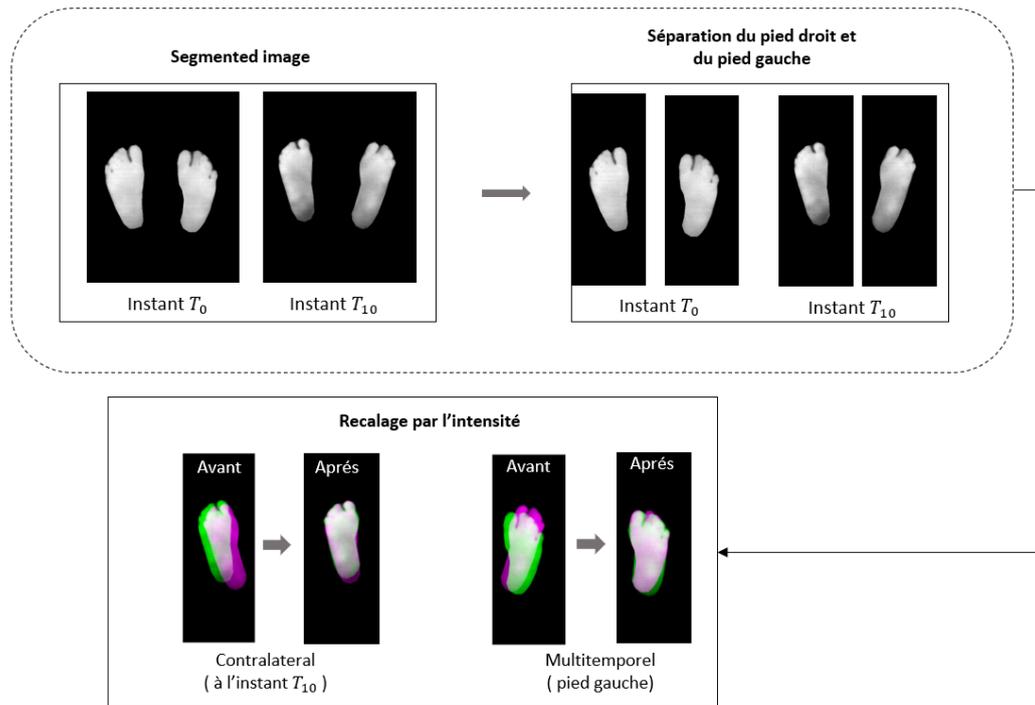


FIGURE 3.19 – Processus de recalage de Bouallal par des méthodes classiques.

Les résultats ont montré que l'approche basée sur l'intensité ainsi que l'algorithme ICP présentaient de meilleures performances pour le recalage contralateral. Cela est raisonnable, puisque, dans ces acquisitions, les deux pieds à aligner (droit et gauche) sont positionnés à la même distance de la caméra et sont très similaires (figure 3.20).

Cependant, pour le recalage multitemporel, seule l'approche basée sur l'intensité a donné de bons résultats pour ce type de recalage, contrairement à l'ICP, qui repose uniquement sur la translation et la rotation et qui est donc moins adaptée aux variations d'échelle (figure 3.21).

Malgré que Bouallal et al. [98] aient trouvé que l'approche basée sur l'intensité donne de meilleures performances, notamment pour le recalage multitemporel, son principal inconvénient réside dans son temps de calcul. En effet, cette méthode nécessite environ 29 secondes pour traiter une seule paire d'images, contre seulement 0,3 seconde pour l'ICP (table 3.1). Cette différence significative en termes de temps de calcul rend l'approche par intensité inadaptée aux applications mobiles du projet, qui nécessitent une exécution rapide et en temps réel. C'est pourquoi l'ICP, bien que moins performant en présence de

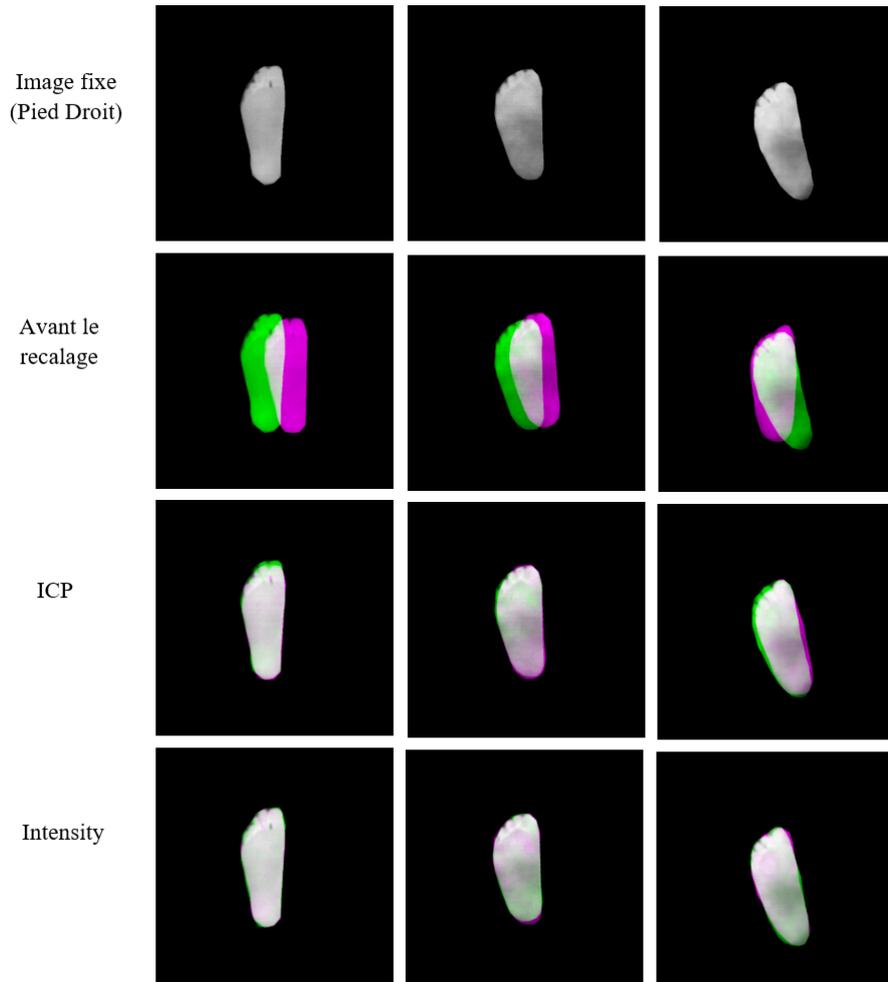


FIGURE 3.20 – Résultats de recalage contralatéral obtenus par Bouallal et al (le pied droit est considéré comme référence).

variations d'échelle, reste actuellement la méthode privilégiée pour le projet. En plus des méthodes de recalage classique dans l'état de l'art, il existe une autre classe de méthodes classiques reposant sur l'extraction de points caractéristiques (features-based). Ces approches identifient des points d'intérêt ou des descripteurs dans les images, qui sont ensuite appariés pour estimer la transformation géométrique entre les deux images tels que ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) (section.3.1.3). L'un des principaux avantages de ces méthodes est leur robustesse aux variations d'échelle, ce qui les rend particulièrement adaptées aux recalage multitemporel (figure 3.22). Toutefois, leur performance dépend fortement de la qualité et du nombre de points caractéristiques détectés. Dans des images thermiques, où le contraste est souvent faible et les textures peu marquées, l'extraction de points d'intérêt peut être moins fiable, rendant ces méthodes inefficaces pour un recalage précis. Ainsi, bien que les méthodes basées sur les features soient largement

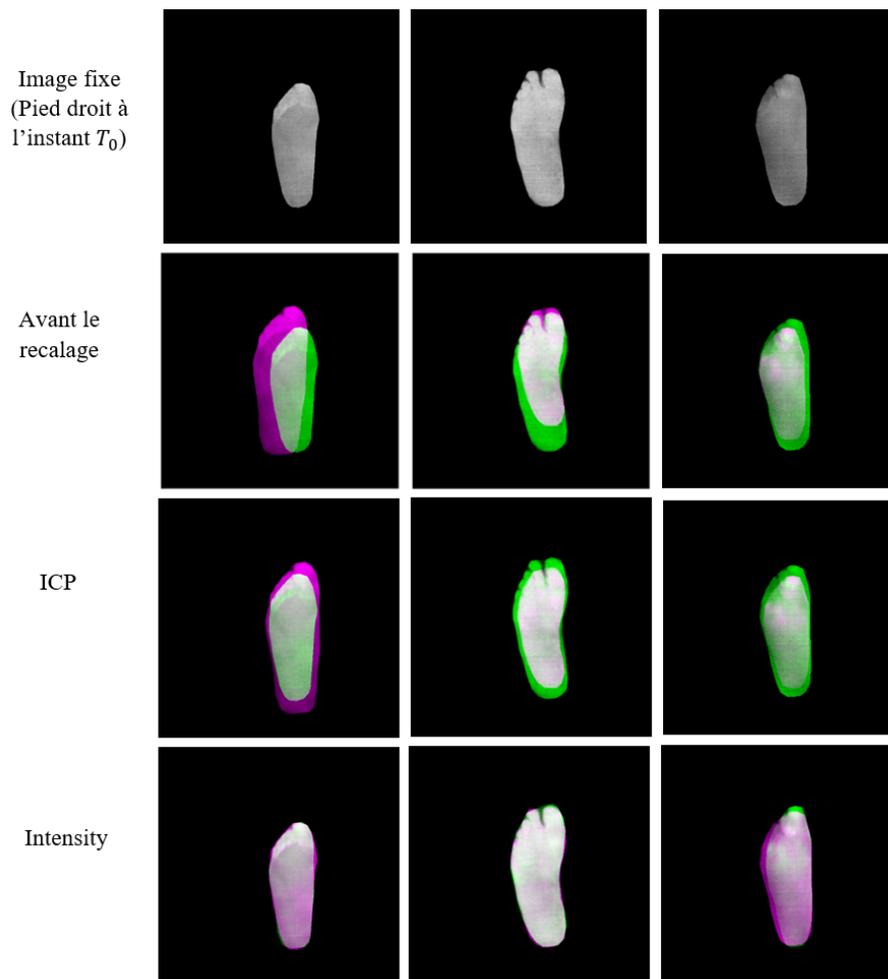


FIGURE 3.21 – Résultats de recalage multitemporel obtenus par Bouallal et al (le pied à l'instant  $T_0$  est considéré comme référence).

utilisées en recalage d'images classiques, elles présentent des limitations lorsqu'il s'agit d'images thermiques du pied, notamment en raison du manque de structures discriminantes. C'est pourquoi, dans la section suivantes, nous explorons pour la première fois l'utilisation de modèles de réseaux de neurones convolutionnels, qui ont démontré leur efficacité pour le recalage d'images médicales, et qui permettent d'améliorer à la fois la précision et la rapidité du recalage thermique, tant en analyse multitemporelle qu'en analyse contralatérale.

### 3.2.2 Architectures des modèles adaptés

Le développement d'un modèle performant pour le recalage affine de la voûte plantaire chez le patient diabétique nécessite des études approfondies et une expertise solide. Cela implique une analyse précise afin de déterminer la meilleure combinaison de paramètres pour l'architecture du réseau, notam-

Vitesse d'inférence en CPU		
Méthode	Temps (s)	FPS
ICP	0.3	11.66
Intensity	28.82	0.02

TABLE 3.1 – Vitesse d'inférence des méthodes classique.

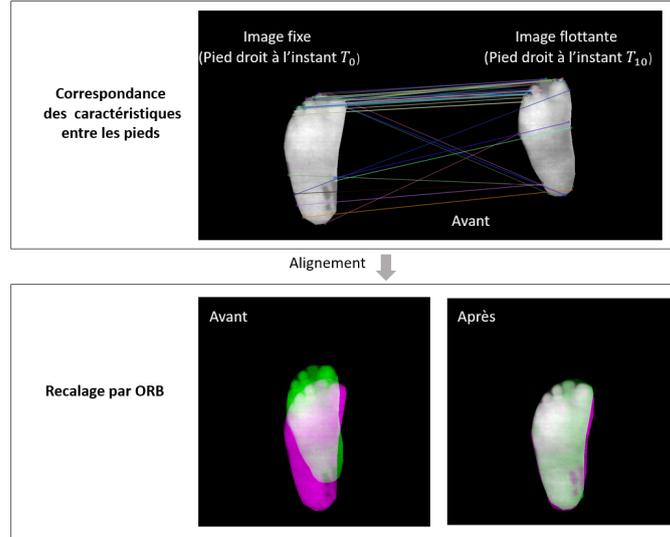


FIGURE 3.22 – Exemple de recalage multitemporel obtenu par la méthode ORB.

ment le choix des transformations affines, la structure des couches, ainsi la quantité et la taille des filtres. Les architectures de recalage affine reposent généralement sur un ou deux sous-encodeurs, conçus pour extraire les caractéristiques tout en réduisant la résolution spatiale de l'entrée. Ce processus aboutit à une matrice de transformation générale, qui contient les paramètres optimisés, tels que les coefficients de translation, de rotation, de changement d'échelle et de cisaillement. Cette matrice permet d'aligner géométriquement les images, facilitant ainsi l'analyse et l'interprétation des informations thermiques du pied diabétique. Dans la partie qui suit, nous présentons brièvement les réseaux neuronaux convolutifs les plus adaptés au recalage affine.

### 3.2.2.1 Le réseau AffinConvNet

Tang et al. [120] ont proposé en 2020 le réseau ADMIR (Affine and Deformable Medical Image Registration) basé sur un réseau de neurones convolutifs (ConvNet), qui comprend deux architectures : un module de recalage affine pour l'apprentissage des paramètres de transformation affine et un module de recalage déformable. Dans ce travail, nous nous intéressons spécifiquement au recalage affine. Pour le ConvNet affine, comme illustré dans la Figure 3.23, nous l'adaptions aux images 2D. Il se concentre sur la sortie des paramètres de transformation affine représentés sous forme d'une matrice d'ordre  $3 \times 3$ .

Cette architecture contient un seul sous-réseau pour obtenir la matrice de transformation, où l'encodeur reçoit la concaténation de l'image flottante (M) et de l'image fixe (F).

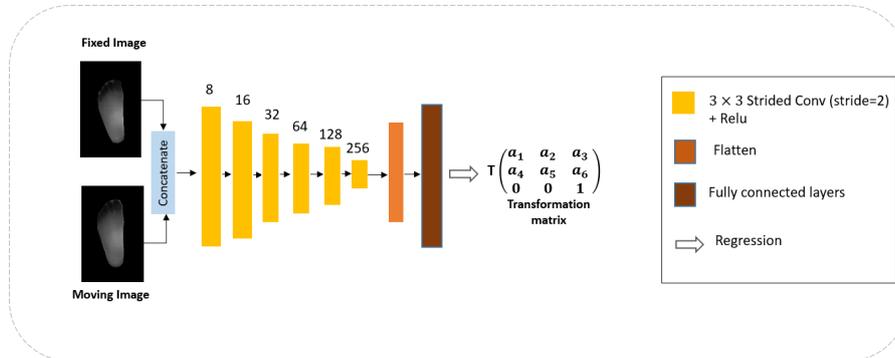


FIGURE 3.23 – Illustration de l'architecture adapté Affine ConvNet.

Dans l'encodeur de cette architecture, au lieu d'utiliser une couche de pooling pour réduire la dimension spatiale des images fixes (fixed images) et flottante (moving images), une couche de convolution avec pas (strided convolutional layer) est utilisée. Cela permet non seulement de réduire la dimension spatiale et d'extraire des caractéristiques utiles, mais aussi d'augmenter le nombre de paramètres apprenables par rapport à une couche de pooling. L'encodeur se compose de six couches de convolution  $3 \times 3$  avec un pas de 2, suivies d'une fonction d'activation ReLU. Le nombre de filtres dans chaque couche de convolution double couche par couche à partir de 8. Pour la partie entièrement connectée, chaque couche est constituée de couches linéaires et de fonctions d'activation ReLU afin d'estimer les six paramètres de transformation nécessaires à la génération de la matrice  $T$ .

### 3.2.2.2 Le réseau AIRNet

Le réseau AIRNet, développé par Chee et al. [121], est un modèle conçu pour résoudre le problème du recalage affine. Il est basé sur un réseau de neurones convolutionnels (CNN) qui estime directement les paramètres de transformation entre deux images en entrée. Comme illustré dans la Figure 3.24, l'encodeur de l'architecture AIRNet est constitué de deux sous-réseaux distincts. Le premier prend en entrée l'image fixe  $F$ , tandis que le second reçoit l'image flottante  $M$ . Les couches correspondantes des deux sous-réseaux utilisent les mêmes poids (weights sharing), ce qui permet d'entraîner un seul encodeur pour extraire les caractéristiques des deux images. Ce partage de poids réduit de moitié le nombre de paramètres dans cette première partie du réseau, ce qui limite ainsi le risque de surapprentissage.

L'architecture de l'encodeur est adaptée des blocs DenseNet 2D [122] introduits par Huang et al., qui utilisent des connexions résiduelles entre toutes les couches au sein d'un même bloc. Chaque bloc dense est composé de plusieurs couches convolutionnelles, généralement suivies d'une normalisation et d'une fonction d'activation ReLU. Un aspect clé de cette architecture est que

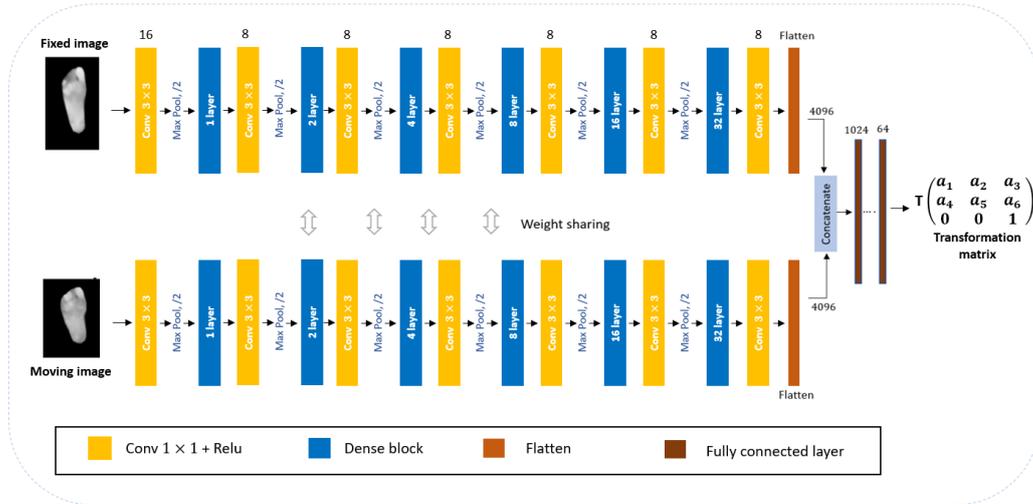


FIGURE 3.24 – Illustration de l'architecture adapté AIRNet.

chaque couche d'un bloc dense reçoit en entrée les cartes de caractéristiques de toutes les couches précédentes, ce qui favorise la réutilisation et la propagation des caractéristiques. La figure 3.25 représente un bloc dense avec une seule couche.

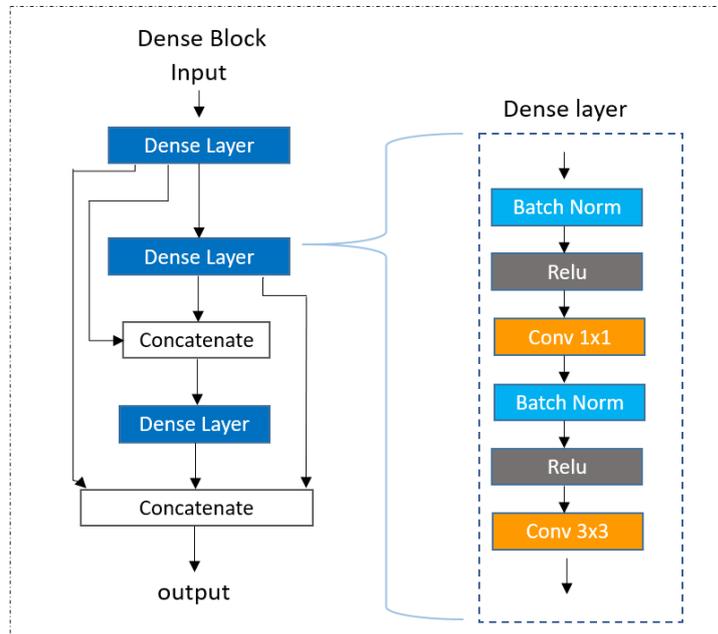


FIGURE 3.25 – Bloc de dense avec trois couches.

Comme illustré dans la figure 3.24, chaque image en entrée passe d'abord par une couche de convolution  $3 \times 3$ , suivie d'une couche de max-pooling  $2 \times 2$ . Les blocs denses sont composés de plusieurs couches de convolution, avec un

taux de croissance de 8. Le modèle comprend 6 couches de convolution 2D utilisant de petits filtres  $1 \times 1$  et des couches de max-pooling, suivies d'une fonction d'activation ReLU et de blocs denses. Enfin, les sorties des deux sous-réseaux de l'encodeur sont concaténées et transmises à plusieurs couches entièrement connectées. Ces dernières sont composées de couches linéaires et de fonctions d'activation ReLU, permettant d'apprendre la relation entre les caractéristiques extraites et de prédire les paramètres nécessaires pour aligner les images en entrée.

### 3.2.2.3 Le réseau VGG

Le VGG (visual Geometry Group ) [123] est un réseau de neurones convolutifs composé de plusieurs blocs de convolution. Il existe d'autres architectures similaires, telles que LeNet, AlexNet, ResNet50 et GoogleNet, mais le VGG16 a démontré les meilleures performances pour la classification dans le domaine biomédical. Ce modèle prend en entrée des images de taille  $224 \times 224 \times 3$ . La sortie du premier ensemble de couches de convolution est de  $224 \times 224 \times 64$  pixels, ce qui indique la présence de 64 filtres dans la première couche de convolution. Après chaque couche de max pooling, la dimension spatiale est réduite de moitié tandis que le nombre de filtres est doublé avec l'absence de réduction de dimension après les couches de convolution indique l'utilisation du zero-padding.

L'architecture de VGG16 est constitué de 16 couches, organisées en cinq blocs de couches de convolution (figure 3.26), chacun suivi d'une couche de max pooling. Chaque couche de convolution utilise un filtre de taille  $3 \times 3$  avec un pas (stride) de 1. La fonction d'activation ReLU est appliquée à chaque couche de convolution, et une couche softmax finale de 1000 nœuds est utilisée pour normaliser les sorties.

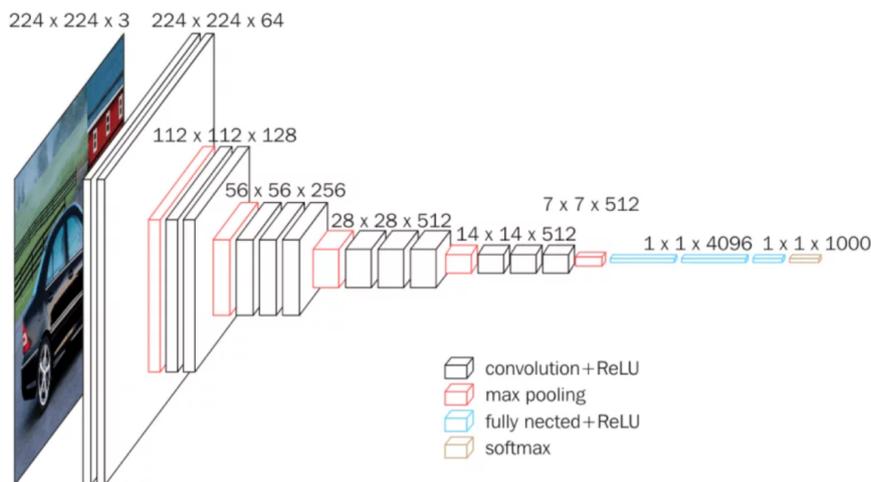


FIGURE 3.26 – illustration de l'architecture du VGG16 [56].

Pour adapter l'architecture VGG16 à la tâche de recalage affine d'images, le réseau reçoit la concaténation de l'image flottante  $F$  et de l'image fixe du-

pliquée (3 canaux) (figure 3.27). Ainsi, le modèle VGG16 est initialisé sans poids pré-entraînés et utilisé pour extraire les caractéristiques des images. Celles-ci, issues de la dernière couche du réseau, sont ensuite transmises à un réseau entièrement connecté, lequel comprend une couche dense de 512 neurones avec activation ReLU, afin de prédire les paramètres de transformation affine. De plus, une régularisation L2 est appliquée pour limiter le surapprentissage. Cette approche permet ainsi au réseau d'apprendre la transformation affine nécessaire pour aligner l'image flottante avec l'image fixe.

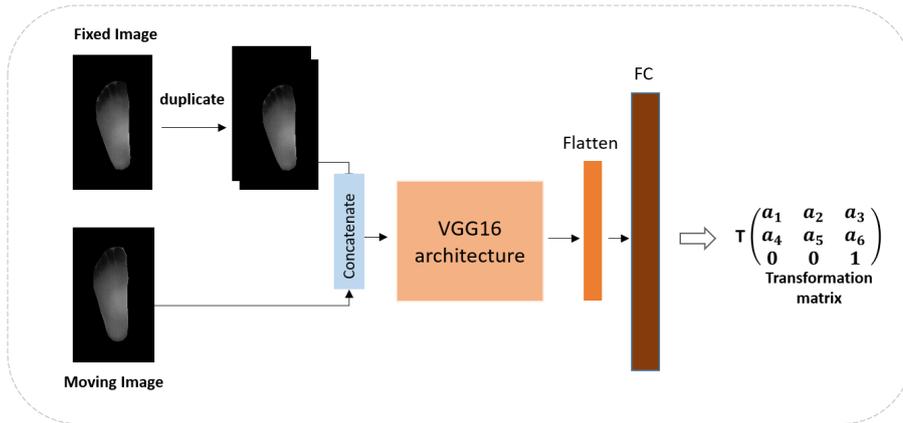
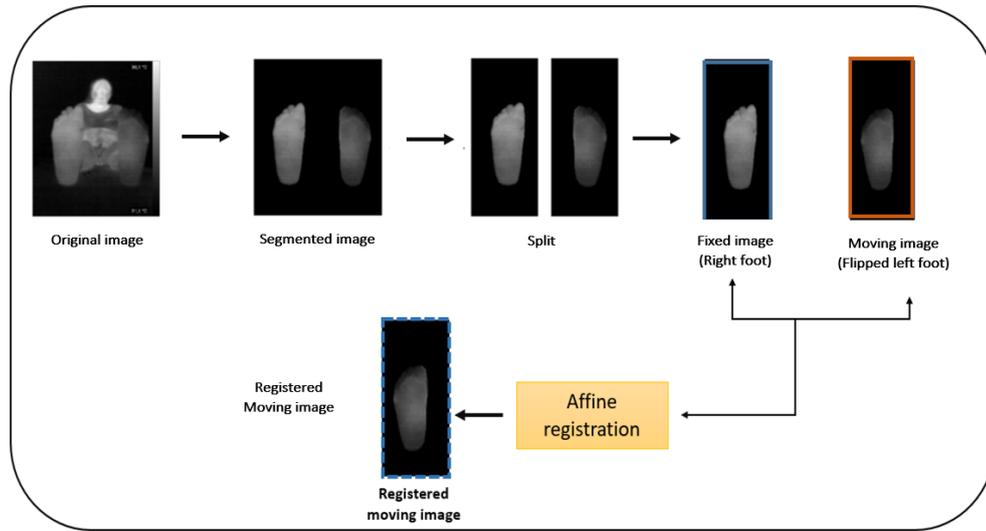


FIGURE 3.27 – illustration de l'adaptation de l'architecture VGG16.

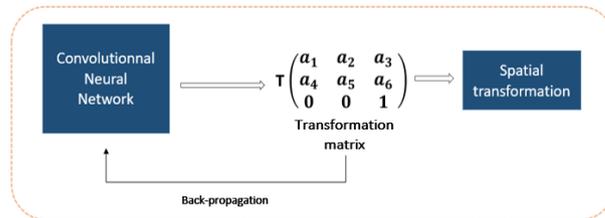
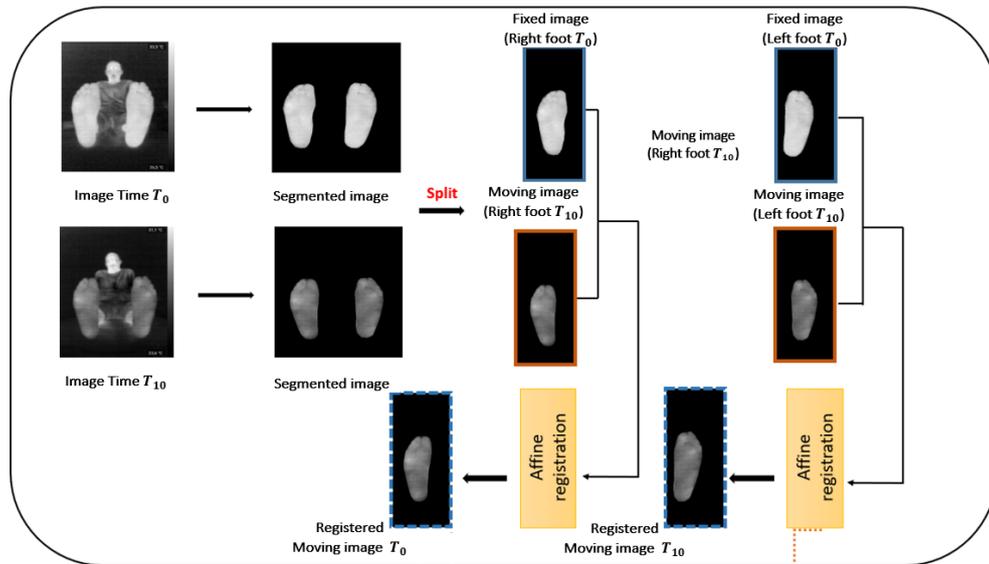
### 3.2.3 Processus de recalage affine

Notre objectif principal est de réaliser le recalage affine de la voûte plantaire en utilisant des réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour aligner les images de manière précise. Nous appliquons deux types de recalage affine : le recalage contralatéral et le recalage multitemporel.

Le recalage contralatéral est utilisé pour aligner les images thermiques des pieds droit et gauche d'un même patient. Dans ce cas, les images segmentées sont divisées en deux régions distinctes : la région correspondant au pied droit, qui sert d'image fixe, et celle du pied gauche, considérée comme l'image flottante. Avant de procéder à l'alignement, il est nécessaire de retourner verticalement l'image du pied gauche afin qu'elle adopte la même orientation que celle du pied droit. Cette opération permet d'obtenir une correspondance correcte des pixels entre les deux pieds. Le recalage multitemporel, qui est l'élément central de ce travail, consiste à aligner des images thermiques d'un même pied prises à deux instants différents, avant et après un test de stress par le froid (cold stress test) d'une durée de 10 minutes (section 2.3). L'objectif est d'observer les variations thermiques après l'application du protocole sur les pieds des patients. Pour cela, une paire d'images thermiques du même pied est capturée : l'image prise avant le test (instant  $T_0$ ) est utilisée comme image fixe (fixed image), tandis que celle prise après le test (instant  $T_{10}$ ) est considérée comme l'image flottante (moving image). Cette approche est également appliquée au pied gauche. Ce processus est illustré dans la figure 3.28, où les



(a) Contralateral affine Registration Process.



(b) Multitemporal affine Registration Process.

FIGURE 3.28 – Processus de recalage affine contralatéral et multitemporel adapté.

différentes étapes du recalage affine sont présentées de manière détaillée. Pour réaliser ce type de recalage, nous utilisons trois architectures de CNN (section 3.2.2) spécialement conçues pour prédire les paramètres optimaux de transformation affine entre les images fixes et flottante. Ces paramètres sont exprimés sous la forme d'une matrice de transformation  $T$ , qui est ensuite utilisée pour appliquer une transformation géométrique à l'image flottante afin qu'elle corresponde spatialement à l'image fixe. La méthode de transformée spatiale [124] permet un ajustement précis, garantissant que les caractéristiques thermiques des deux images soient correctement alignées pour une analyse optimale. Une fois l'alignement effectué, les images thermiques des pieds peuvent être comparées avec une grande précision, ce qui permet de mieux comprendre les effets du test de stress par le froid sur la thermorégulation des pieds des patients.

### 3.2.4 Résultats et discussion

#### 3.2.4.1 Détails de l'implémentation

Toutes les expériences de ce travail ont été réalisées sur Google Colaboratory (Colab), une plateforme en ligne permettant d'exécuter des notebooks Jupyter préconfigurés avec les principales bibliothèques d'apprentissage automatique, telles que TensorFlow, PyTorch et Keras. Cet environnement ne nécessite aucune configuration et offre un accès aux ressources de calcul, notamment aux GPU, facilitant ainsi l'entraînement des modèles. L'implémentation a été réalisée en Python avec TensorFlow, et les entraînements ont été effectués sur un GPU NVIDIA Tesla T4, en utilisant un optimiseur "Adam" avec des taux d'apprentissage de 0,0001. Nous avons également utilisé l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error, MSE) comme fonction de perte.

Dans cette étude, nous avons utilisé deux bases de données acquises à l'aide du protocole "cold stress test" (chapitre 2) : l'une pour le recalage contralatéral, comprenant 398 paires d'images thermiques plantaires, et l'autre pour le recalage multitemporel, contenant 292 paires d'images. Il sont réparti en 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour les tests. Pour améliorer la généralisation de nos modèles et limiter le surapprentissage, nous avons appliqué des techniques d'augmentation de données, telles que des translations, des rotations et des changements d'échelle. Le total des images dans l'ensemble d'entraînement est désormais de 1200 images. Chaque réseau a été entraîné jusqu'à convergence, définie par l'absence de réduction supplémentaire de la fonction de perte. De plus, Afin de surmonter la limitation liée à la taille du base de données, nous appliquons la validation croisée k-fold [25], Plus précisément, nous avons utilisé une validation croisée à 5 plis, qui divise notre ensemble d'apprentissage en cinq sous-ensembles de taille égale. À chaque itération, nous utilisons l'un des sous-ensembles pour le test tandis que les autres servent à l'apprentissage, et nous répétons ce processus pour chaque sous-ensemble. Cette approche nous permet de garantir une évaluation plus robuste et fiable des performances des modèles. Chaque image a été utilisée une seule fois par époque. Nous avons également utilisé l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error, MSE) comme fonction de perte.

3.2.4.2 Architectures et nombre des paramètres

Les trois architectures adaptées sont basées sur des couches convolutionnelles, mais elles diffèrent en termes de nombre de couches, d’interconnexions et de complexité, ce qui entraînent des variations du nombre de paramètres. L’architecture Affine ConvNet adopte une structure simplifiée, qui réduit le nombre de paramètres nécessaires à l’estimation des transformations. Le modèle AIRNet intègre des blocs denses avec des couches convolutionnelles et de max-pooling, entraînant une architecture légèrement plus complexe et une augmentation modérée du nombre de paramètres. En les comparant aux modèles VGG16, ResNet18 et DenseNet121, on constate que ces derniers présentent un nombre de paramètres plus élevé, principalement en raison de leur profondeur. Comme indiqué dans le Tableau 3.2, DenseNet121 compte environ 33 millions de paramètres, suivi de VGG16 avec 16 millions, tandis que l’Affine ConvNet en contient moins d’un million.

Modèle	Nombres des paramètres
AIRNet	53,341,014
Affine ConvNet	2,494,222
VGG16	16,780,806
DenseNet121	33,558,022
ResNet18	36,355,030

TABLE 3.2 – Nombre de paramètres des modèles.

3.2.4.3 Mesures des performances

Pour évaluer l’efficacité et la précision des architecture de CNN adoptés, nous avons utilisé les métriques d’évaluation les plus couramment employées dans le domaine du recalage des images médicales, à savoir le coefficient de similarité de Dice (DSC), l’MSE (mean squared error) et PSNR ( Peak Signal to Noise Ratio). Ces indicateurs permettent d’évaluer la correspondance entre l’image de référence (fixe)  $F$  et l’image recalée  $W$ . Les définitions et les formules associées à ces métriques sont présentées comme suit :

1. Le coefficient de similarité de Dice (DSC) :

$$DSC = 2 \frac{F \cap W}{F \cup W} \tag{3.1}$$

Le coefficient de Dice varie entre 0 et 1, où une valeur de 1 indique une correspondance parfaite entre les deux images.

2. L’erreur quadratique moyenne (MSE) :

$$MSE = \frac{1}{N} \frac{1}{N} \sum \sum (F(i, j) - W(i, j))^2 \tag{3.2}$$

Où une valeur de MSE plus faible traduit une plus grande similarité entre l'image recalée et l'image de référence.

3. L'PSNR ( Peak Signal to Noise Ratio) :

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (3.3)$$

où  $MAX_I$  représente la valeur maximale possible de l'intensité des pixels. Un PSNR élevé indique une forte fidélité entre les deux images comparées.

### 3.2.4.4 Résultats de recalage affine

ans cette expérimentation, nous avons évalué les trois modèles de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) les plus connus dans le recalage d'images médicales, en utilisant deux ensembles de données d'images thermiques (contralatéral et multitemporel). L'objectif était d'identifier le modèle le mieux adapté pour les images thermiques de la voûte plantaire, puis de comparer leurs performances avec celles des modèles résiduels DenseNet121 et ResNet18, qui sont reconnues par leurs performances dans les tâches de classification médicale [119][125]. Le tableau 3.3 présente les résultats quantitatifs obtenus lors de l'évaluation des différents modèles. Ces résultats permettent de comparer les performances des réseaux de neurones convolutionnels dans le recalage d'images thermiques de la voûte plantaire, en prenant en compte plusieurs critères de performance tels que Le coefficient de similarité de Dice (DSC), l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport PSNR.

TABLE 3.3 – Résultats des modèles CNN sur les bases de données de test contralatéral et multitemporel.

		Models					
		Initial	AIRNet	Affine ConvNet	VGG16	DenseNet121	ResNet18
Contralateral	DSC	0.7661	0.9463	0.9603	0.9627	0.9007	0.9413
	MSE	0.0098	0.0023	0.0014	0.0013	0.0044	0.002
	PSNR	21.23	27.26	29.42	29.78	23.67	27.69
multitemporal	DSC	0.7567	0.9112	0.9225	0.9256	0.8808	0.901
	MSE	0.0106	0.0029	0.0025	0.0025	0.0044	0.0031
	PSNR	20.86	25.41	26.95	26.49	24.05	25

Les résultats du recalage contralatéral montrent que les modèles Affine ConvNet et VGG16 ont atteint une valeur de DSC d'environ 0,97, suivis du modèle AIRNet avec un DSC de 0,95. Le modèle ResNet18 a obtenu un DSC de 0,94, tandis que DenseNet121 a atteint un DSC de 0,90. Ces performances représentent une amélioration significative par rapport au recalage initial, qui

affichait un DSC de seulement 0,76, soulignant ainsi l'efficacité des modèles CNN pour aligner avec précision les images thermiques. Ces résultats sont également validés par la figure 3.29, qui montrent les meilleurs résultats de recalage du pied dans les régions d'intérêt avec les architectures Affine ConvNet et VGG16. Ces zones incluent les zones à haut risque d'ulcération, telles que les orteils et les talons, où la pression est plus forte lors de la marche. Il est donc nécessaire que ces parties du pied soient parfaitement alignées.

Pour le recalage multitemporel, la distance et la position de la caméra peuvent varier entre les instants  $T_0$  et  $T_{10}$ , comme indiqué précédemment (section 2.3). Ces variations peuvent entraîner un changement d'échelle entre les deux images des pieds, ce qui rend le recalage plus difficile. Contrairement au recalage rigide, qui ne prend en compte que la translation et la rotation, le recalage affine permet aussi d'ajuster l'échelle, ce qui est essentiel dans ce contexte. Cela rend le recalage affine plus adapté pour compenser les différences de taille et de forme dues aux conditions d'acquisition. Comme le montre le Tableau 3.3, cette tâche est plus difficile que le recalage contralatéral, où les pieds sont très similaires, ce qui se traduit par des scores de DSC légèrement inférieurs pour les différents modèles CNN. Les modèles Affine ConvNet et VGG16 ont obtenu des valeurs de DSC d'environ 0,92, tandis que le modèle ResNet18 a enregistré un DSC de 0,90. Enfin, le modèle DenseNet121 a atteint un DSC de 0,88. Ces résultats montrent une amélioration notable par rapport au recalage initial, dont le score n'était que de 0,76.

En observant la figure 3.30, nous constatons que les architectures Affine ConvNet et VGG16 se sont révélées les plus efficaces pour le recalage multitemporel, parvenant à recalibrer avec précision les régions de risque du pied, en particulier les orteils et les talons. Cette performance accrue confirme la pertinence de l'utilisation d'un recalage affine, mieux adapté aux variations complexes entre images acquises à des moments différents. De manière générale, les modèles CNN ont démontré leur capacité à traiter la complexité du recalage multitemporel, une étape cruciale pour garantir une analyse thermique précise et fiable des pieds.

Afin d'obtenir une analyse fiable de la différence de température multitemporelle, il est essentiel que l'ensemble de la voûte plantaire soit parfaitement aligné entre les deux instants. Comme le montre la figure 3.32, VGG16, suivi d'Affine ConNet, s'avère plus efficace que les méthodes classiques de l'état de l'art pour le recalage précis des images. Ces approches permettent notamment d'aligner correctement les pieds, améliorant ainsi la précision de l'analyse thermique. Afin d'obtenir une analyse fiable et cohérente de la différence de température multitemporelle, il est essentiel que l'ensemble de la voûte plantaire soit précisément aligné entre les images. Un mauvais alignement, peut fausser la correspondance entre les régions de risque d'ulcération, entraînant des erreurs dans la détection des variations thermiques. Cela est d'autant plus important dans le contexte du suivi de la variation thermique chez les patients, où de petits écarts peuvent masquer ou exagérer des signes

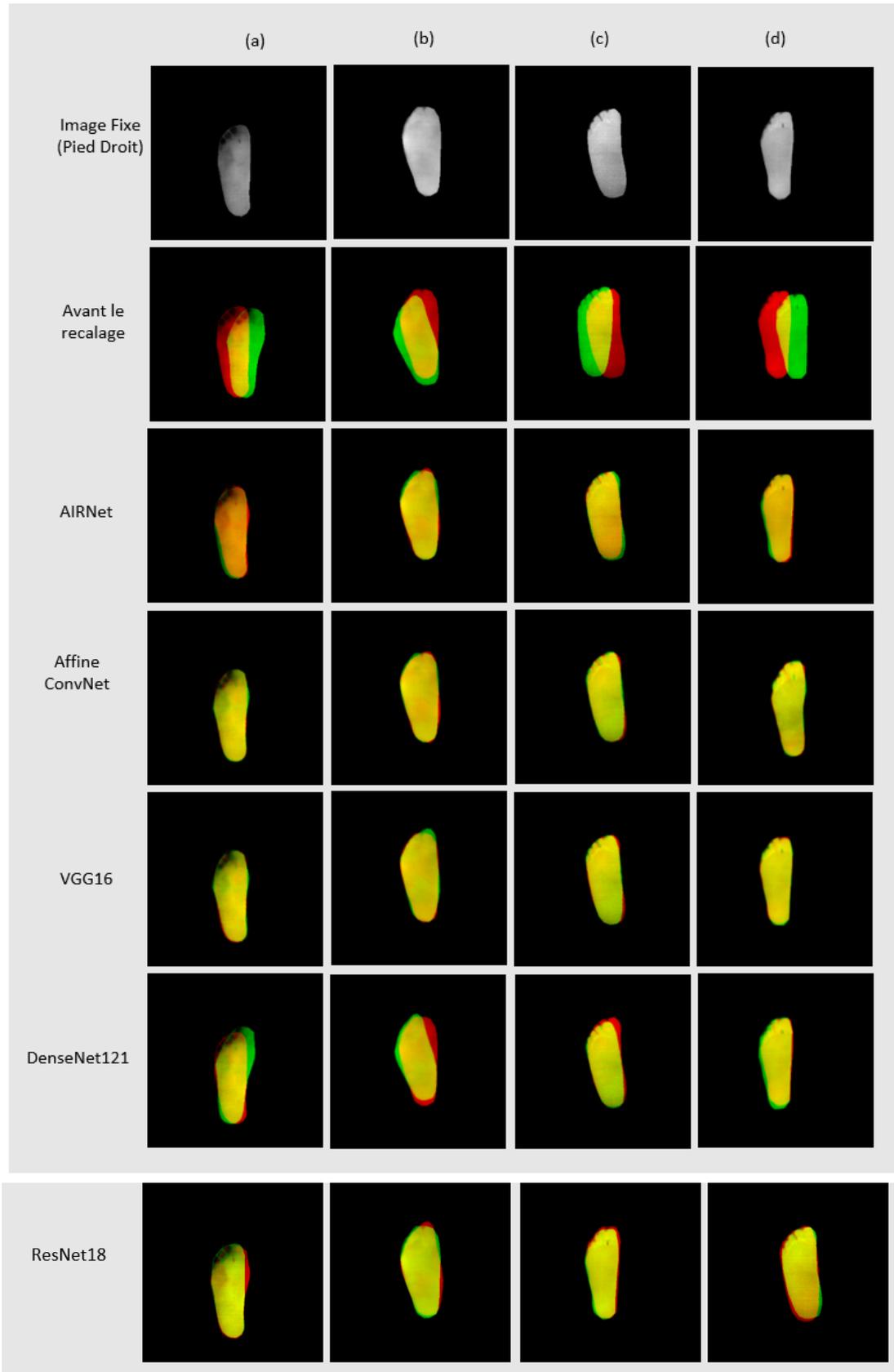


FIGURE 3.29 – Résultats de recalage contralatéral pour quatre exemples. Le pied en vert représente le pied fixe (pied droit) et le pied en rouge représente le pied flottante (pied gauche inversé).

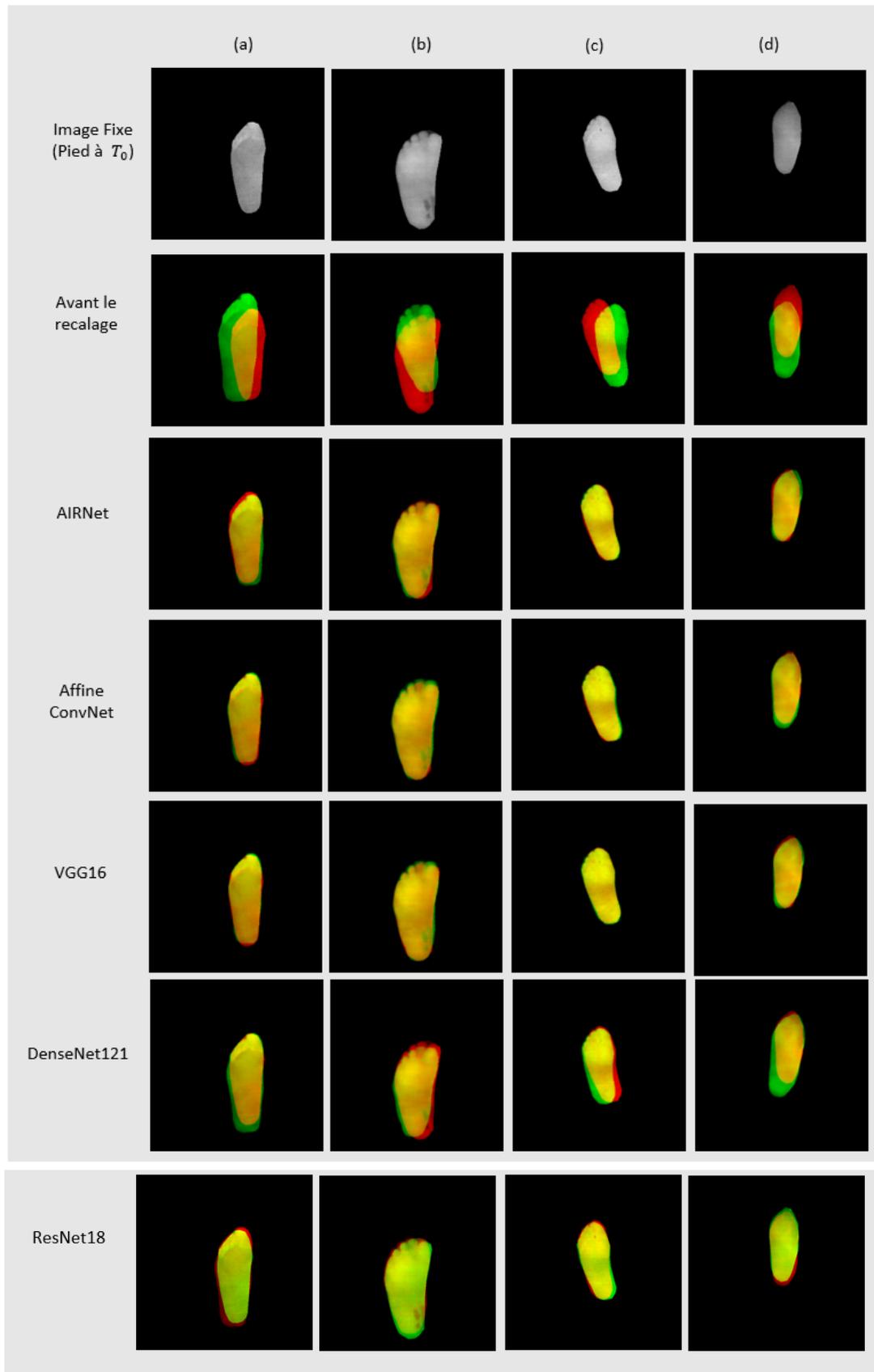


FIGURE 3.30 – Résultats de recalage multitemporel pour quatre exemples. Le pied en vert représente le pied fixe (pied à l'instant  $T_0$ ) et le pied en rouge représente le pied flottant (pied à l'instant  $T_{10}$ ).

cliniques.

Comme le montre la figure 3.32, le modèle VGG16 s'est révélé le plus performant pour assurer un recalage multitemporel précis, suivi de près par Affine ConvNet. Ces deux architectures surpassent clairement les méthodes classiques de l'état de l'art, en particulier lorsqu'il s'agit d'aligner des régions spécifiques complexes et sensibles comme les orteils et la zone du talon. Leur capacité à intégrer des transformations plus flexibles permet de mieux compenser les variations d'échelle, de forme ou de position survenues entre les prises d'image. Ce recalage précis garantit un meilleur alignement entre les images comparées, ce qui se traduit par une meilleure correspondance pixel à pixel, ce qui est essentiel pour une détection précoce de complications telles que les ulcérations du pied diabétique.

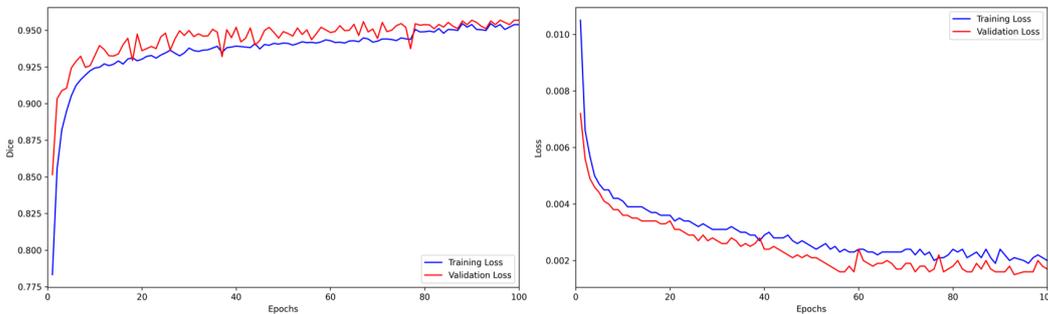


FIGURE 3.31 – Courbes des pertes et du coefficient de Dice pour l'entraînement et la validation du modèle Affine ConvNet.

La figure.3.32 présente les courbes de perte d'entraînement et de validation, ainsi que celle du coefficient de Dice pour le modèle Affine ConvNet, illustrant ses performances dans la tâche de recalage. Les pertes diminuent progressivement au fil des époques et se stabilisent autour de la centième. Par ailleurs, la courbe du coefficient de Dice indique une amélioration continue des performances de recalage, atteignant un plateau élevé en fin d'entraînement. Ces résultats montrent que le modèle comprend efficacement la tâche de recalage, ce qui conduit à une convergence stable et performante.

### 3.2.4.5 Temps d'exécution

Un critère important pour le déploiement d'un algorithme sur smartphone est le temps d'exécution. Dans cette étude, nous avons mesuré la vitesse d'inférence des réseaux sur le processeur (CPU). Les résultats montrent que la méthode Affine ConvNet a surpassé les trois autres méthodes en termes de vitesse moyenne, avec une différence de moins d'une seconde. Elle est suivie par le modèle AIRNet, avec une différence de seulement 0,2 seconde. En revanche, les autres modèles nécessitent des temps de traitement plus longs en raison de la profondeur de leur architecture. En particulier, l'Affine ConvNet reste le plus rapide avec un coût moyen de 0,98 seconde. Ces résultats suggèrent

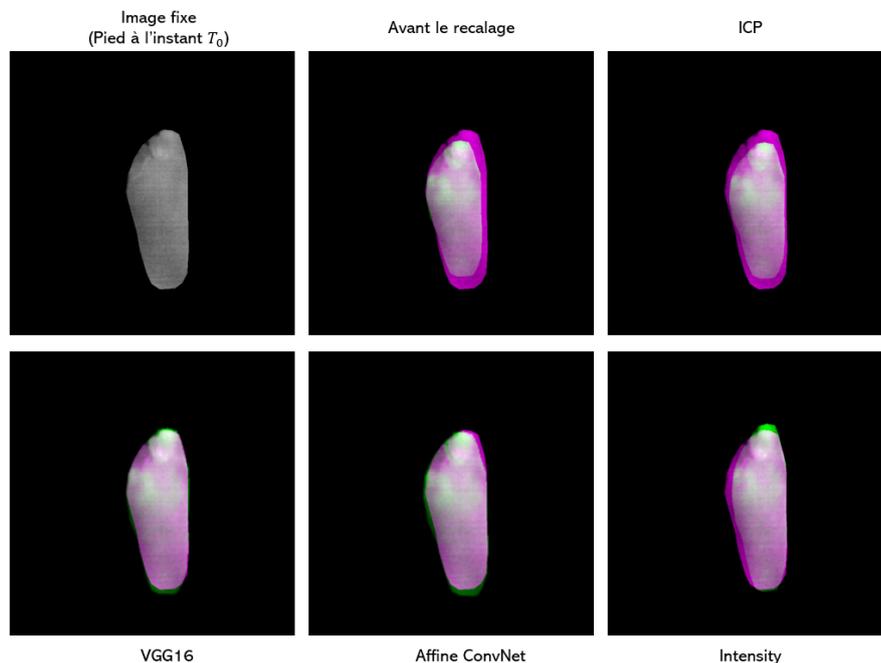


FIGURE 3.32 – Exemple de recalage affine multitemporelle complexe de la voûte plantaire à l'aide de VGG16 et Affine ConNet, comparé aux méthodes classiques utilisées.

fortement que la méthode Affine ConvNet est particulièrement adaptée aux applications sur smartphones.

Modèle	Vitesse d'inférence en CPU	
	Temps (s)	FPS
AIRNet	1.19	2.28
Affine ConvNet	<b>0.98</b>	<b>7.71</b>
VGG16	1.33	1.48
DenseNet121	1.47	1.06
ResNet18	1.2	1.30

TABLE 3.4 – Vitesse d'inférence des modèles en CPU

### 3.2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes techniques classiques de recalage existantes, ainsi que les travaux connexes portant sur le recalage de la voûte plantaire et les méthodes utilisées. Nous avons également décrit notre processus de recalage basé sur des architectures de réseaux de neurones adaptées à cette problématique. Nos résultats montrent que les modèles VGG16 et Affine ConNet surpassent les autres architectures, avec un indice

de Dice d'environ 96 % pour le recalage contralatéral et 92 % pour le recalage multitemporel. De plus, ces architectures se distinguent par leurs performances et leur rapidité d'exécution par rapport aux méthodes classiques.

# Première étude clinique

---

## Contents

---

<b>4.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>81</b>
<b>4.2</b>	<b>Population</b>	<b>81</b>
<b>4.3</b>	<b>Examens cliniques</b>	<b>82</b>
4.3.1	Examens neurologiques	82
4.3.2	Examens artériels	83
4.3.3	Classification des patients	84
<b>4.4</b>	<b>Extraction des données thermiques</b>	<b>85</b>
<b>4.5</b>	<b>Analyse statistique</b>	<b>87</b>
<b>4.6</b>	<b>Analyse des variation multitemporelles</b>	<b>90</b>
<b>4.7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>93</b>

---

## 4.1 Introduction

Cette section vise à améliorer le diagnostic précoce des lésions du pied diabétique en exploitant l'information thermique. L'objectif est d'évaluer le potentiel de l'information thermique multitemporelle pour la classification des patients en groupes de risque et d'analyser son lien avec l'information thermique contralatérale, utilisée pour détecter l'hyperthermie ( $|T|$  supérieure à  $2,2^{\circ}\text{C}$ ). Pour cela, nous avons mené une étude clinique auprès de patients atteints de diabète de type 2, confirmant ainsi l'intérêt de l'imagerie thermique en pratique clinique.

## 4.2 Population

Un total de 145 patients atteints de diabète de type II ont pris part à notre campagne d'acquisition menée à l'hôpital Dos De Mayo au Pérou, sous la supervision de spécialistes et de diabétologues. Ces patients, suivis régulièrement au département de diabétologie, ont été informés des objectifs et du protocole de l'étude (acquisition d'images) avant de donner leur consentement. Chaque participant avait la possibilité d'accepter ou de refuser de prendre part à l'étude. Les patients présentant des ulcères ou ayant subi une amputation, qu'elle soit partielle ou totale, ont été exclus de cette campagne. La population analysée avait un âge moyen de  $62 \pm 10.33$  ans (entre 34 et 84 ans),

avec une répartition de 62 % de femmes. Pour chacun, nous avons collecté les données suivantes : âge, indice de masse corporelle (BMI) (moyen  $28.21 \pm 5.2$ ) et TOD (Time of Diagnosis), correspondant au nombre d'années écoulées depuis le diagnostic du diabète dont la moyenne était de  $10.43 \pm 9.06$  ans.

De plus, des examens médicaux ont été réalisés par des spécialistes afin d'identifier d'éventuelles complications liées au pied diabétique, notamment la neuropathie et l'ischémie, décrites en détail dans le chapitre 1. Ces affections représentent des facteurs de risque importants susceptibles de favoriser l'apparition d'ulcérations.

### 4.3 Examens cliniques

#### 4.3.1 Examens neurologiques

Le diagnostic de la neuropathie diabétique repose sur une série d'examens visant à évaluer l'état neurologique du pied. Le premier test effectué par notre équipe médicale à HNDM est le score total des symptômes, connu sous l'abréviation TSS (Total Symptoms Score), un outil d'évaluation basé sur un questionnaire destiné au patient. Ce test permet à quantifier l'intensité et la fréquence de quatre symptômes caractéristiques de la neuropathie : brûlures, picotements, engourdissements et douleurs perçantes. Une valeur de TSS supérieure à 4 est considérée comme cliniquement significative, indiquant une atteinte neuropathique nécessitant une prise en charge. En complément du TSS, un examen visuel des pieds est réalisé par le médecin afin de détecter d'éventuelles anomalies morphologiques et cutanées. Cet examen permet d'identifier des signes précoces de complications, tels que des déformations du pied (orteils en griffe), une sécheresse cutanée, des ongles incarnés ou encore des infections. Ces anomalies sont souvent associées à une diminution de la sensibilité du pied, ce qui augmente le risque de blessures non perçues et d'infections. Un autre test couramment utilisé est l'examen du monofilament 10g, qui permet d'évaluer la sensibilité sensorielle des pieds. Ce test consiste à appliquer cet outil perpendiculairement sur des zones précises de la voûte plantaire (Figure 4.1.b). L'objectif est de déterminer si le patient perçoit ou non le contact du monofilament, sans pouvoir voir l'endroit exact où il est appliqué. Une absence de sensation à plusieurs sites indique une perte de sensibilité tactile (Figure 4.1).

Ensuite, les médecins appliquent un diapason 128 Hz, un instrument médical métallique permettant d'évaluer la sensibilité vibratoire du pied. Une diminution de la perception des vibrations est souvent associée à une atteinte des fibres nerveuses de grand diamètre, caractéristique de la neuropathie diabétique. Finalement, la barre thermique est utilisée pour évaluer la sensibilité thermique du patient. Ce dispositif, composé d'une extrémité chaude et d'une extrémité froide, est appliqué sur différentes zones du pied. Le patient doit alors indiquer s'il perçoit la température appliquée. Une incapacité à différencier les sensations thermiques peut être un indicateur avancé de neuropathie sensorielle.

L'ensemble de ces examens permet au médecin d'obtenir une évaluation

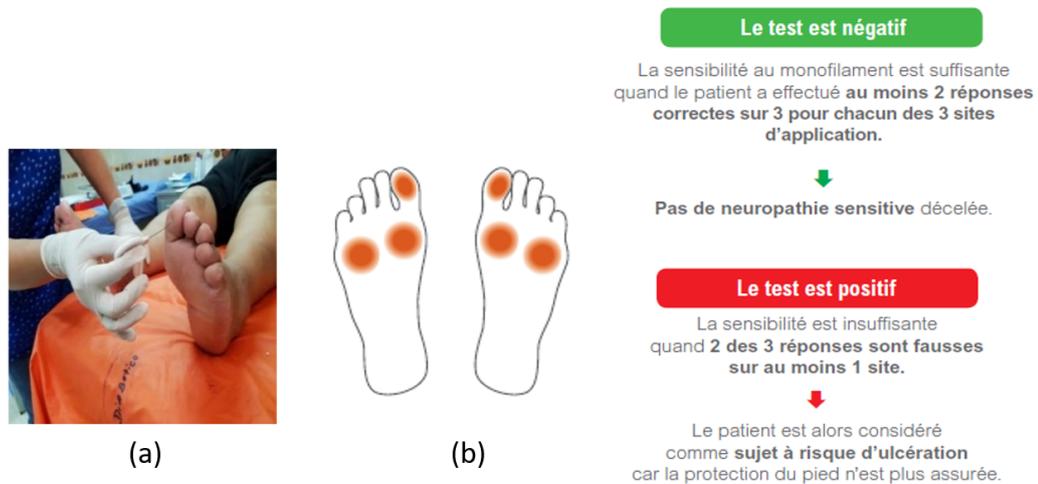


FIGURE 4.1 – Évaluation de la sensibilité sensorielle des pieds : (a) monofilament de 10 g, (b) zones d'application du monofilament de 10 g.

complète de l'état neurologique du pied et ainsi de déterminer si le patient est atteint de neuropathie diabétique ou non.

#### 4.3.2 Examens artériels

Après avoir évalué l'état neurologique du pied, la deuxième étape consiste à examiner son état vasculaire afin de détecter d'éventuels problèmes ischémiques ou artériels (PAD). Cette évaluation se déroule en trois étapes. La première étape consiste en un questionnaire destiné à identifier les facteurs de risque, tels que l'hypertension, le tabagisme ou des antécédents de troubles vasculaires, comme l'ischémie. Ensuite, un examen physique est effectué pour détecter les signes visibles d'ischémie, tels que la pâleur de la peau, l'absence de pouls périphériques ou une température cutanée anormalement basse. Bien que ces observations offrent une première évaluation de l'état des artères, elles ne permettent pas de poser un diagnostic définitif, et dire si la personne est ischémique ou non. C'est pourquoi les médecins réalisent l'examen Doppler Ultrasons [126] en complément. Ce test non invasif permet d'évaluer le flux sanguin dans les vaisseaux en analysant le rebond d'ondes sonores sur les globules rouges en circulation. Il est particulièrement utile pour détecter des anomalies telles que des caillots sanguins, une insuffisance valvulaire ou une diminution de la circulation sanguine dans les jambes (artériopathie périphérique), ainsi que d'autres problèmes vasculaires. Ce test représente une alternative moins invasive à l'angiographie, qui consiste à injecter un produit de contraste dans les vaisseaux sanguins pour les visualiser sur les images radiographiques.

Dans notre étude, cet examen a été systématiquement réalisé pour calculer l'indice de pression systolique, également appelé ABI (Ankle Brachial Index). Cet indice, déterminé pour chaque pied, correspond au rapport entre la

pression artérielle systolique mesurée à la cheville et celle mesurée au bras. Une valeur inférieure à 0,9 est considérée comme pathologique et peut indiquer la présence d'une artériopathie. Ainsi, chaque patient a obtenu deux valeurs d'ABI, une pour le pied droit ( $ABI_R$ ) et une pour le pied gauche ( $ABI_L$ ), ce qui permet une évaluation détaillée de leur état vasculaire (Figure 4.2).

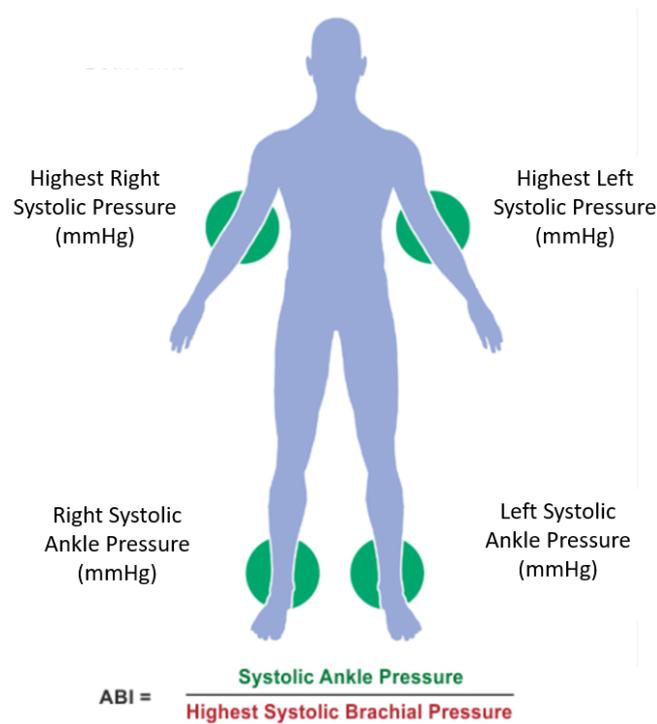


FIGURE 4.2 – Calcul de l'ABI en fonction de la pression artérielle systolique de la cheville et du bras.

### 4.3.3 Classification des patients

Les examens cliniques réalisés ont permis de classer les patients en trois groupes de risque d'ulcération (section 1.2) :

- R0 : Groupe à faible risque (absence de LOPS et de PAD) : Patients sans neuropathie ni signes d'ischémie.
- R1 : Groupe à risque moyen (présence de LOPS, absence de PAD) : Patients présentant une neuropathie sans ischémie.
- R2 : Groupe à risque élevé (présence de PAD  $\pm$  LOPS) : Patients présentant une ischémie.

D'après les critères établis par les spécialistes [24], la maladie artérielle périphérique (PAD) chez le patient diabétique est diagnostiquée lorsque l'ABI est inférieur à 0,9. Lorsque l'ABI se situe entre 0,9 et 1,3, il n'y a pas de

troubles artériels apparents. Un résultat supérieur à 1,3, cependant, suggère des vaisseaux incompressibles, ce qui rend l'interprétation de l'examen Doppler difficile. Dans ces cas, d'autres examens diagnostiques doivent être réalisés par un angiologue. En conséquence, nous avons exclu 17 patients ayant un ABI supérieur à 1,3, ce qui a abouti à une population finale de 128 patients diabétiques. Le tableau 4.1 présente la distribution et les caractéristiques des trois groupes à risque.

Groupe	critères	Total de patients
R0 (risque faible)	$TSS \leq 4$ et $0.9 \leq ABI \leq 1.3$	58
R1 (risque moyen)	$TSS > 4$ et $0.9 \leq ABI \leq 1.3$	28
R2 (risque élevé)	$ABI < 0.9$	42

TABLE 4.1 – Distribution des groupes selon les caractéristiques et le total des patients

## 4.4 Extraction des données thermiques

Pour démontrer l'intérêt de la thermographie dans l'analyse des variations de température des pieds diabétiques, il est nécessaire d'extraire et d'analyser les données thermiques pertinentes à partir des images acquises précédemment avec le protocole du cold stress test (chapitre II).

Le prétraitement des images de la voûte plantaire comprend plusieurs étapes essentielles. La première étape consiste à segmenter et séparer la zone des pieds de l'arrière-plan ainsi que des objets environnants présents dans l'image. Pour cela, nous utilisons un modèle basé sur l'apprentissage profond, DE-ResUNet [14]. Après la segmentation, nous procédons à une étape clé, qui est recalage Affine des pieds. Ce recalage permet d'aligner les images et d'extraire des informations thermiques précises, grâce à un modèle basé sur un réseau de neurones convolutionnels simple, l'Affine ConvNet (section 3.2.2).

Une fois les pieds correctement segmentés et recalés, nous passons à l'étape suivante, qui consiste à extraire les informations thermiques de notre régions d'intérêt (voûte plantaire), aussi bien monotemporelles que multitemporelles comme nous l'avons précisé dans le deuxième chapitre, l'application du Cold Stress Test en acquisition nous a permis d'obtenir deux images à deux instants différents pour chaque patient. À partir des cartes thermiques obtenues, nous pouvons calculer la température moyenne de chaque pied (gauche et droit) pour les instants  $T_0$  et  $T_{10}$ . Nous calculons également la différence de température point par point entre le pied gauche et le pied droit, notée  $|\Delta T|$ , ainsi que la différence de température entre les instants  $T_0$  et  $T_{10}$ , appelée  $\Delta T_{Multi}$ , comme le montre la figure 4.3.

Le calcul de  $|\Delta T|$  et  $\Delta T_{Multi}$  repose sur un alignement préalable des pieds controlatéraux, qui, bien qu'ayant une structure similaire, ne sont pas parfaitement symétriques. Il est également nécessaire d'aligner les images acquises à différents instants (alignement multitemporel). Pour cette étape, nous avons d'abord divisé chaque image en deux parties correspondant aux pieds gauche

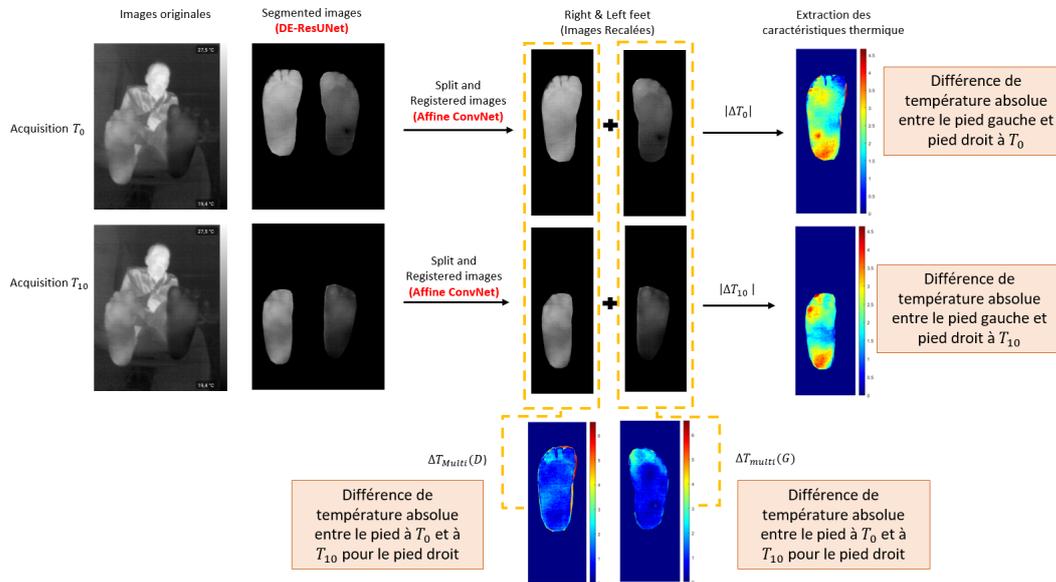


FIGURE 4.3 – Schéma explicatif des étapes de visualisation et d'extraction des informations thermiques.

et droit, ensuite nous avons adopté les méthodes du recalage basé sur l'apprentissage profond (Affine ConvNet) après l'avoir comparé à la méthode ICP [6] utilisée par Vilcahuaman qui est actuellement intégrée dans l'application mobile du projet. Le processus de recalage, incluant à la fois l'alignement contralatéral et l'alignement multitemporel, est détaillé dans la section 3.2.3. Une fois les pieds correctement alignés, nous pouvons extraire et analyser les informations thermiques pertinentes. Les informations thermiques extraites des images infrarouges sont les suivantes :

- La température moyenne de la surface plantaire des pieds gauche et droit nommées respectivement  $\text{MeanT}(G)$  et  $\text{MeanT}(D)$  pour chaque instants  $T_0$  et  $T_{10}$ .
- La différence de température absolue point à point entre les deux pieds, à l'instant  $T_0$ — nommée,  $\Delta T_0$  et à l'instant  $T_{10}$ , nommée  $\Delta T_{10}$ .
- La différence de température absolue point à point entre les instants  $T_0$  et  $T_{10}$  pour les pieds droit et pieds gauche nommées respectivement  $\Delta T_{Multi}(D)$  et  $\Delta T_{Multi}(G)$ .

Finalement, ces informations thermiques sont extrait et calculés pour chaque patient à deux instants distincts  $T_0$  et  $T_{10}$ . Le schéma ci-dessous (figure 4.4) illustre ces informations pour chaque patient.

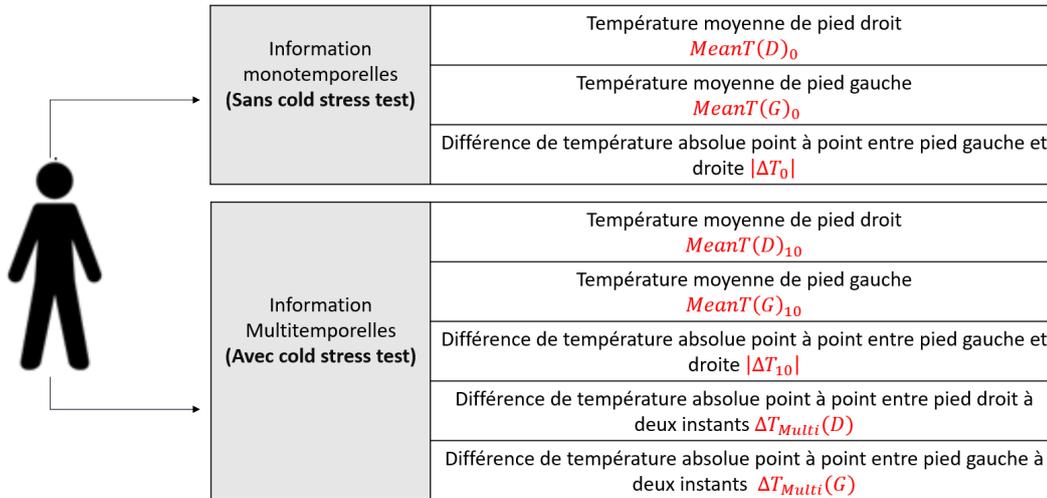


FIGURE 4.4 – Extraction des informations thermiques pour chaque patient à deux instants distincts ( $T_0$  et  $T_{10}$ ).

## 4.5 Analyse statistique

Dans cette section, l'analyse porte sur 128 patients, après exclusion de ceux présentant un indice de pression systolique (ABI) supérieur à 1,3. La section 4.3 a précédemment décrit en détail la démarche suivie pour la collecte des données cliniques et thermiques exploitées dans cette étude statistique. Chaque patient diabétique possède d'une part des informations médicales issues des examens réalisés lors de nos campagnes d'acquisition à l'hôpital du Pérou, et d'autre part des données thermiques extraites des images infrarouges, après un traitement d'images bien défini. Le tableau 1.1 indique les moyennes et les déviations standards de l'âge, du sexe, du TOD(time of diagnosis), de l'BMI(Body mass index)), du TSS(total Symptom score) et de l'ABI (pied gauche et droit) pour les trois groupes à risque.

Afin de déterminer s'il existe une différence significative entre ces trois groupes, un test t de Student a été réalisé sur l'âge, le TOD et le BMI, avec un niveau de signification fixé à 0,05. Le TSS et l'ABI (gauche et droit) n'ont pas été inclus dans ce test, car la classification des groupes à risque repose principalement sur ces variables. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau ci-dessous :

D'après les résultats obtenus (table 4.3), seul le TOD diffère entre les trois groupes, entre  $R_0$  et  $R_1$ , ainsi qu'entre  $R_0$  et  $R_2$ , et également entre les patients neuropathiques ( $R_1 + R_2$ ) et non neuropathiques ( $R_0$ ). Le TOD est de 12,7 ans pour le groupe R2 (risque élevé), 11,5 ans pour le groupe R1 (risque moyen), et 10,17 ans pour le groupe R0 (risque faible). Cela suggère que le temps de diagnostic du diabète constitue un indicateur clé pour la classification des patients selon leur niveau de risque.

Concernant les données thermiques, l'objectif est de déterminer s'il existe une

TABLE 4.2 – Moyennes et déviation standard de l'âge, du sexe, du TOD, du BMI, du TSS et de l'ABI pour chaque pied selon la classification par niveau de risque.

Variables	Global	Classification par risque		
		$R_0$	$R_1$	$R_2$
Effectif	128	58	28	42
Âge (années)	$62.81 \pm 10.4$	$61.5 \pm 11$	$62.3 \pm 10.2$	$65 \pm 9.56$
Sexe (F/M)	79/49	33/25	18/10	28/14
TOD (années)	$10.17 \pm 8.85$	$7.70 \pm 8.41$	$11.5 \pm 7.41$	$12.7 \pm 9.60$
BMI ( $\text{kg}/\text{m}^2$ )	$27.83 \pm 5.08$	$28.1 \pm 5.80$	$28.2 \pm 4.79$	$27.2 \pm 4.16$
TSS	$3.38 \pm 2.75$	$1.64 \pm 1.15$	$6.89 \pm 2.25$	$3.44 \pm 2.39$
$ABI_D$	$1.01 \pm 0.2$	$1.10 \pm 0.11$	$1.09 \pm 0.1$	$0.83 \pm 0.21$
$ABI_G$	$0.982 \pm 0.2$	$1.07 \pm 0.11$	$1.07 \pm 0.1$	$0.79 \pm 0.2$

TABLE 4.3 – Résultats du test Student sur l'âge, le TOD et le BMI.

	Age		TOD		BMI	
	t-value	p-value	t-value	p-value	t-value	p-value
$R_0, R_1$	0.83	-0.21	<b>0.03</b>	-2.2	0.89	0.13
$R_1, R_2$	0.22	1.248	0.6322	0.48	0.46	-0.74
$R_0, R_2$	0.09	0.1.72	<b>0.008</b>	2.7	0.33	0.97
$R_0, R_1 + R_2$	0.83	-0.2	<b>0.031</b>	-2.2	0.48	0.7

différence statistiquement significative entre les groupes à risque, en se basant sur les informations thermiques extraites des images. Le tableau 4.4 présente les moyennes des données thermiques extraites.

Ensuite, un deuxième test de Student a été appliqué sur les informations thermiques monotemporelles afin d'évaluer s'il existe une différence statistiquement significative entre les groupes à risque. Les résultats obtenus, présentés dans le tableau ci-dessous.

Les résultats ne montrent aucune différence statistiquement significative des différences de températures contralatérales point par point entre les pieds gauche et droit à l'instant  $T_0$  (*différence* $|\Delta T_0|$ ), ni des températures moyennes des pieds à cet instant. En particulier, les températures moyennes des pieds à  $T_0$  ne différaient pas de manière significative entre les groupes  $R_1, R_2$  et  $R_0, R_2$ . Cependant, une exception notable a été observée entre les groupes  $R_0$  et  $R_1$  pour les températures moyennes du pied droit et du pied gauche, notées respectivement  $T(R)_0$  et  $T(L)_0$ , avec une valeur p de 0,03 pour le pied gauche.

Pour cela, nous utilisons les informations thermiques multitemporelles afin d'évaluer s'il existe une différence statistiquement significative entre les groupes à risque en fonction des informations thermiques extraites des images. Les données thermiques multitemporelles utilisées dans le test sont les suivantes :

- $|\Delta T_{10}|$  : La différence de température absolue point à point entre le pied

TABLE 4.4 – Moyennes et déviation standard des données thermiques monotemporelles et multitemporelles détaillées pour chaque groupe de risque.

Information thermique	Classification par risque		
	$R_0$	$R_1$	$R_2$
$T(G)_0$	27,56 ( ±2.10)	28,64 ( ±2,09)	27,79 ( ± 2,26)
$T(D)_0$	27,64 ( ± 2,08)	28,74 ( ± 2,15)	27,94 ( ± 2,20)
$ \Delta T_0 $	0.47(±0.32)	0.40 (±0.13)	0.52 (±0.30)
$T(G)_{10}$	25,51 ( ± 2,66)	26,54 ( ± 2,81)	25,82 ( ± 2,14)
$T(D)_{10}$	25,64 ( ± 2,64)	26,60 ( ± 2,88)	25,99 ( ± 2,08)
$ \Delta T_{10} $	0.53 (±0.33)	0.58 (±0.23)	0.62 (±0.30)
$\Delta T_{Multi}(G)$	1.13 (±0.51)	0.79 (±0.37)	1.17 (±0.23)
$\Delta T_{Multi}(D)$	1.10 (±0.50)	0.86 (±0.50)	1.17 (±0.52)
Total	58	28	42

TABLE 4.5 – Related student t-test of monotemporal thermal data.

	$T(G)_0$		$T(D)_0$		$ \Delta T_0 $	
	t-value	p-value	t-value	p-value	t-value	p-value
$R_0, R_1$	-2.216	<b>0.031</b>	-2.24	0.03	1.64	0.1
$R_1, R_2$	1.16	0.11	1.518	0.13	3.02	0.0036
$R_0, R_2$	0.506	0.61	0.486	-0.698	1.39	0.16

gauche et le pied droit à l'instant  $T_{10}$ .

- $\Delta T_{Multi}(G)$ ,  $\Delta T_{Multi}(D)$  : La différence de température absolue point à point entre les pieds à l'instant  $T_0$  et  $T_{10}$  pour le pied gauche et le pied droit, respectivement.

TABLE 4.6 – Test de Student relatif aux données thermiques multitemporelles.

	$\Delta T_{10}$		$\Delta T_{Multi}(G)$		$\Delta T_{Multi}(D)$	
	t-value	p-value	t-value	p-value	t-value	p-value
$R_0, R_1$	-0.15	0.87	3.35	<b>0.0012</b>	2.05	<b>0.04</b>
$R_1, R_2$	1.75	0.08	-3.37	<b>0.0012</b>	-2.49	<b>0.01</b>
$R_0, R_2$	1.97	0.05167	-0.35	0.725	-0.71	0.47

Dans le tableau 4.6, nous pouvons observer que la différence de température point à point multitemporelle  $\Delta T(L)_{Multi}$  entre le pied gauche à l'instant  $T_0$  et le même pied à l'instant  $T_{10}$ , ainsi que pour le pied droit, présente une différence fortement significative entre les groupes  $R_0$  et  $R_1$  (valeur p = 0,0012 pour le pied gauche), ainsi qu'entre les groupes  $R_1$  et  $R_2$ , avec un niveau de signification inférieur à 0,05. De plus, une valeur significative a également été trouvée pour  $|\Delta T_{10}|$  entre les groupes  $R_1$  et  $R_2$ . Il est de 0.62 pour le groupe R2 (risque élevé), 0.58 pour le groupe R1 (risque moyen) et

de 0.53 pour le groupe R0 (risque faible). Cette observation souligne l'importance des différences multitemporelles ( $\Delta T_{Multi}$ ) des deux pieds et de  $|\Delta T_{10}|$  dans la catégorisation des patients selon les groupes de risque. En revanche, la différence monotemporelle ( $\Delta T_0$ ) ne montre aucune signification entre les différents groupes de risque, seulement entre  $R_1$  et  $R_2$ . Tous ces résultats démontrent le rôle crucial des mesures thermiques multitemporelles dans le diagnostic du pied diabétique (DF), fournissant des indicateurs permettant de différencier les groupes à risque.

## 4.6 Analyse des variation multitemporelles

L'hyperthermie est définie comme une élévation anormale de la température dans une région du pied par rapport à la même région du pied opposé, avec une différence supérieure à 2,2 °C. Cette asymétrie thermique est reconnue comme l'un des indicateurs pertinent dans le diagnostic du pied diabétique. L'objectif de cette section est d'examiner l'existence d'un lien entre l'hyperthermie et la variation de température multitemporelle chez les patients diabétiques. En d'autres termes, nous analysons si les zones présentant une hyperthermie montrent également marquées par des variations thermiques significatives avant et après l'application du Cold Stress Test. Nous avons calculé et visualisé les cartes de la différence absolue de température point à point, notées  $|\Delta T_0|$  et  $|\Delta T_{10}|$ , pour l'ensemble des 128 patients de l'étude, avant ( $T_0$ ) et après ( $T_{10}$ ) l'application du Cold Stress Test. En parallèle, nous avons analysé la différence de température multitemporelle  $\Delta T_{Multi}(D)$  pour chaque patient, en distinguant le pied gauche et le pied droit. Cette approche permet d'évaluer l'évolution de la température dans le temps et d'identifier d'éventuelles anomalies thermiques, notamment des zones d'hyperthermie. Parmi les patients étudiés, nous avons sélectionné sept individus présentant des zones d'hyperthermie. Ils sont répartis en fonction de leur niveau de risque : deux appartiennent au groupe  $R_0$  (risque faible), un au groupe  $R_1$  (risque modéré) et quatre au groupe  $R_2$  (risque élevé). Les figure 4.5 et 4.6 illustrent les cartes de différence thermique de ces patients, mettant en évidence les zones présentant des écarts thermiques significatifs.

Ces résultats indiquent que la majorité des patients présentant une hyperthermie ont une différence de température multitemporelle plus faible dans ces zones spécifiques. En d'autres termes, ces régions semblent présenter une réponse thermique moins marquée au Cold Stress Test, ce qui pourrait indiquer une altération du mécanisme de régulation thermique chez ces patients. Cette observation renforce l'hypothèse selon laquelle l'hyperthermie dans le pied diabétique pourrait être liée à un dysfonctionnement vasculaire, limitant la capacité du pied à s'adapter aux variations thermiques extérieures.

Nous avons également calculé et affiché les cartes de différence thermique pour les deux témoins (personnes non diabétiques) afin de comparer leurs différences thermiques à ceux des patients diabétiques. Comme attendu, ces individus ne présentent aucune zone d'hyperthermie. Les résultats montrent que chez les personnes saines, la différence de température contralatérale reste faible, ce qui reflète une asymétrie thermique entre le pied gauche et le pied

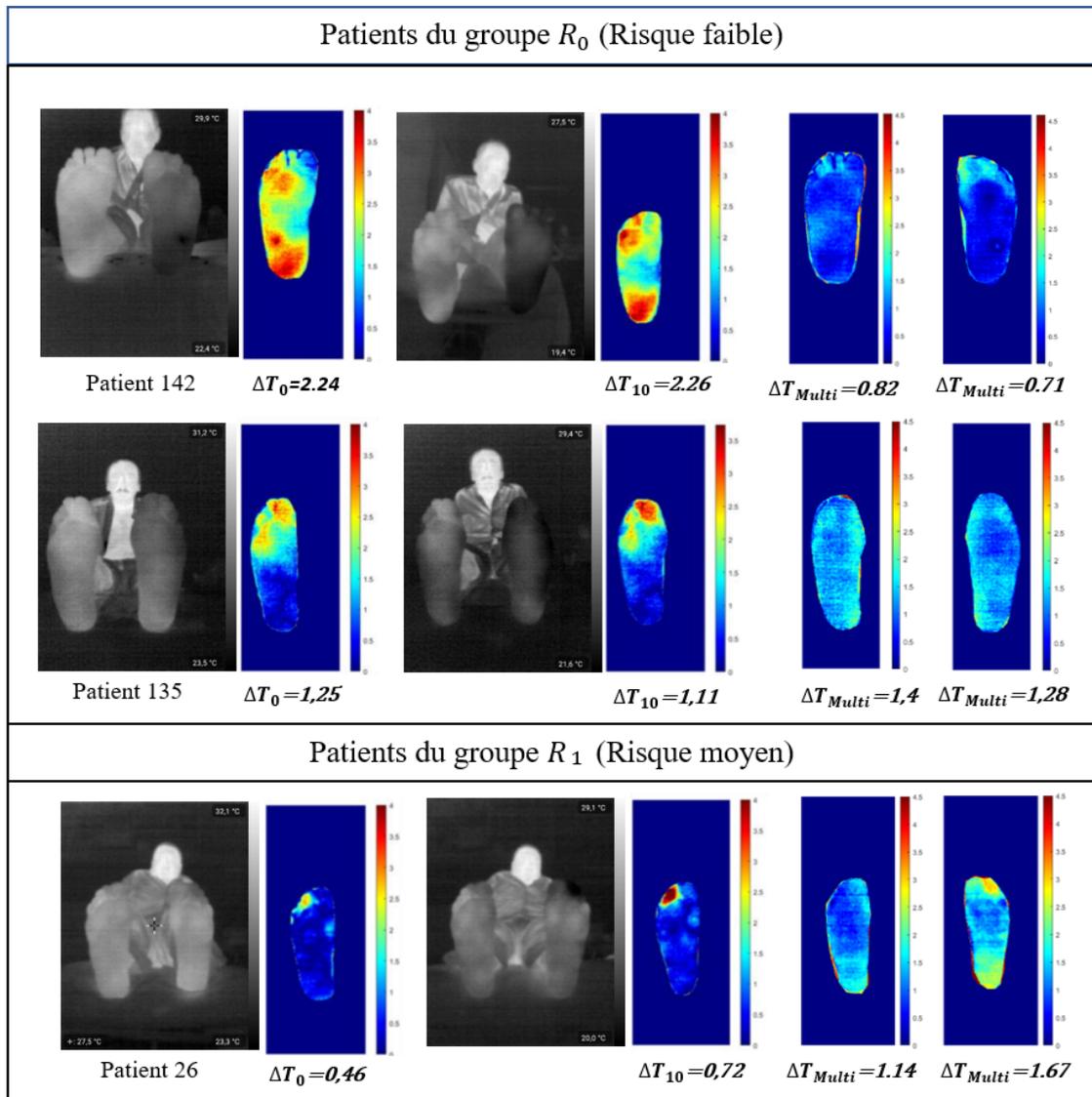


FIGURE 4.5 – Cartes des différences thermiques  $|T|$  contralatérales et multitemporelles des 3 patients diabétiques du groupe de risque non ischémique ( $R_0$  et  $R_1$ ), présentant des zones d’hyperthermie .

droit, y compris après l’application du Cold Stress Test. Cependant, nous avons observé une différence de température multitemporelle plus élevée chez ces individus, indiquant une variation thermique plus rapide après le test de stress au froid. Cette réponse thermique accrue pourrait s’expliquer par l’absence de troubles artériels ou neurologiques, permettant une régulation vasculaire plus efficace.

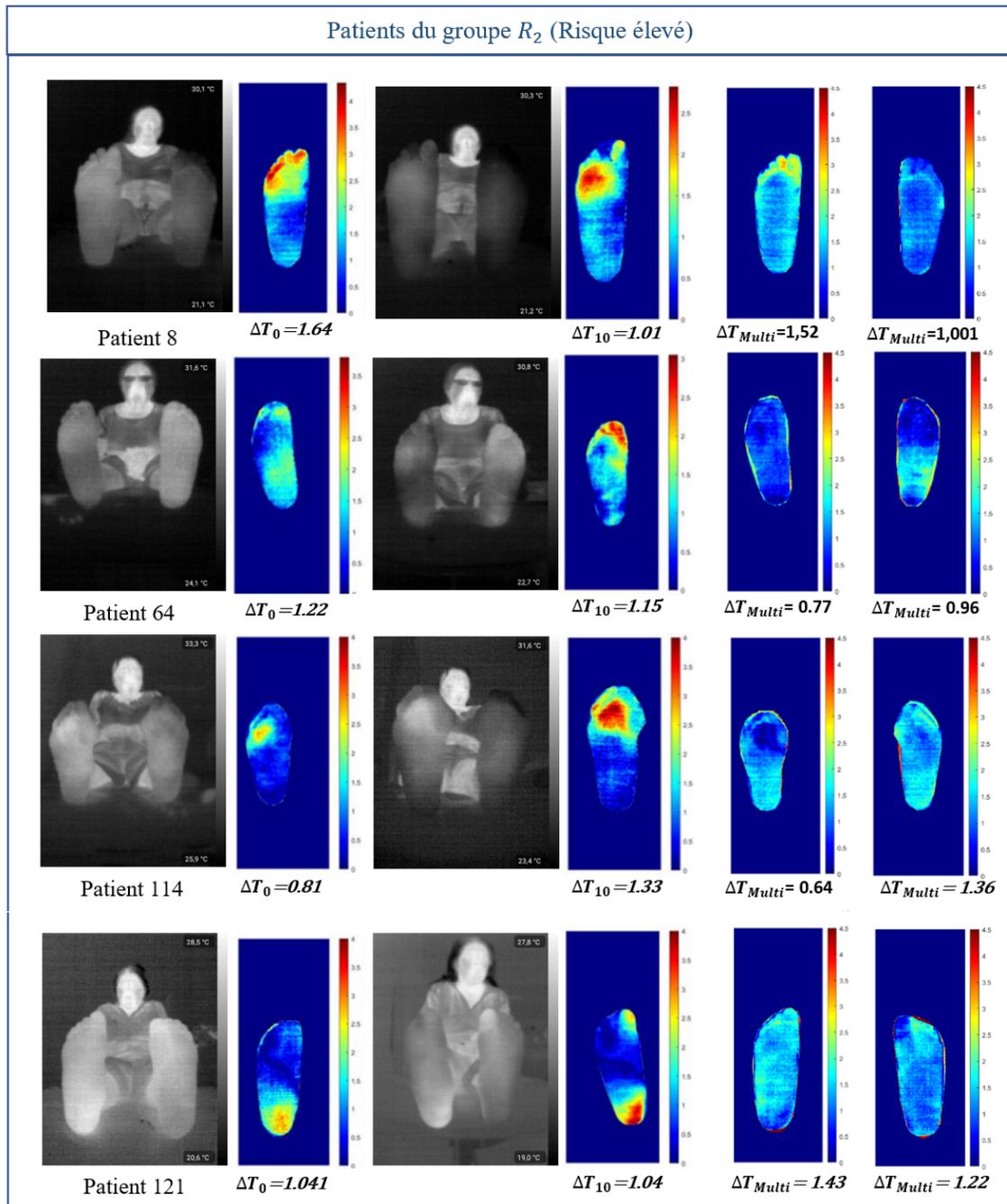


FIGURE 4.6 – Cartes des différences thermiques  $|T|$  contralatérales et multitemporales des 4 patients diabétiques du groupe de risque ischémique ( $R_2$ ).

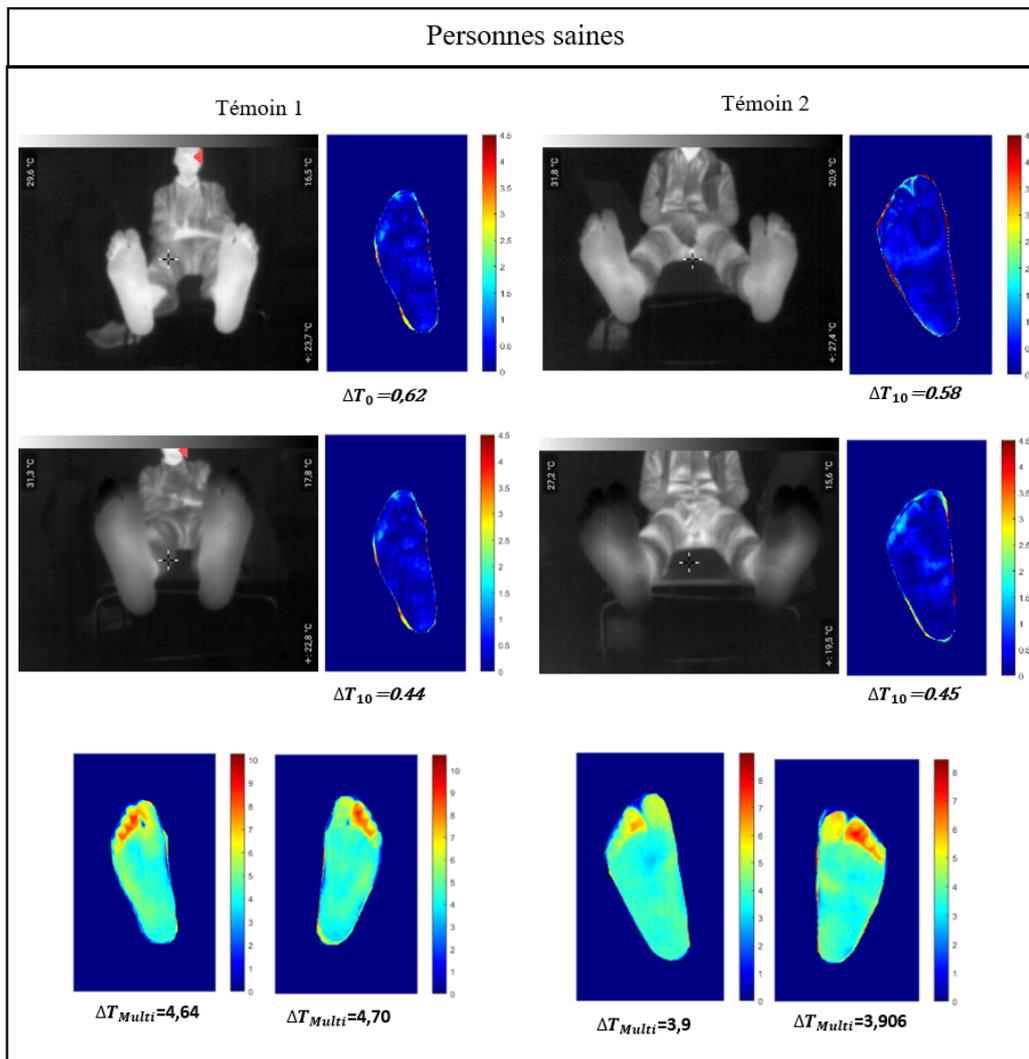


FIGURE 4.7 – Cartes des différences thermiques  $|T|$  contralatérales et multitemporales des deux témoins.

## 4.7 Conclusion

Notre analyse statistique a mis en évidence une augmentation de  $1^{\circ}\text{C}$  de la température moyenne de la voûte plantaire (gauche et droite) chez les patients à risque moyen ( $R_1$ ) par rapport aux groupes à faible ( $R_0$ ) et à risque élevé ( $R_2$ ) (table 4.4). Cette différence est statistiquement significative, notamment entre  $R_1$  et  $R_2$ , ainsi qu'entre  $R_0$  et  $R_1$ , pour la différence multitemporale  $\Delta T_{Multi}$ . Ce résultat revêt une importance clinique, car les patients du groupe  $R_1$ , étant neuropathiques, ont généralement des pieds plus chauds que les autres catégories de patients.

Par ailleurs, 38 patients sur 42 du groupe  $R_2$  (ischémiques) atteints

d'artériopathie périphérique (PAD) présentent des différences de température multitemporelle point à point ( $\Delta T_{Multi}$ ) entre les pieds aux instants  $T_0$  et  $T_{10}$  plus faibles, inférieures à  $2^\circ\text{C}$ . Cela s'explique par le fait qu'un pied ischémique est généralement plus froid qu'un pied normal et ne montre pas de réponse thermique après immersion dans l'eau froide. De même, 53 patients sur 58 du groupe  $R_0$  présentent également une faible différence multitemporelle. Afin de mieux identifier les zones à risque d'ulcération par hyperthermie, nous avons calculé et affiché les cartes des différences de température  $|\Delta T|$  pour les 128 patients, que nous avons comparées aux cartes des différences de température multitemporelles. Des zones d'hyperthermie ( $|\Delta T|$  supérieur à  $2,2^\circ\text{C}$ ) ont été détectées chez 12 patients sur 128 à l'instant  $T_0$ . Nous avons également observé que la différence de température multitemporelle est plus faible dans ces zones d'hyperthermie. Notre essai clinique a mis en évidence que les patients diabétiques de type 2 consultant en service de diabétologie et présentant une région d'hyperthermie ont également une différence multitemporelle faible. Cette dernière est plus élevée chez les personnes en bonne santé (figure 4.7) ; Cette analyse apporte un nouvel éclairage sur la dynamique thermique du pied diabétique et peut constituer une aide précieuse pour la prévention précoce des ulcères en milieu hospitalier.

# Seconde étude clinique

---

## Contents

---

<b>5.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>95</b>
<b>5.2</b>	<b>Population</b>	<b>95</b>
<b>5.3</b>	<b>Extraction des données thermique</b>	<b>96</b>
<b>5.4</b>	<b>Analyse de la température</b>	<b>98</b>
5.4.1	Effet des semelles sur la température	98
5.4.2	Analyse statistique	101
<b>5.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>104</b>

---

## 5.1 Introduction

Dans cette section, nous décrivons le prétraitement des images thermiques acquises avec les deux types de semelles (Dimple et Conventionnelle) avant et après la marche, selon le protocole de Vilcahuaman, comme mentionné précédemment dans le chapitre 2.2. Cette section détaille également l'extraction des données thermiques à partir de l'ensemble du pied ainsi que de régions spécifiques en vue d'une analyse approfondie. De plus, l'effet de chaque semelle sur la température du pied avant et après la marche a été étudié, et des analyses statistiques ont été réalisées afin d'évaluer la significativité des variations observées.

## 5.2 Population

Dans cette étude, nous avons mené une campagne d'acquisition à l'hôpital Dos De Mayo au Pérou sous la supervision de spécialistes et de diabétologues. Au total, notre équipe a inclus neuf patients diabétiques de type 2 ( $n=9$ ) atteints de neuropathie périphérique et bénéficiant d'un suivi régulier au département de diabétologie. Les patients atteints d'une artériopathie périphérique (PAD), ayant des antécédents d'amputation d'un membre inférieur ou présentant des ulcères actifs au pied ont été exclus de l'étude. Avant l'acquisition des images, réalisée selon l'approche de Vilcahuman décrite au chapitre 2.2, chaque patient a été informé des objectifs de l'étude, des procédures et des risques potentiels, et a fourni un consentement éclairé écrit attestant de sa participation volontaire. Aucun volontaire sain n'a été inclus.

Nos participants avaient un âge moyen de  $58 \pm 13,81$  ans (entre 30 et 75 ans),

dont 77,7 % de femmes. Pour chacun, nous avons collecté les données suivantes : âge, indice de masse corporelle (IMC) et TOD (Time of Diagnosis), correspondant au nombre d'années écoulées depuis le diagnostic du diabète. La figure 5.1 illustre la distribution de ces informations.

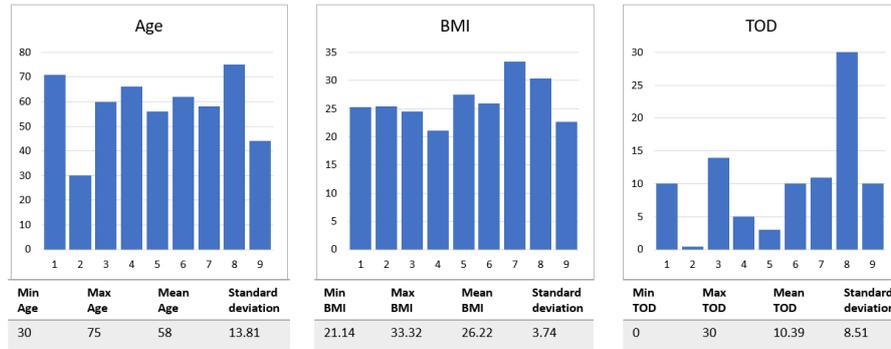


FIGURE 5.1 – Distribution de l'âge, BMI et TOD.

### 5.3 Extraction des données thermique

L'extraction des informations thermiques repose sur plusieurs étapes essentielles, en commençant par la segmentation. Réalisée à l'aide des outils MATLAB, cette étape permet d'isoler la région du pied en éliminant l'arrière-plan (figure 5.2).

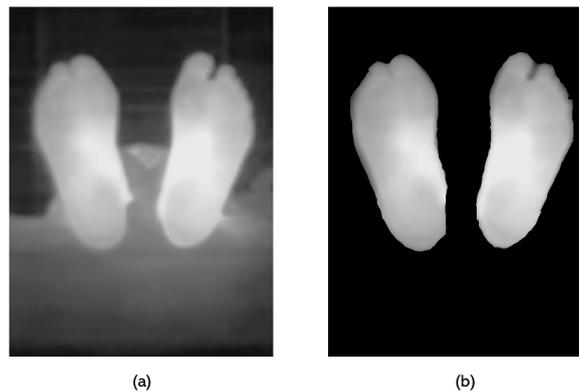


FIGURE 5.2 – (a) Image originale (approche de Vilcahuaman), (b) image segmentée.

Ensuite, le recalage des images constitue une étape essentielle pour assurer une correspondance précise des images thermiques. Dans cette étude, nous avons utilisé le modèle Affine ConvNet, dont nous avons observé leur performances et leur rapidité dans l'alignement des images (Chapitre 3), afin d'obtenir un ajustement optimal. Une fois les pieds segmentés et recalés, les images ont

été divisées en quatre régions spécifiques : les orteils (Toes), l'avant-pied (Forefoot), le médio-pied (Midfoot) et le talon (Heel) [23][24], comme l'illustre la figure 5.3. Cette division régionale permet une analyse thermique localisée afin d'évaluer les variations de température dans différentes zones du pied.

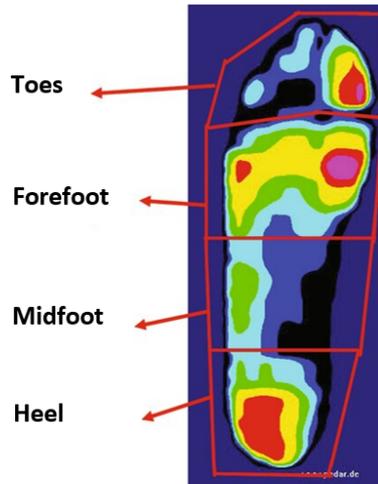


FIGURE 5.3 – Quatre regions à risque du pied.

Par la suite, nous procédons à l'extraction des informations thermiques à partir de notre région d'intérêt, qui peut être soit le pied entier (voûte plantaire), soit l'une des quatre zones spécifiques (orteils, avant-pied, médio-pied et talon). Cette extraction permet d'évaluer et comparer l'influence des deux semelles sur la température du pied et repose sur deux approches distinctes :

- L'analyse contralatérale, qui consiste à comparer les températures entre le pied droit et le pied gauche avant et après la marche avec chaque type de semelle. Cette approche permet de comparer et évaluer les différences thermiques entre les deux pieds avec chaque semelle.
- L'analyse multitemporelle, qui examine les variations thermiques d'un même pied entre deux instants, avant et après la marche, afin d'évaluer l'impact du stress mécanique en comparant les deux types de semelles.

Pour ces analyses, nous avons généré des cartes thermiques permettant de visualiser la différence de température dans les différentes régions du pied. Ces cartes offrent une représentation précise des variations de température et constituent une base essentielle pour l'extraction des données thermiques, tant au niveau du pied entier (voûte plantaire) qu'au niveau des régions spécifiques. Les Figures 5.4 et 5.5 montrent les informations thermiques obtenues.

Les informations thermiques extraites des images infrarouges acquise avec le protocole de Vilcahuaman sont les suivantes :

- La température moyenne de la voûte plantaire des pieds avant et après la marche avec chaque type de semelle. nommées respectivement  $T_{\text{Before}}$  et  $T_{\text{After}}$ .

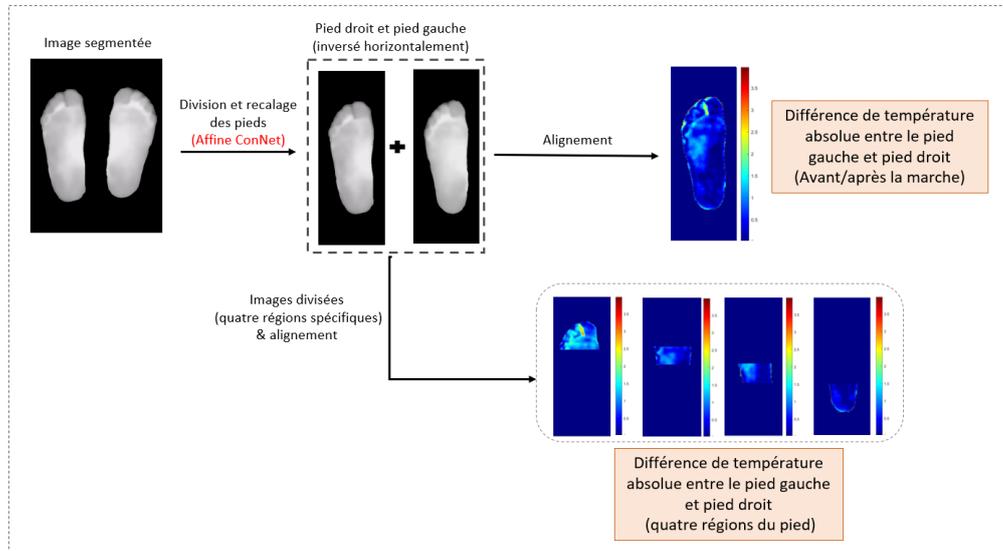


FIGURE 5.4 – Schéma explicatif des étapes suivies pour obtenir la carte des différences de température contralatérales du pied (voûte plantaire) et des quatre régions.

- La différence de température absolue point à point entre les deux pieds avant la marche, nommée  $\Delta T_{Before}$  et après la marche, nommée  $\Delta T_{After}$ .
- La différence de température absolue point à point entre les pieds avant et après la marche pour le pied droit et le pied gauche, respectivement désignées par  $\Delta T_{Right}$  et  $\Delta T_{Left}$ .

## 5.4 Analyse de la température

Dans cette étude, nous avons évalué l'impact des semelles Dimple et Conventionnelle sur la température du pied en mesurant celle-ci avant et après la marche chez neuf participants. L'analyse a porté sur la variation de la température moyenne du pied, examinée à travers la distribution contralatérale, et des tests statistiques ont été réalisés afin de déterminer la significativité des différences observées.

### 5.4.1 Effet des semelles sur la température

Le tableau 5.1 présente les moyennes et déviations standards des informations thermiques pour la voûte plantaire, qui ont été obtenues pour les deux types de semelles.

Selon le tableau 5.1, nous avons constaté que les températures moyennes des pieds étaient comparables avant la marche pour les deux types de semelles ( $29.77^{\circ}\text{C} \pm 3.20$  pour Dimple et  $29.68^{\circ}\text{C} \pm 2.94$  pour Conventionnelle). Après la marche, la température est restée stable avec la semelle Dimple

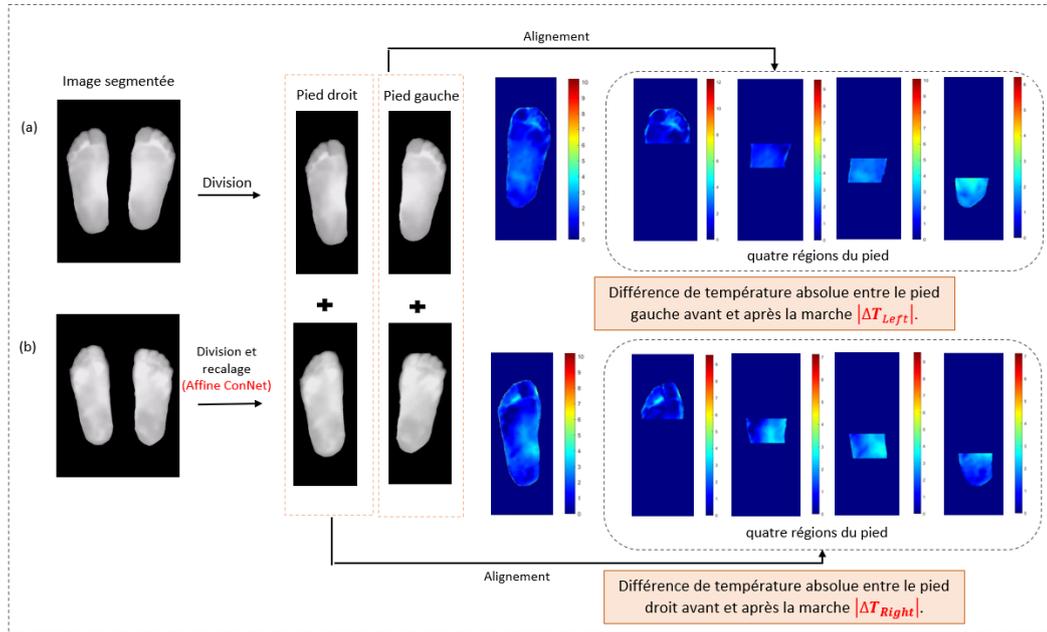


FIGURE 5.5 – Schéma explicatif des étapes suivies pour obtenir la carte des différences de température multitemporelle du pied (voûte plantaire) et des quatre régions : (a) Image Avant la marche et (b) Image Après la marche (stress mécanique).

TABLE 5.1 – Valeurs moyennes et Standart déviation des informations thermiques avec les semelles Dimple et conventionnelle pour la voute plantaire.

Données thermiques	Semelle Dimple (°C)	Semelle conventionnelle (°C)
Température avant la marche $T_{\text{Before}}$	$29.77 \pm 3.20$	$29.68 \pm 2.94$
Température après la marche $T_{\text{After}}$	$29.77 \pm 1.77$	$28.48 \pm 3.23$
Différence de température entre les pieds avant la marche $ \Delta T_{\text{Before}} $	$0.61 \pm 0.27$	$0.75 \pm 0.38$
Différence de température entre les pieds après la marche $ \Delta T_{\text{After}} $	$0.67 \pm 0.30$	$0.81 \pm 0.39$
Différence de température (pied droit) $ \Delta T_{\text{Right}} $	$3.68 \pm 3.84$	$3.17 \pm 2.41$
Différence de température (pied gauche) $ \Delta T_{\text{Left}} $	$3.68 \pm 3.78$	$3.08 \pm 2.37$

( $29.77C \pm 1.77$ ), tandis qu'elle a diminué de  $1^{\circ}C$  avec la semelle Conventionnelle. Ces informations indiquent l'élévation de température a été plus homogène avec Dimple. La figure 5.6 illustre ces variations.

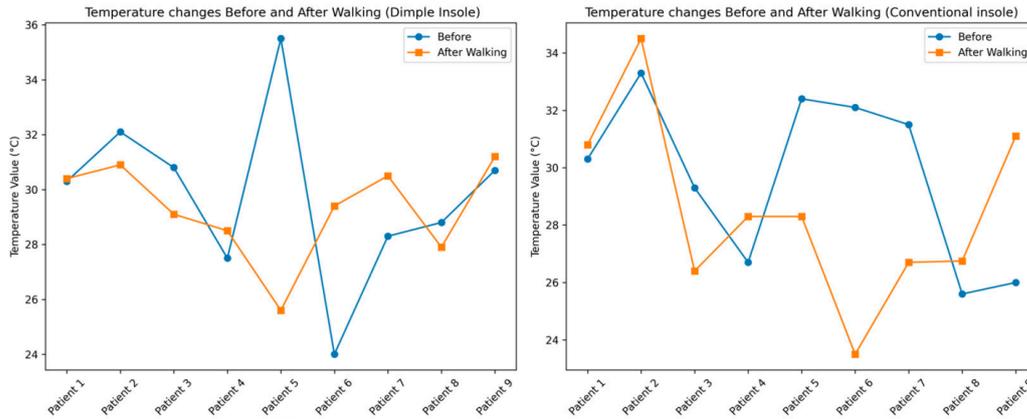


FIGURE 5.6 – Variation moyenne de la température avant et après le test de marche : (a) semelle Dimple et (b) semelle Conventiennelle.

Nous avons observé que la variation de température avant et après le test de stress mécanique avec la semelle Dimple indique des valeurs de température plus stables, comprises entre 26°C et 31°C après la marche. En revanche, la semelle Conventiennelle présente une plus grande variabilité, avec des températures atteignant 35°C pour le participant 2 et descendant en dessous de 24°C pour le participant 6. Ces observations suggèrent que la semelle Dimple assure une meilleure régulation thermique, réduisant les écarts de température après l'effort. Cela pourrait être particulièrement bénéfique pour la thermorégulation plantaire et le confort des utilisateurs, notamment chez les patients diabétiques.

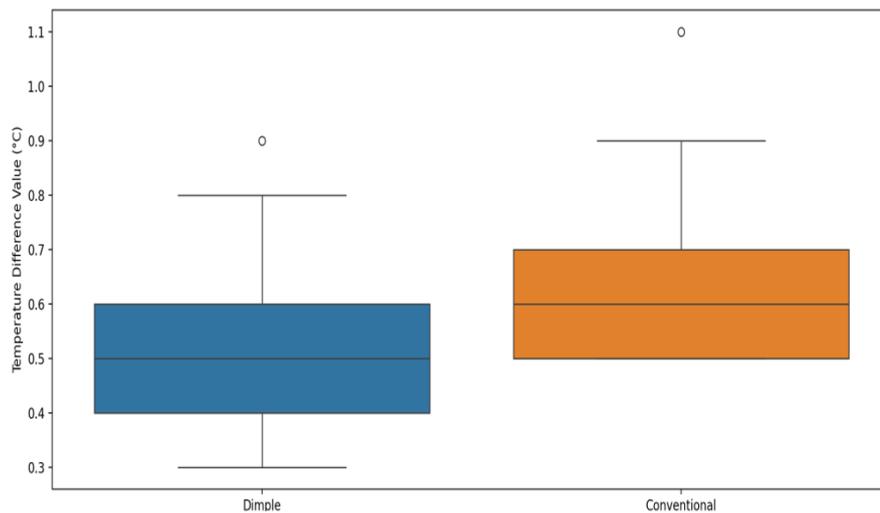


FIGURE 5.7 – Diagrammes en boîte des variations de la différence thermique contralatérale entre le pied droit et le pied gauche après la marche, pour la voûte plantaire avec les deux semelles.

Comme illustré à la figure 5.7, la comparaison des différences de température contralatérales  $|\Delta T_{After}|$  entre les deux semelles permet d'évaluer et de comparer leur impact sur la température du pied. La médiane de la semelle Dimple étant inférieure à celle de la semelle Conventionnelle, cela suggère une différence de température plus faible après le stress mécanique avec la semelle Dimple. Bien que les deux semelles présentent une variabilité similaire, la semelle Dimple semble offrir un meilleur contrôle thermique, ce qui indique une régulation de la température du pied plus stable.

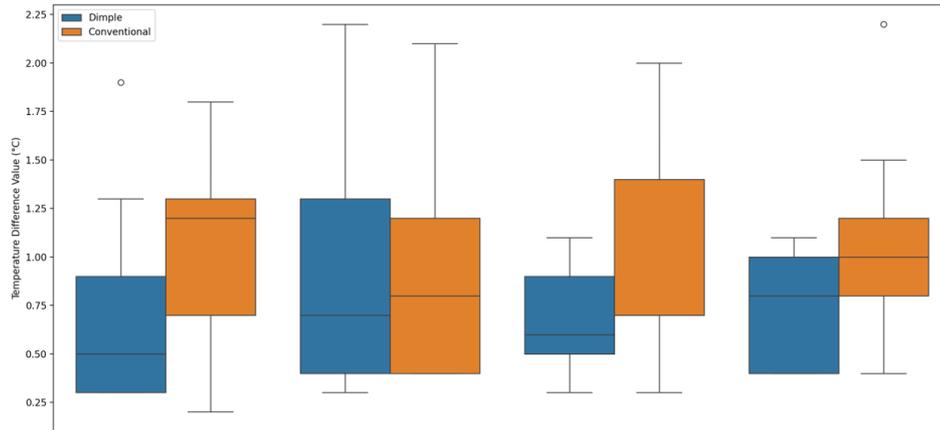


FIGURE 5.8 – Diagrammes en boîte des variations de la différence thermique contralatérale après la marche, pour les quatre régions du pied avec les deux semelles.

De plus, la figure 5.8 montre la distribution de  $|\Delta T_{After}|$  dans quatre régions spécifiques du pied correspondant à des zones à risque d'ulcération. Elle indique que la semelle Dimple présente une médiane inférieure dans l'ensemble de ces régions, ce qui suggère qu'après le stress mécanique, elle contribue à maintenir une température plus homogène et stable dans les zones sensibles. Cette meilleure stabilité thermique pourrait contribuer à réduire les risques d'ulcération, en particulier chez les patients atteints de neuropathie diabétique, qui présentent des troubles de la circulation et de la sensibilité.

#### 5.4.2 Analyse statistique

Suite aux résultats précédemment obtenus, étant donné que les données n'étaient pas distribuées normalement, nous avons analysé les variations de température avant et après le test de marche avec chaque type de semelle à l'aide du test de Wilcoxon pour échantillons appariés [27]. Ce test non paramétrique a été sélectionné en raison de la taille réduite de l'échantillon ( $n=9$ ) et de la nature de nos données thermiques. Il a été appliqué aux informations thermiques de le pied (voute plantaire) ainsi qu'à celles des quatre régions du pied (section 5.3) pour chaque type de semelle, afin d'évaluer les différences significatives d'élévation de température entre les semelles (Tableau 5.2). Les résultats du test de Wilcoxon présentés dans le Tableau 5.2, indiquent l'absence de différences significatives dans les variations de température multi-

		Test des Rangs Signés de Wilcoxon (p-value)			
		$ \Delta T_{Before} $	$ \Delta T_{After} $	$ \Delta T_{Right} $	$ \Delta T_{Left} $
Region du pied	Voûte plantaire	0.058	<b>0.026</b>	0.674	0.82
	Toes	0.106	<b>0.041</b>	0.57	0.73
	Forefoot	<b>0.017</b>	0.164	0.67	0.57
	Midfoot	0.39	<b>0.0356</b>	0.73	0.91
	Heel	0.482	0.778	0.99	0.99

TABLE 5.2 – Résultats du test des Rangs Signés de Wilcoxon pour les information thermiques extraites comparant les semelles Dimple et Conventiionnelle.

temporelles entre les pieds avant et après la marche, représentées par  $|\Delta T_{Right}|$  et  $|\Delta T_{Left}|$ . En revanche, une différence statistiquement significative a été observée entre les deux types de semelles (Dimple et Conventiionnelle) en ce qui concerne la température contralatérale des pieds gauche et droit après la marche, aussi bien sur le pied entier (voute plantaire) que sur certaines régions de risue, notamment les orteils (Toes) et le médio-pied (Midfoot), caractérisées par  $|\Delta T_{After}|$  ( $p < 0.05$ ).

Ces observations indiquent que les variations de température contralatérales après la marche constituent un paramètre déterminant dans la différenciation des effets des semelles Dimple et Conventiionnelle. La significativité statistique de cette différence met en évidence l'impact du type de semelle sur les changements thermiques après la marche, soulignant ainsi son intérêt potentiel en tant qu'outil complémentaire pour distinguer les deux semelles et mieux comprendre leur influence sur la réponse thermique plantaire.

D'autre part, les résultats obtenus dans cette étude montrent des différences notables dans les variations thermiques avant et après la marche en fonction du type de semelle utilisé. Comme le montre la figure 5.9, pour les semelles Dimple, la température moyenne avant la marche est de  $24^{\circ}\text{C}$ , tandis qu'après la marche, elle atteint  $29.4^{\circ}\text{C}$ , avec une variation de température ( $|\Delta T_{After}|$ ) de  $0.3^{\circ}\text{C}$ . En comparaison, pour les semelles Conventiionnelles, la température moyenne avant la marche est plus élevée, à  $32.1^{\circ}\text{C}$ , et après la marche, elle chute à  $23.5^{\circ}\text{C}$ , avec des variations respectives de  $0.4^{\circ}\text{C}$  avant la marche et  $0.7^{\circ}\text{C}$  après la marche.

Ces résultats soulignent l'importance de la différence de température après la marche ( $|\Delta T_{After}|$ ), qui apparaît comme un facteur clé dans l'évaluation du risque d'ulcérations. Une différence plus faible, observée avec les semelles Dimple, peut être interprétée comme un indicateur de réponse thermique plus stable, ce qui pourrait réduire les risques de développement d'ulcérations chez les patients diabétiques. Ces résultats suggèrent que l'utilisation de semelles Dimple, qui limitent l'augmentation de différence de la température après la marche, pourrait être un facteur déterminant dans la prévention des

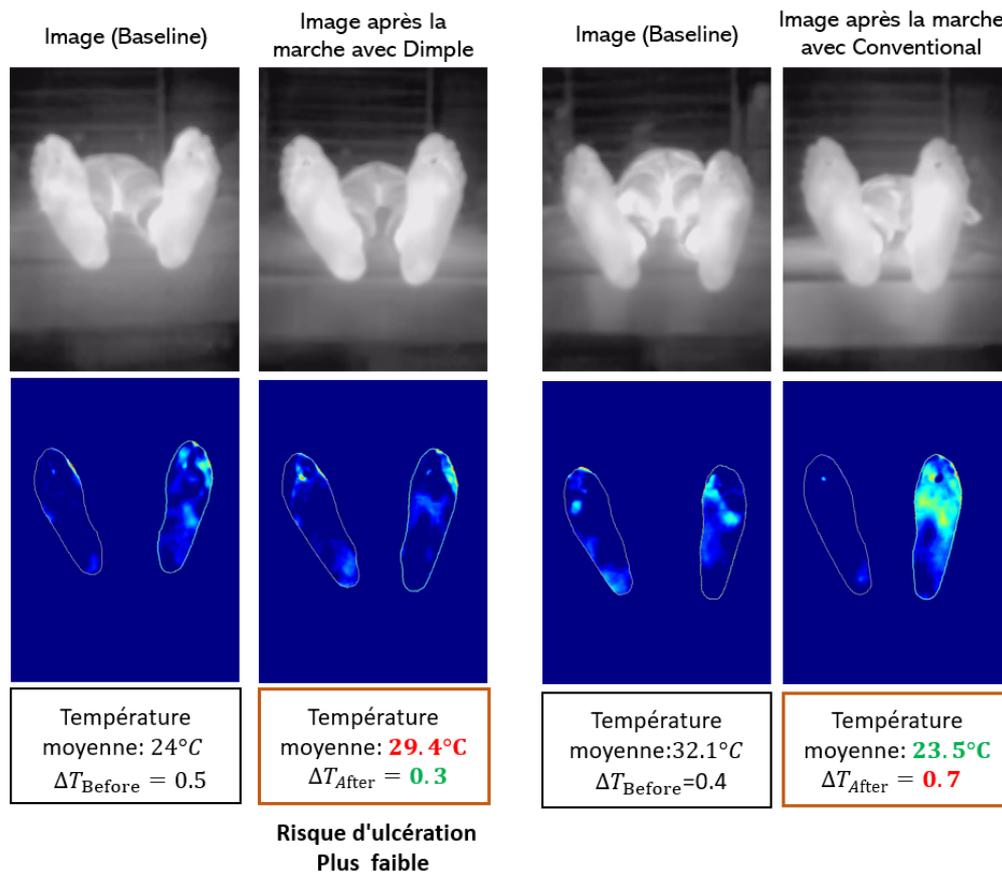


FIGURE 5.9 – Image et carte de température correspondant à un patient diabétique neuropathique ainsi que ses informations thermiques.

ulcérations chez les patients diabétiques avec neuropathie.

La semelle Dimple a été conçue pour stimuler mécaniquement les tissus plantaires et améliorer la perfusion cutanée, comme l'ont établi Behforootan et al. [127]. La réduction de température observée avec la semelle Dimple, malgré une meilleure perfusion, pourrait être due à sa capacité à mieux dissiper la chaleur. Une circulation sanguine améliorée favorise une thermorégulation plus efficace, évitant l'accumulation de chaleur excessive (Balasubramanian et al., 2021) [128]. De plus, son design pourrait améliorer la répartition de la pression et le confort, contribuant ainsi à un meilleur contrôle thermique. En conclusion, bien qu'une perfusion accrue soit souvent associée à une augmentation de la température, la semelle Dimple semble favoriser un environnement thermique plus stable et contrôlé, expliquant ainsi la réduction de température malgré une meilleure circulation sanguine.

## 5.5 Conclusion

L'analyse menée dans ce chapitre a permis d'évaluer l'impact de deux types de semelles, Dimple et Conventiionnelle, sur la température du pied après la marche chez neuf participants atteints de neuropathie diabétique. L'approche adoptée repose sur l'étude des variations thermiques moyennes extraites avant et après la marche, ainsi que sur l'analyse des différences de température contralatérales.

Les résultats montrent que la semelle Dimple permet une meilleure régulation thermique du pied par rapport à la semelle Conventiionnelle. En particulier, elle réduit significativement les différences de température contralatérales après la marche, ce qui suggère une répartition plus homogène de la chaleur sur le pied entier (la voute plantaire). Cette stabilité thermique pourrait être induite par la conception spécifique de la semelle Dimple.

Par ailleurs, la réduction de différence thermiques après marche avec la semelle Dimple souligne son potentiel dans la prévention des variations excessives de température, un facteur de risque connu dans le développement des ulcérations plantaires chez les patients diabétiques. Ainsi, ces résultats mettent en avant l'intérêt de la semelle Dimple comme option thérapeutique pouvant contribuer à améliorer la régulation thermique plantaire et à limiter les risques associés aux déséquilibres thermiques du pied neuropathique.

# Conclusion & perspectives

---

Cette thèse s'est concentrée sur le développement d'un système de diagnostic pour détecter les hyperthermies de la voûte plantaire chez les patients diabétiques, associée à des méthodes avancées de traitement d'images basées sur les réseaux neuronaux profonds, pour améliorer et l'évaluation du pied diabétique. Les images sont acquises avec le protocole STANDUP, à main levée, sans aucun système d'occultation, avec un smartphone équipé d'une caméra thermique FlirOne Pro. Un système simple, non invasive, et conviviale.

Le premier défi qui se présentait devant nous était le recalage robuste des images thermiques, en utilisant des réseaux de neurones profonds. nous avons mis en place des approches de recalage affine par réseaux neuronaux convolutifs (CNN), afin d'aligner précisément les images thermiques et d'assurer une analyse fiable des variations de température. Le deuxième objectif consistait à mener deux études clinique afin d'étudier les relations entre les données cliniques et les informations thermiques multitemporel. Dans le premier chapitre, nous avons présenté le cadre général de nos travaux et exploré les principales technologies utilisées pour mesurer la température du pied, notamment la thermographie par contact et par infrarouge. Nous avons choisi de nous concentrer sur la thermographie infrarouge à l'aide d'une caméra thermique, en raison de ses avantages : rapidité, non-invasivité, absence de contact direct, faible coût et absence de radiation. Plusieurs études existantes ont déjà démontré l'efficacité de cette méthode dans l'évaluation du pied diabétique.

Dans le second chapitre, nous avons détaillé la démarche suivie par notre équipe pour la création de la base de données utilisée dans ce projet. Nous débutons par une description de l'ancienne approche du projet STANDUP, en mettant en évidence les contraintes liées à l'acquisition et au traitement des données. Nous avons détaillé ensuite la nouvelle approche, qui se distingue par sa simplicité et son absence de contraintes, tant lors de l'acquisition que du traitement des données.

Dans le chapitre suivant, nous avons présenté les méthodes classiques de recalage utilisées dans les travaux existants. Nous avons ensuite introduit les architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN) et les modèles d'apprentissage profond appliqués au recalage affine. Trois des réseaux CNN les plus couramment utilisés pour ce type de recalage ont été étudiés : Affine ConvNet, AIRnet, et l'architecture de classification VGG16. Les résultats obtenus avec le processus de recalage contralatéral et multitemporel ont dépassé ceux de la méthode appliquée par Luis Vilcahuman dans l'application mobile du projet ICP. Afin de valider notre approche, nous l'avons comparée à d'autres architectures neuronales, notamment DenseNet121. Les

modèles Affine ConvNet et VGG16 ont montré des performances supérieures, obtenant des coefficients de similarité DSC de plus de 96 % pour le recalage contralatéral et de plus de 92 % pour le recalage multitemporel. Ces résultats confirment non seulement la précision de notre approche, mais aussi sa robustesse, notamment en termes de temps de traitement, et son efficacité pour l'alignement d'images de tailles variées et difficiles à recaler.

Le quatrième chapitre est consacré à l'étude clinique que nous avons menée au sein du service de diabétologie de l'Hôpital National Dos de Mayo (HNDM), au Pérou. Un test de stress thermique a été réalisé sur 128 patients diabétiques, répartis en trois groupes de risque (R0, R1, et R2). Il a été observé que la différence de température moyenne, notée  $\Delta T_{Multi}$ , entre la surface plantaire avant et après l'application du stress thermique est relativement faible (0,3°C) chez les patients classés dans le groupe à risque moyen (R1), par rapport aux deux autres groupes (R0 et R2). De plus, parmi les 42 patients du groupe R2, 38 d'entre eux (atteints d'artériopathie périphérique, PAD) ont montré des différences de température multitemporelle point à point entre les pieds aux instants  $T_0$  et  $T_{10}$  plus faibles. Cette observation peut s'expliquer par le fait qu'un pied ischémique est généralement plus froid qu'un pied normal et ne présente pas de réponse thermique après immersion dans l'eau froide.

Des zones d'hyperthermie ont été détectées chez 12 patients sur 128 à l'instant  $T_0$ . Nous avons également constaté que la différence de température multitemporelle était plus faible dans ces zones d'hyperthermie, tandis que cette différence est plus élevée chez les individus en bonne santé. Cette analyse offre une nouvelle perspective sur la dynamique thermique du pied diabétique et pourrait constituer un outil précieux pour la prévention précoce des ulcères dans un environnement hospitalier.

Dans le dernier chapitre, une étude clinique multitemporelle avec stress mécanique a évalué l'impact de deux types de semelles, Dimple et Conventionnelle, sur la température du pied après la marche chez neuf participants atteints de neuropathie diabétique. Les résultats montrent que la semelle Dimple améliore la régulation thermique du pied par rapport à la semelle Conventionnelle. En particulier, elle réduit significativement les différences de température contralatérales après la marche, suggérant une répartition plus homogène de la chaleur sur la voûte plantaire. Ces résultats soulignent l'intérêt de la semelle Dimple comme option thérapeutique pour améliorer la régulation thermique plantaire et limiter les risques liés aux déséquilibres thermiques du pied neuropathique.

Dans notre travail, nous n'avons pas encore pleinement exploité le potentiel de l'étude par stress thermique. Pour y parvenir, des développements supplémentaires sont nécessaires, notamment l'analyse détaillée de la voûte plantaire. Une approche complémentaire consisterait à introduire une nouvelle stratégie pour organiser les informations présentes dans les images thermiques du pied en utilisant des régions d'intérêt spécifiques, adaptées à des objectifs ciblés, tels que l'analyse des aspects vasculaires, nerveux ou mécaniques. La figure 6.1 suivante illustre ces trois types d'informations a priori disponibles pour la voûte plantaire. Ce travail par régions d'intérêt fait partie des objectifs de la thèse de Hafid Elfahimi, doctorant à l'Université

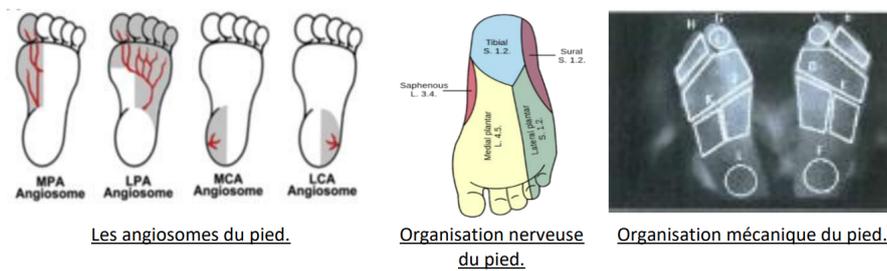


FIGURE 6.1 – Définition des zones d'intérêt sur les surfaces plantaires.

d'Agadir. Hafid a utilisé les informations par zones d'intérêt, en se basant sur les angiosomes, pour évaluer les variations thermiques, et les premiers résultats sont très prometteurs.

Les résultats obtenus dans notre travail, ainsi que ceux à venir dans un avenir proche, constituent les bases d'un système innovant de mesure de la température de la voûte plantaire, qui inclut également l'impact des semelles utilisées. Ce système, à la fois simple d'utilisation, efficace et abordable, pourrait être utilisé aussi bien en milieu clinique qu'à domicile pour les patients diabétiques. En intégrant des semelles spécifiquement conçues, comme la semelle Dimple, qui améliore la régulation thermique du pied, ce système permettrait non seulement de surveiller la température du pied, mais aussi d'optimiser la répartition thermique et de prévenir les risques associés aux déséquilibres thermiques. Il permettra ainsi une surveillance régulière et efficace, contribuant à la prévention des complications liées à cette maladie et à l'amélioration de la qualité de vie des patients.



# Bibliographie

- [1] CAROLIN HILDEBRANDT, CHRISTIAN RASCHNER, AND KURT AMMER. *An overview of recent application of medical infrared thermography in sports medicine in austria*. *Sensors* **10**(5), 4700–4715 (2010). (Cited on pages 7 and 22.)
- [2] SEBASTIEN JEAN MAMBOU, PETRA MARESOVA, ONDREJ KREJCAR, ALI SELAMAT, AND KAMIL KUCA. *Breast cancer detection using infrared thermal imaging and a deep learning model*. *Sensors* **18**(9), 2799 (2018). (Cited on pages 7, 21, 22 and 23.)
- [3] AH WAH CHAN, IAN A MACFARLANE, AND DAVID R BOWSHER. *Contact thermography of painful diabetic neuropathic foot*. *Diabetes Care* **14**(10), 918–922 (1991). (Cited on pages 7, 28 and 29.)
- [4] CHRISTOPHER E ATTINGER, KAREN KIM EVANS, ERWIN BULAN, PETER BLUME, AND PAUL COOPER. *Angiosomes of the foot and ankle and clinical implications for limb salvage : reconstruction, incisions, and revascularization*. *Plastic and reconstructive surgery* **117**(7S), 261S–293S (2006). (Cited on pages 7, 28 and 29.)
- [5] TAKASHI NAGASE, HIROMI SANADA, KIMIE TAKEHARA, MAKOTO OE, SHINJI IIZAKA, YUMIKO OHASHI, MIHO OBA, TAKASHI KADOWAKI, AND GOJIRO NAKAGAMI. *Variations of plantar thermographic patterns in normal controls and non-ulcer diabetic patients : novel classification using angiosome concept*. *Journal of Plastic, reconstructive & aesthetic Surgery* **64**(7), 860–866 (2011). (Cited on pages 7, 25, 28 and 29.)
- [6] DOHA BOUALLAL, ASMA BOUGRINE, RACHID HARBA, RAPHAEL CANALS, HASSAN DOUZI, LUIS VILCAHUAMAN, AND HUGO ARBANIL. *Standup database of plantar foot thermal and rgb images for early ulcer detection*. *Open Research Europe* **2**, 77 (2022). (Cited on pages 7 and 38.)
- [7] MOMOTOCULTEUR. *Fonctionnement du neurone artificiel*. <https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deeplearning/fonctionnement-du-neurone-artificiel/>, (2018). consulté le 19 October 2022. (Cited on pages 8 and 53.)
- [8] G. PALM. *Warren mcculloch and walter pitts : A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. In *Brain Theory*, pages 229–230. Springer (1986). (Cited on pages 8 and 59.)
- [9] ANDREW JM BOULTON, DAVID G ARMSTRONG, STEPHEN F ALBERT, ROBERT G FRYKBERG, RICHARD HELLMAN, M SUE KIRKMAN, LAWRENCE A LAVERY, JOSEPH W LEMASTER, JOSEPH L MILLS SR, MICHAEL J MUELLER, ET AL. *Comprehensive foot examination and risk assessment : a report of the task force of the foot care interest group of the american diabetes association, with endorsement by the american association of clinical endocrinologists*. *Diabetes care* **31**(8), 1679–1685 (2008). (Cited on pages 1 and 18.)

- [10] JAAP J VAN NETTEN, SICCO A BUS, JAN APELQVIST, BENJAMIN A LIPSKY, ROBERT J HINCHLIFFE, FRANCES GAME, GERRY RAYMAN, PETER A LAZZARINI, RACHAEL O FORSYTHE, EDGAR JG PETERS, ET AL. *Definitions and criteria for diabetic foot disease*. *Diabetes/metabolism research and reviews* **36**, e3268 (2020). (Cited on pages 3 and 15.)
- [11] DAVID G ARMSTRONG, KATHERINE HOLTZ-NEIDERER, CHRISTOPHER WENDEL, M JANE MOHLER, HEATHER R KIMBRIEL, AND LAWRENCE A LAVERY. *Skin temperature monitoring reduces the risk for diabetic foot ulceration in high-risk patients*. *The American journal of medicine* **120**(12), 1042–1046 (2007). (Cited on pages 3 and 24.)
- [12] L VILCAHUAMAN, RACHID HARBA, RAPHAËL CANALS, M ZEQUERA, C WILCHES, MT ARISTA, L TORRES, AND H ARBANIL. Automatic analysis of plantar foot thermal images in at-risk type ii diabetes by using an infrared camera. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, June 7-12, 2015, Toronto, Canada*, pages 228–231. Springer (2015). (Cited on pages 3, 23, 25, 26, 28, 31, 61 and 62.)
- [13] LUIS VILCAHUAMAN, RACHID HARBA, RAPHAËL CANALS, MARTHA ZEQUERA, CARLOS WILCHES, MARIA TERESA ARISTA, LETICIA TORRES, AND HUGO ARBAÑIL. Detection of diabetic foot hyperthermia by infrared imaging. In *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 4831–4834. IEEE (2014). (Cited on pages 3, 28 and 32.)
- [14] DOHA BOUALLAL, HASSAN DOUZI, AND RACHID HARBA. *Diabetic foot thermal image segmentation using double encoder-resunet (de-resunet)*. *Journal of Medical Engineering & Technology* **46**(5), 378–392 (2022). (Cited on pages 8, 26 and 85.)
- [15] DIANNA J MAGLIANO, EDWARD J BOYKO, IDF DIABETES ATLAS, ET AL. Global picture. In *IDF DIABETES ATLAS [Internet]. 10th edition*. International Diabetes Federation (2021). (Cited on page 14.)
- [16] ANJALI D. DESHPANDE, MARCIE HARRIS-HAYES, AND MARIO SCHOOTMAN. *Epidemiology of diabetes and diabetes-related complications*. *Physical Therapy* **88**, 1254 – 1264 (2008). (Cited on page 14.)
- [17] JOURNAL DES FEMMES SANTÉ. Glycémie à jeun : élevée, basse, normale, que faire?, (2024). Consulté le : 1 novembre 2024. (Cited on page 14.)
- [18] HONG SUN, POUYA SAEEDI, SUVI KARURANGA, MORITZ PINKEPANK, KATHERINE OGURTSOVA, BRUCE B DUNCAN, CAROLINE STEIN, ABDUL BASIT, JULIANA CN CHAN, JEAN CLAUDE MBANYA, ET AL. *Idf diabetes atlas : Global, regional and country-level diabetes prevalence estimates for 2021 and projections for 2045*. *Diabetes research and clinical practice* **183**, 109119 (2022). (Cited on pages 14 and 15.)
- [19] WEN-PENG YOU AND MACIEJ HENNEBERG. *Type 1 diabetes prevalence increasing globally and regionally : the role of natural selection and life expectancy at birth*. *BMJ open diabetes research and care* **4**(1), e000161 (2016). (Cited on page 14.)

- [20] DIABÈTE QUÉBEC. Diabète de type 1, (n.d.). Consulté le 6 décembre 2024. (Cited on page 14.)
- [21] L GUARIGUATA, U LINNENKAMP, J BEAGLEY, DR WHITING, AND NH CHO. *Global estimates of the prevalence of hyperglycaemia in pregnancy*. *Diabetes research and clinical practice* **103**(2), 176–185 (2014). (Cited on page 15.)
- [22] VALÉRIE MICHAUD. *Dimension : px commencer à balayer dès la page*. (Cited on page 15.)
- [23] DAVID G ARMSTRONG, KATHERINE HOLTZ-NEIDERER, CHRISTOPHER WENDEL, M JANE MOHLER, HEATHER R KIMBRIEL, AND LAWRENCE A LAVERY. *Skin temperature monitoring reduces the risk for diabetic foot ulceration in high-risk patients*. *The American journal of medicine* **120**(12), 1042–1046 (2007). (Cited on pages 15 and 28.)
- [24] ANNE-SOPHIE BOUREAU, ÉRIC DU ROSEL DE SAINT-GERMAIN, AND OLIVIER HANON. *Le pied diabétique, une complication particulièrement grave chez les sujets âgés : Diabetic foot, a particularly serious complication in the elderly*. *Médecine des Maladies Métaboliques* **17**(8), 8S69–8S73 (2023). (Cited on page 15.)
- [25] O BOURRON. *L'artérite des membres inférieurs dans le diabète*. *Réalités cardiologiques* **296**, 13–6 (2013). (Cited on page 16.)
- [26] ANDREW JM BOULTON, DAVID G ARMSTRONG, STEPHEN F ALBERT, ROBERT G FRYKBERG, RICHARD HELLMAN, M SUE KIRKMAN, LAWRENCE A LAVERY, JOSEPH W LEMASTER, JOSEPH L MILLS SR, MICHAEL J MUELLER, ET AL. *Comprehensive foot examination and risk assessment : a report of the task force of the foot care interest group of the american diabetes association, with endorsement by the american association of clinical endocrinologists*. *Diabetes care* **31**(8), 1679–1685 (2008). (Cited on page 16.)
- [27] JACQUELIEN DROS, ASTRID WEWERINKE, PATRICK J BINDELS, AND HENK C VAN WEERT. *Accuracy of monofilament testing to diagnose peripheral neuropathy : a systematic review*. *The Annals of Family Medicine* **7**(6), 555–558 (2009). (Cited on page 17.)
- [28] PAVEL POREDOS, AGATA STANEK, MARIELLA CATALANO, AND VINKO BOC. *Ankle-brachial index : Diagnostic tool of peripheral arterial disease and predictor of cardiovascular risk—an update of current knowledge*. *Angiology* page 00033197241226512 (2024). (Cited on page 17.)
- [29] VICTOR ABOYANS, MICHAEL H CRIQUI, PIERRE ABRAHAM, MATTHEW A ALLISON, MARK A CREAGER, CURT DIEHM, F GERRY R FOWKES, WILLIAM R HIATT, BJÖRN JÖNSSON, PHILIPPE LACROIX, ET AL. *Measurement and interpretation of the ankle-brachial index : a scientific statement from the american heart association*. *Circulation* **126**(24), 2890–2909 (2012). (Cited on page 17.)
- [30] LAWRENCE A LAVERY, DAVID G ARMSTRONG, STEVEN A VELA, TERRI L QUEBEDEAUX, AND JOHN G FLEISCHLI. *Practical criteria for screening patients at high risk for diabetic foot ulceration*. *Archives of internal medicine* **158**(2), 157–162 (1998). (Cited on page 18.)

- [31] CLARE YL CHAO AND GLADYS LY CHEING. *Microvascular dysfunction in diabetic foot disease and ulceration*. Diabetes/metabolism research and reviews **25**(7), 604–614 (2009). (Cited on page 19.)
- [32] JORDAN C SCHRAMM, THANH DINH, AND ARISTIDIS VEVES. *Microvascular changes in the diabetic foot*. The international journal of lower extremity wounds **5**(3), 149–159 (2006). (Cited on page 19.)
- [33] JOHN M JOHNSON, CHRISTOPHER T MINSON, AND DEAN L KELLOGG JR. *Cutaneous vasodilator and vasoconstrictor mechanisms in temperature regulation*. Comprehensive physiology **4**(1), 33–89 (2011). (Cited on page 20.)
- [34] E SCOTT BARR. *Historical survey of the early development of the infrared spectral region*. American Journal of physics **28**(1), 42–54 (1960). (Cited on page 20.)
- [35] MUHAMMAD ALI FAROOQ, WASEEM SHARIFF, DAVID O'CALLAGHAN, ARCANGELO MERLA, AND PETER CORCORAN. *On the role of thermal imaging in automotive applications : A critical review*. IEEE Access **11**, 25152–25173 (2023). (Cited on page 20.)
- [36] KATARÍNA PICOVÁ, SARA PAVLIN, L'UBOR KOŠT'ÁL, ŠTEFAN PINTARIČ, AND MANJA ZUPAN ŠEMROV. *Thermography as a tool to assess training effects in military working dogs*. Journal of Thermal Biology **112**, 103441 (2023). (Cited on page 20.)
- [37] BRAHIM AZZABI ZOURAQ. *Optimisation du procédé de contrôle non destructif par thermographie inductive pour des applications du domaine nucléaire— Theses. fr*. Thèse de Doctorat, Nantes (2019). (Cited on page 20.)
- [38] MANOJ KUMAR, SUSMITA RAY, AND DILEEP KUMAR YADAV. *Moving human detection and tracking from thermal video through intelligent surveillance system for smart applications*. Multimedia Tools and Applications **82**(25), 39551–39570 (2023). (Cited on page 20.)
- [39] DOROTHEA KESZTYÜS, SABRINA BRUCHER, CAROLYN WILSON, AND TIBOR KESZTYÜS. *Use of infrared thermography in medical diagnosis, screening, and disease monitoring : A scoping review*. Medicina **59**(12), 2139 (2023). (Cited on page 20.)
- [40] E F J RING AND K AMMER. The technique of infrared imaging in medicine\*. In *Infrared Imaging*, 2053-2563, pages 1–1 to 1–10. IOP Publishing (2015). (Cited on page 21.)
- [41] CHARBEL PEREIRA DAMIÃO, JOSÉ RAMÓN GONZALEZ MONTERO, MAIRA BEATRIZ HERNANDEZ MORAN, CAMILA GROTTA DE FARIAS, IZADORA BIGHETTI BRITO, MARIA AUXILIADORA NOGUEIRA SAAD, CRISTINA ASVOLINSQUE PANTALEÃO FONTES, CLAUDIO FAINSTEIN, MANOEL FERNANDO OLIVEIRA RODRIGUES, ANIELLO PALOMBO, ET AL. *Application of thermography in the diagnostic investigation of thyroid nodules*. Endocrine Journal **68**(5), 573–581 (2021). (Cited on pages 21 and 22.)
- [42] JUSTIN DANG, MATTHEW LIN, CALVIN TAN, CHRISTOPHER H PHAM, SAMANTHA HUANG, IAN F HULSEBOS, HAIG YENIKOMSHIAN, AND JUSTIN GILLENWATER. *Use of infrared thermography for assessment of*

- burn depth and healing potential : a systematic review.* Journal of Burn Care & Research **42**(6), 1120–1127 (2021). (Cited on page 21.)
- [43] V. VASDEV, RAMAKANT SINGH, VIVEK AGGARWAL, SATYAM BHATT, S. KARTIK, A. HEGDE, ABHISHEK KUMAR, AND S. VIJAY BHASKAR. *Thermal imaging in rheumatoid arthritis knee joints and its correlation with power doppler ultrasound.* Medical Journal Armed Forces India **79**, S189–S195 (2023). (Cited on page 21.)
- [44] DI ZABOLOTNYI, TV LOBODA, VI DUNAIEVSKYI, VY KOTOVSKYI, VI TIMOFEIEV, AND SS NAZARCHUK. *Application of the infrared thermography method in diagnosis of raynauds phenomenon.* = Medicii perspektivi (Medical perspectives) (1), 95–103 (2023). (Cited on page 21.)
- [45] JAMES D HARDY, CARL MUSCHENHEIM, ET AL. *Radiation of heat from the human body. v. the transmission of infra-red radiation through skin.* The Journal of Clinical Investigation **15**(1), 1–9 (1936). (Cited on page 21.)
- [46] JAMES D HARDY ET AL. *The radiation of heat from the human body : I. an instrument for measuring the radiation and surface temperature of the skin.* The Journal of clinical investigation **13**(4), 593–604 (1934). (Cited on page 21.)
- [47] EFJ RING. *The historical development of thermometry and thermal imaging in medicine.* Journal of Medical Engineering & Technology **30**(4), 192–198 (2006). (Cited on page 21.)
- [48] RANDALL W VIOLA, J RICHARD STEADMAN, SCOTT D MAIR, KAREN K BRIGGS, AND WILLIAM I STERETT. *Anterior cruciate ligament injury incidence among male and female professional alpine skiers.* The American journal of sports medicine **27**(6), 792–795 (1999). (Cited on page 22.)
- [49] RICHARD M STESS, PAMELA C SISNEY, KATHRYN M MOSS, PETER M GRAF, KAREN S LOUIE, GRETCHEN AW GOODING, AND CARL GRUNFELD. *Use of liquid crystal thermography in the evaluation of the diabetic foot.* Diabetes care **9**(3), 267–272 (1986). (Cited on page 23.)
- [50] ELENA-RODICA PERCIUN AND ALEXANDRU MĂDĂLIN BUȘE. *The handheld infrared thermometry in the diabetic foot—useful but debatable technique.* Romanian Journal of Diabetes Nutrition and Metabolic Diseases **27**(3), 298–302 (2020). (Cited on page 23.)
- [51] KERSTIN ROBACK. *An overview of temperature monitoring devices for early detection of diabetic foot disorders.* Expert review of medical devices **7**(5), 711–718 (2010). (Cited on page 23.)
- [52] SUSAN J BENBOW, AH W CHAN, DAVID R BOWSHER, GARETH WILLIAMS, AND IAN A MACFARLANE. *The prediction of diabetic neuropathic plantar foot ulceration by liquid-crystal contact thermography.* Diabetes care **17**(8), 835–839 (1994). (Cited on page 23.)
- [53] KERSTIN ROBACK, M JOHANSSON, AND A STARKHAMMAR. *Feasibility of a thermographic method for early detection of foot disorders in diabetes.* Diabetes technology & therapeutics **11**(10), 663–667 (2009). (Cited on page 24.)

- [54] RG FRYKBERG, A TALLIS, AND E TIERNEY. *Diabetic foot self examination with the tempstat as an integral component of a comprehensive prevention program*. The Journal of Diabetic Foot Complications **1**(1), 13–8 (2009). (Cited on page 24.)
- [55] DAVID G ARMSTRONG AND LAWRENCE A LAVERY. *Monitoring neuropathic ulcer healing with infrared dermal thermometry*. The Journal of foot and ankle surgery **35**(4), 335–338 (1996). (Cited on page 24.)
- [56] LAWRENCE A LAVERY, KEVIN R HIGGINS, DAN R LANCTOT, GEORGE P CONSTANTINIDES, RUBEN G ZAMORANO, DAVID G ARMSTRONG, KYRIACOS A ATHANASIOU, AND C MAULI AGRAWAL. *Home monitoring of foot skin temperatures to prevent ulceration*. Diabetes care **27**(11), 2642–2647 (2004). (Cited on pages 24 and 28.)
- [57] P I BRÅNEMARK, S E FAGERBERG, L LANGER, AND J SÄVE-SÖDERBERGH. *Infrarot-thermographie bei diabetes mellitus*. Diabetologia **3**, 529–532 (1967). (Cited on page 25.)
- [58] D HERNANDEZ-CONTRERAS, H PEREGRINA-BARRETO, J RANGEL-MAGDALENO, JA GONZALEZ-BERNAL, AND L ALTAMIRANO-ROBLES. *A quantitative index for classification of plantar thermal changes in the diabetic foot*. Infrared Physics & Technology **81**, 242–249 (2017). (Cited on page 25.)
- [59] CHANJUAN LIU, JAAP J VAN NETTEN, JEFF G VAN BAAL, SICCO A BUS, AND FERDI VAN DER HEIJDEN. *Automatic detection of diabetic foot complications with infrared thermography by asymmetric analysis*. Journal of biomedical optics **20**(2), 026003–026003 (2015). (Cited on pages 26 and 28.)
- [60] ALFRED GATT, OWEN FALZON, KEVIN CASSAR, CHRISTIAN ELLUL, KENNETH P CAMILLERI, JEAN GAUCI, STEPHEN MIZZI, ANABELLE MIZZI, CASSANDRA STURGEON, LIBERATO CAMILLERI, ET AL. *Establishing differences in thermographic patterns between the various complications in diabetic foot disease*. International Journal of Endocrinology **2018**(1), 9808295 (2018). (Cited on page 26.)
- [61] ASMA BOUGRINE, RACHID HARBA, RAPHAEL CANALS, ROGER LEDDEE, MERYEM JABLON, ET AL. *A comparison of active contour prior shape segmentation methods : application to diabetic plantar foot thermal images*. In *8th International Conference on Digital Image Processing and Vision* (2019). (Cited on page 26.)
- [62] ASMA BOUGRINE, RACHID HARBA, RAPHAEL CANALS, ROGER LEDDEE, AND MERYEM JABLON. *On the segmentation of plantar foot thermal images with deep learning*. In *2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pages 1–5. IEEE (2019). (Cited on page 26.)
- [63] DOHA BOUALLAL, ASMA BOUGRINE, HASSAN DOUZI, RACHID HARBA, RAPHAEL CANALS, LUIS VILCAHUAMAN, AND HUGO ARBANIL. *Segmentation of plantar foot thermal images : application to diabetic foot diagnosis*. In *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pages 116–121. IEEE (2020). (Cited on page 26.)

- [64] K AMMER, P MELNIZKY, O RATHKOLB, AND EF RING. Thermal imaging of skin changes on the feet of type ii diabetics. , **3**, pages 2870–2872. IEEE (2001). (Cited on page 27.)
- [65] PI-CHANG SUN, SHYH-HUA ERIC JAO, AND CHENG-KUNG CHENG. *Assessing foot temperature using infrared thermography*. Foot & ankle international **26**(10), 847–853 (2005). (Cited on page 27.)
- [66] PI-CHANG SUN, HONG-DA LIN, SHYH-HUA ERIC JAO, YAN-CHIOU KU, RAI-CHI CHAN, AND CHENG-KUNG CHENG. *Relationship of skin temperature to sympathetic dysfunction in diabetic at-risk feet*. Diabetes research and clinical practice **73**(1), 41–46 (2006). (Cited on page 27.)
- [67] SUBRAMNAIAM BAGAVATHIAPPAN, JOHN PHILIP, TAMMANA JAYAKUMAR, BALDEV RAJ, PALLELA NARAYANA SOMESHWAR RAO, MUTHUKRISHNAN VARALAKSHMI, AND VISWANATHAN MOHAN. *Correlation between plantar foot temperature and diabetic neuropathy : a case study by using an infrared thermal imaging technique*. Journal of diabetes science and technology **4**(6), 1386–1392 (2010). (Cited on page 27.)
- [68] CHANJUAN LIU, FERDI VAN DER HEIJDEN, MARVIN E KLEIN, JEFF G VAN BAAL, SICCO A BUS, AND JAAP J VAN NETTEN. Infrared dermal thermography on diabetic feet soles to predict ulcerations : a case study. , **8572**, pages 102–110. SPIE (2013). (Cited on page 28.)
- [69] NAIMA KAABOUC, WEN-CHEN HU, AND YI CHEN. *Alternative technique to asymmetry analysis-based overlapping for foot ulcer examination : scalable scanning*. arXiv preprint arXiv :1606.03578 (2016). (Cited on page 28.)
- [70] NAIMA KAABOUC, YI CHEN, WEN-CHEN HU, JULIE W ANDERSON, FORREST AMES, AND ROLF PAULSON. *Enhancement of the asymmetry-based overlapping analysis through features extraction*. Journal of Electronic Imaging **20**(1), 013012–013012 (2011). (Cited on page 28.)
- [71] JAAP J VAN NETTEN, MIRANDA PRIJS, JEFF G VAN BAAL, CHANJUAN LIU, FERDI VAN DER HEIJDEN, AND SICCO A BUS. *Diagnostic values for skin temperature assessment to detect diabetes-related foot complications*. Diabetes technology & therapeutics **16**(11), 714–721 (2014). (Cited on page 28.)
- [72] ALFRED GATT, CYNTHIA FORMOSA, KEVIN CASSAR, KENNETH P CAMILLERI, CLIFFORD DE RAFFAELE, ANABELLE MIZZI, CARL AZZOPARDI, STEPHEN MIZZI, OWEN FALZON, STEFANIA CRISTINA, ET AL. *Thermographic patterns of the upper and lower limbs : baseline data*. International journal of vascular medicine **2015**(1), 831369 (2015). (Cited on page 28.)
- [73] JR HARDING, DF WERTHEIM, RJ WILLIAMS, JM MELHUIS, D BANNERJEE, AND KG HARDING. Infrared imaging in diabetic foot ulceration. , **2**, pages 916–918. IEEE (1998). (Cited on page 28.)
- [74] G IAN TAYLOR AND JH PALMER. *The vascular territories (angiosomes) of the body : experimental study and clinical applications*. British journal of plastic surgery **40**(2), 113–141 (1987). (Cited on page 28.)
- [75] TAKETOSHI MORI, TAKASHI NAGASE, KIMIE TAKEHARA, MAKOTO OE, YUMIKO OHASHI, AYUMI AMEMIYA, HIROSHI NOGUCHI, KOH-

- JIRO UEKI, TAKASHI KADOWAKI, AND HIROMI SANADA. Morphological pattern classification system for plantar thermography of patients with diabetes, (2013). (Cited on page 28.)
- [76] MANISH BHARARA, ERIN BOULGER, GURTEJ SINGH GREWAL, JEFFREY N SCHOESS, AND DAVID G ARMSTRONG. Applications of angiosome classification model for monitoring disease progression in the diabetic feet. In *Proceedings of the 2014 Summer Simulation Multiconference*, pages 1–5 (2014). (Cited on page 29.)
- [77] LUCIANE FACHIN BALBINOT, LUIS HENRIQUE CANANI, CAROLINE CABRAL ROBINSON, MATILDE ACHAVAL, AND MILTON ANTÔNIO ZARO. *Plantar thermography is useful in the early diagnosis of diabetic neuropathy*. *Clinics* **67**, 1419–1425 (2012). (Cited on page 29.)
- [78] VIKTOR CHEKH, SHUANG LUAN, MARK BURGE, CESAR CARRANZA, PETE SOLIZ, ELIZABETH MCGREW, AND SIMON BARRIGA. Quantitative early detection of diabetic foot. In *Proceedings of the International Conference on Bioinformatics, Computational Biology and Biomedical Informatics*, pages 86–95 (2013). (Cited on page 30.)
- [79] L. G. BROWN. *A survey of image registration techniques*. *ACM Computing Surveys (CSUR)* **24**(4), 325–376 (1992). (Cited on page 44.)
- [80] D. L. HILL, P. G. BATCHELOR, M. HOLDEN, AND D. J. HAWKES. *Medical image registration*. *Physics in Medicine and Biology* **46**(3), R1 (2001). (Cited on pages 44, 45 and 49.)
- [81] P. J. BESL AND N. D. MCKAY. *A method for registration of 3-d shapes*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **14**(2), 239–256 (1992). (Cited on page 45.)
- [82] B. ZITOVA AND J. FLUSSER. *Image registration methods : a survey*. *Image and Vision Computing* **21**(11), 977–1000 (2003). (Cited on page 46.)
- [83] N. CHUMCHOB AND K. CHEN. *A robust affine image registration method*. *International Journal of Numerical Analysis and Modeling* **6**(2) (2009). (Cited on page 46.)
- [84] T. VERCAUTEREN, X. PENNEC, A. PERCHANT, AND N. AYACHE. *Diffeomorphic demons : Efficient non-parametric image registration*. *NeuroImage* **45**(1), S61–S72 (2009). (Cited on page 47.)
- [85] D. RUECKERT, L. I. SONODA, C. HAYES, D. L. HILL, M. O. LEACH, AND D. J. HAWKES. *Nonrigid registration using free-form deformations : application to breast mr images*. *IEEE Transactions on Medical Imaging* **18**(8), 712–721 (1999). (Cited on page 48.)
- [86] J. L. BARRON, D. J. FLEET, AND S. S. BEAUCHEMIN. *Performance of optical flow techniques*. *International Journal of Computer Vision* **12**, 43–77 (1994). (Cited on page 48.)
- [87] J. P. THIRION. *Image matching as a diffusion process : an analogy with maxwell's demons*. *Medical Image Analysis* **2**(3), 243–260 (1998). (Cited on page 48.)
- [88] J. ZOU, B. GAO, Y. SONG, AND J. QIN. *A review of deep learning-based deformable medical image registration*. *Frontiers in Oncology* **12**, 1047215 (2022). (Cited on page 48.)

- [89] Y. CHEN AND G. MEDIONI. *Object modelling by registration of multiple range images*. Image and Vision Computing **10**(3), 145–155 (1991). (Cited on page 49.)
- [90] P. J. BESL AND N. D. MCKAY. *A method for registration of 3d shapes*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **14**(2), 239–256 (1992). (Cited on page 49.)
- [91] J. YANG, H. LI, AND Y. JIA. *Go-icp : Solving 3d registration efficiently and globally optimally*. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 1457–1464 (2013). (Cited on page 49.)
- [92] S. RUSINKIEWICZ AND M. LEVOY. *Efficient variants of the icp algorithm*. In *Proceedings of the Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, pages 145–152 (2001). (Cited on page 49.)
- [93] P. YU ET AL. *An improved icp point cloud registration algorithm based on three-points congruent sets*. In *2021 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture (AIAM)*, pages 407–411 (2021). (Cited on page 49.)
- [94] F. WANG AND Z. ZHAO. *A survey of iterative closest point algorithm*. In *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 4395–4399 (2017). (Cited on page 49.)
- [95] A. LANGE AND S. HELDMANN. *Multilevel 2d-3d intensity-based image registration*. In J. SPICLIN, K. MCCLELLAND, J. KYBIC, AND O. GOKSEL, editors, *Biomedical Image Registration*, pages 57–66. Springer (2020). (Cited on page 49.)
- [96] J. OFVERSTEDT, J. LINDBLAD, AND N. SLADOJE. *Fast and robust symmetric image registration based on distances combining intensity and spatial information*. IEEE Transactions on Image Processing **28**(7), 3584–3597 (2019). (Cited on page 49.)
- [97] E. CASTILLO. *Quadratic penalty method for intensity-based deformable image registration and 4dct lung motion recovery*. Medical Physics **46**(5), 2194–2203 (2019). (Cited on page 49.)
- [98] DOHA BOUALLAL, HASSAN DOUZI, AND RACHID HARBA. *Registration methods for thermal images of diabetic foot monitoring : A comparative study*. International Journal of Advanced Computer Science and Applications **13**(6) (2022). (Cited on pages 50, 61 and 63.)
- [99] D.G. LOWE. *Distinctive image features from scale-invariant keypoints*. International Journal of Computer Vision **60**, 91–110 (2004). (Cited on page 51.)
- [100] H. BAY, T. TUYTELAARS, AND L. VAN GOOL. *Surf : Speeded up robust features*. , **3951**, pages 404–417. (2006). (Cited on page 51.)
- [101] G.-R. CAI, P.-M. JODOIN, S.-Z. LI, Y.-D. WU, S.-Z. SU, AND Z.-K. HUANG. *Perspective-sift : An efficient tool for low-altitude remote sensing image registration*. Signal Processing **93**(11), 3088–3110 (2013). (Cited on page 51.)
- [102] E. RUBLEE, V. RABAUD, K. KONOLIGE, AND G. BRADSKI. *Orb : An efficient alternative to sift or surf*. In *2011 International Conference on Computer Vision*, pages 2564–2571 (2011). (Cited on page 51.)

- [103] E. ROSTEN AND T. DRUMMOND. Machine learning for high-speed corner detection. , **9**, pages 430–443. Springer (2006). (Cited on page 51.)
- [104] M. CALONDER, V. LEPETIT, C. STRECHA, AND P. FUA. Brief : Binary robust independent elementary features. , **11**, pages 778–792. Springer (2010). (Cited on page 51.)
- [105] M.A. FISCHLER AND R.C. BOLLES. *Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography*. Communications of the ACM **24**(6), 381–395 (1981). (Cited on page 52.)
- [106] G.E. HINTON AND R.R. SALAKHUTDINOV. *Reducing the dimensionality of data with neural networks*. Science **313**(5786), 504–507 (2006). (Cited on page 52.)
- [107] F. ROSENBLATT. *The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain*. Psychological Review **65**(6), 386 (1958). (Cited on page 52.)
- [108] B.L. KALMAN AND S.C. KWASNY. Why tanh : Choosing a sigmoidal function. , **4**, pages 578–581 (1992). (Cited on page 53.)
- [109] X. GLOROT, A. BORDES, AND Y. BENGIO. Deep sparse rectifier neural networks. In *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, pages 315–323 (2011). (Cited on page 53.)
- [110] D.E. RUMELHART, G.E. HINTON, AND R.J. WILLIAMS. *Learning representations by back-propagating errors*. Nature **323**(6088), 533–536 (1986). (Cited on page 54.)
- [111] N. JMOUR, S. ZAYEN, AND A. ABDELKRIM. Convolutional neural networks for image classification. In *2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (ICASET)*, pages 397–402. IEEE (2018). (Cited on page 55.)
- [112] B. KAYALIBAY, G. JENSEN, AND P. VAN DER SMAGT. *Cnn-based segmentation of medical imaging data*. arXiv preprint arXiv :1701.03056 (2017). (Cited on page 55.)
- [113] W. ZHIQIANG AND L. JUN. A review of object detection based on convolutional neural network. In *2017 36th Chinese Control Conference (CCC)*, pages 11104–11109. IEEE (2017). (Cited on page 55.)
- [114] A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER, AND G.E. HINTON. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. , **25** (2012). (Cited on page 55.)
- [115] K. FUKUSHIMA. *Neocognitron : A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position*. Biological Cybernetics **36**(4), 193–202 (1980). (Cited on page 55.)
- [116] Y. LECUN, L. BOTTOU, Y. BENGIO, AND P. HAFFNER. *Gradient-based learning applied to document recognition*. Proceedings of the IEEE **86**(11), 2278–2324 (1998). (Cited on page 58.)
- [117] SHUN MIAO, Z JANE WANG, AND RUI LIAO. *A cnn regression approach for real-time 2d/3d registration*. IEEE transactions on medical imaging **35**(5), 1352–1363 (2016). (Cited on page 60.)

- [118] GAOHUI LUO, XINJIAN CHEN, FEI SHI, YUNZHEN PENG, DEHUI XIANG, QIUYING CHEN, XUN XU, WEIFANG ZHU, AND YING FAN. *Multimodal affine registration for icga and mcsl fundus images of high myopia*. Biomedical Optics Express **11**(8), 4443–4457 (2020). (Cited on page 60.)
- [119] ANIKA STRITTMATTER, LOTHAR R SCHAD, AND FRANK G ZÖLLNER. *Deep learning-based affine medical image registration for multimodal minimal-invasive image-guided interventions—a comparative study on generalizability*. Zeitschrift für Medizinische Physik **34**(2), 291–317 (2024). (Cited on pages 60 and 74.)
- [120] KUN TANG, ZHI LI, LILI TIAN, LIHUI WANG, AND YUEMIN ZHU. *Admir-affine and deformable medical image registration for drug-addicted brain images*. IEEE Access **8**, 70960–70968 (2020). (Cited on page 66.)
- [121] EVELYN CHEE AND ZHENZHOU WU. *Airnet : Self-supervised affine registration for 3d medical images using neural networks*. arXiv preprint arXiv :1810.02583 (2018). (Cited on page 67.)
- [122] HUANG G LIU Z WEINBERGER KQ. *Densely connected convolutional networks*, (2018). (Cited on page 67.)
- [123] KAREN SIMONYAN AND ANDREW ZISSERMAN. *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. arXiv preprint arXiv :1409.1556 (2014). (Cited on page 69.)
- [124] GUHA BALAKRISHNAN, AMY ZHAO, MERT R SABUNCU, JOHN GUTTAG, AND ADRIAN V DALCA. *Voxelmorph : a learning framework for deformable medical image registration*. IEEE transactions on medical imaging **38**(8), 1788–1800 (2019). (Cited on page 72.)
- [125] NECHIRVAN ASAAD ZEBARI, AHMED AH ALKURDI, RIDWAN B MARQAS, AND MERDIN SHAMAL SALIH. *Enhancing brain tumor classification with data augmentation and densenet121*. Academic Journal of Nawroz University **12**(4), 323–334 (2023). (Cited on page 74.)
- [126] K JW TAYLOR, PETER N BURNS, AND P NT WELL. *Clinical applications of doppler ultrasound*. (1987). (Cited on page 83.)
- [127] SARA BEHFROOTAN, PANAGIOTIS E CHATZISTERGOS, NACHIAPPAN CHOCKALINGAM, AOIFE HEALY, AND ROOZBEH NAEMI. *Localized pressure stimulation using turf-like structures can improve skin perfusion in the foot*. Microcirculation **26**(6), e12543 (2019). (Cited on page 103.)
- [128] GAYATHRI VICTORIA BALASUBRAMANIAN, NACHIAPPAN CHOCKALINGAM, AND ROOZBEH NAEMI. *The role of cutaneous microcirculatory responses in tissue injury, inflammation and repair at the foot in diabetes*. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology **9**, 732753 (2021). (Cited on page 103.)