



UNIVERSITE IBN ZOHR

FACULTE DES SCIENCES

CENTRE DES ETUDES DOCTORALES IBN ZOHR

Formation doctorale : Mathématiques, Informatique et Applications

THESE

Présentée par BOUALLAL Doha

Pour l'obtention du grade de

DOCTORAT NATIONAL

Spécialité : Traitement d'images et reconnaissance des formes

Sujet

**Analyse et traitement des images thermiques pour le
contrôle et l'évaluation du pied diabétique par
apprentissage profond.**

Soutenu par :

Doha BOUALLAL

Sous la direction de :

Pr. Hassan DOUZI

Pr. Rachid Harba

Année Universitaire 2022-2023

Remerciement

Résumé

Les maladies liées au diabète affectent principalement les pieds, les yeux, le cœur, les reins, le système nerveux, et les vaisseaux sanguins. Ce travail concerne uniquement le syndrome de pied diabétique. Cette complication associe la neuropathie, les difformités du pied, et les maladies artérielles périphériques. La présence d'un facteur déclenchant peut entraîner des infections, des ulcérations et même des amputations des membres inférieurs. Plusieurs études scientifiques ont montré que la température est un facteur très important dans l'évaluation de la santé du pied, et malgré cela, la température cutanée n'est actuellement pas bien exploitée dans les examens médicaux. En routine clinique, la température du pied est évaluée par palpation manuelle uniquement, ce qui n'est ni fiable, ni efficace. D'autre part, les systèmes d'évaluation thermique disponibles sur le marché ne sont pas conviviaux. D'où l'existence d'un potentiel important pour développer un système permettant de détecter de manière fiable et simple les variations thermiques du pied diabétique.

Dans ce contexte, le travail de thèse présenté ici a pour but de proposer des méthodes de traitement d'images et de vision par ordinateur basées sur l'intelligence artificielle et tirant parti de la puissance des réseaux neuronaux profonds pour la détection des complications liées au pied diabétique dans un stade précoce.

Ce travail de thèse suit une démarche bien définie, commençant par la création d'une base de données d'images thermiques et couleurs des voûtes plantaires, collectée dans les hôpitaux et les organismes partenaires du projet. Le système d'acquisition est simple, basé sur un smartphone connecté à une caméra thermique, il permet de visualiser la distribution de température dans les surfaces plantaires. Ensuite, une nouvelle architecture d'apprentissage profond appelée DE-ResUnet (Double Encoder Residual UNet) intégrant à la fois l'information thermique et l'information RGB, a été conçue pour la segmentation précise des voûtes plantaires. Cette architecture proposée a été intégrée dans une application mobile permettant de détecter les zones d'hyperthermie dans les voûtes plantaires. Finalement, une étude clinique a été menée dans le cadre de cette thèse. Cette dernière a mis en évidence la pertinence de la thermographie dans le diagnostic du syndrome de pied diabétique et l'importance de son intégration dans la routine clinique. Les résultats obtenus ont montré des performances prometteuses pour la problématique traitée dans cette thèse.

Mots-clés : Pied diabétique, imagerie thermique, apprentissage profond, Segmentation d'image, hyperthermie, imagerie médicale, vision par ordinateur, traitement d'image.

Abstract

Diabetes-related diseases mainly affect the feet, eyes, heart, kidneys, nervous system, and blood vessels. This work is concerned only with diabetic foot syndrome. This complication combines neuropathy, foot deformities, and peripheral arterial disease. The presence of a triggering factor can lead to infections, ulcerations and even lower limbs amputations.

Several scientific studies have shown that temperature is a very important factor in the assessment of foot health, yet skin temperature is currently not well exploited in medical examinations.

In clinical routine, foot temperature is assessed by manual palpation only, which is neither reliable nor efficient. On the other hand, commercially available thermal assessment systems are not user-friendly. Hence, the need to develop a system that would reliably and simply detect thermal variations in the diabetic foot.

In this context, the thesis work presented here aims to propose image processing and computer vision methods based on artificial intelligence and taking advantage of the power of deep neural networks for the detection of complications related to the diabetic foot in an early stage.

This thesis work follows a well-defined approach, starting with the creation of a database of thermal and color images of the plantar surface, collected from the hospitals and partner organizations of the project. The acquisition system is simple, based on a smartphone connected to a thermal camera, it allows to visualize the temperature distribution in the plantar surfaces. Then, a new deep learning architecture called DE-ResUnet (Double Encoder Residual UNet) integrating both thermal and RGB information, has been designed for the accurate segmentation of plantar foot. This proposed architecture was integrated into a mobile application to detect areas of hyperthermia in the feet. Finally, a clinical study was conducted as part of this thesis. The latter highlighted the relevance of thermography in the diagnosis of diabetic foot syndrome and the importance of its integration in the clinical routine. The results obtained showed promising performances for the problematic treated in this thesis.

Keywords: Diabetic foot, thermal imaging, Deep learning, image segmentation, hyperthermia, medical imaging, computer vision, image processing.

Table des matières

Table des matières.....	5
Table des figures	8
Liste des tableaux.....	10
Introduction générale	11
Contexte de la thèse et problématique.....	11
Objectifs et contributions scientifiques	18
Liste des publications	20
Organisation du document.....	21
Chapitre 1 : Contexte général	23
1.1 Introduction	24
1.2 Diabète et pied diabétique	24
1.2.1 Le diabète	24
1.2.2 L'impact économique et social du diabète :.....	24
1.2.3 Les types du diabète :	25
1.2.4 Le pied diabétique	26
1.2.5 Les causes du pied diabétique	26
1.2.6 Diagnostic du pied diabétique.....	27
1.3 Utilisation de l'imagerie thermique en médecine	31
1.3.1 L'imagerie thermique.....	31
1.3.2 Les applications médicales.....	32
1.4 La thermographie et le pied diabétique	34
1.4.1 Etat de l'art.....	34
1.4.2 Mesure de la température du pied diabétique : technologies existantes	37
1.4.3 Analyse des images thermiques du pied diabétique.....	39
1.5 Conclusion.....	42
Chapitre 2 : Acquisition des images de voûtes plantaires	43
2.1 Introduction	44
2.2 Matériel d'acquisition	44
2.3 Les campagnes d'acquisitions	47
2.3.1 Campagne d'acquisition du groupe diabétique	47
2.3.2 Campagne d'acquisition du groupe témoin.....	48
2.4 Protocole d'acquisition	49
2.4.1 Protocoles existants dans la littérature (état de l'art)	49
2.4.2 Protocole STANDUP	51

2.5	Conclusion.....	56
Chapitre 3.....		57
La segmentation de la voûte plantaire par apprentissage profond.....		57
3.1	Introduction	59
3.2	La segmentation sémantique	59
3.3	Les approches de segmentation classiques.....	60
3.3.1	Approches basées sur le seuillage	60
3.3.2	Approches basées sur les contours	61
3.3.3	Approches basées sur les régions	62
3.3.4	Approches basées sur le clustering.....	62
3.3.5	Approches déformables.....	63
3.4	Les approches de segmentation profondes	64
3.4.1	Les réseaux de neurones artificiels.....	65
3.4.2	Les Réseaux de neurones convolutifs	67
3.4.3	Les architectures profondes de segmentation sémantique	70
3.5	Segmentation de la voûte plantaire	75
3.5.1	État de l’art	76
3.5.2	Limitations	80
3.6	La segmentation multimodale de la voûte plantaire	86
3.6.1	Étude préliminaire	86
3.6.2	Méthodologie	87
3.6.3	Résultats de segmentation	88
3.7	Nouvelle architecture proposée (DE-ResUnet).....	90
3.8	Expérimentations	92
3.8.1	Détails de l’implémentation	92
3.8.2	Mesures des performances	93
3.9	Résultats et discussion.....	94
3.9.1	Etude comparative.....	94
3.9.2	Etude d’ablation	100
3.9.3	Evaluation de DE_ResUnet sur une autre base de données	101
3.10	Application mobile	104
3.10.1	Application Standup V1	104
3.10.2	Application Standup V2	106
3.10.3	Temps de calculs des applications Android	108
3.11	Conclusion :	110
Chapitre 4 : Etude clinique		111
4.1	Introduction	112
4.2	Population	112

4.3	Examens cliniques	113
4.3.1	Examens neurologiques.....	113
4.3.2	Examens artériels	114
4.3.3	Classification des patients par risque	115
4.4	Extraction des données thermiques	116
4.5	Analyse statistique.....	118
4.6	Analyse de l’hyperthermie.....	123
4.7	Conclusion.....	128
	Conclusion générale et perspectives	129
	Annexes.....	133
	Annexe A : Fiche de consentement pour la campagne HNDM	133
	Annexe B : l’approbation éthique du comité de HNDM.....	134
	Annexe C : La fiche médicale de la campagne HNDM	135
	Bibliographie	139

Table des figures

Figure 1: caractéristiques de la caméra Flir i5	13
Figure 2: les étapes de traitement d'images thermiques et calcul de différence de température.....	14
Figure 3: système d'acquisition d'image, composé de smartphone et la caméra FLIR ONE Pro (à gauche).....	16
Figure 4: les workpackages du projet STANDUP	17
Figure 5: Angiosomes du pied	21
Figure 6 : Examens médicaux pour le diagnostic du pied diabétique	28
Figure 7: Zones du pied présentant le plus grand risque d'ulcération [20]	29
Figure 8: Principaux éléments de l'examen du pied diabétique.....	29
Figure 9: les longueurs d'ondes visibles par l'œil humaine	31
Figure 10: les différents types de rayonnements existants.	32
Figure 11: image de la main d'une personne présentant les symptômes de la maladie de Raynaud	33
Figure 12: exemple d'image thermique d'une femme saine et une autre atteinte du cancer de sein.....	34
Figure 13: thermogramme d'une personne saine montrant le modèle de papillon symétrique [51]	36
Figure 14: SpectraSole Pro 1000 [71]	37
Figure 15: photo de TempStat [70]	38
Figure 16: exemples de caméras thermiques commercialisées	38
Figure 17: exemple d'image thermique de voûtes plantaires [72]	38
Figure 18: les régions d'intérêt proposées par Bagavathiapan et al. pour mesurer la température.	40
Figure 19: les angiosomes de la voûte plantaire.....	41
Figure 20: les marges à respecter durant l'acquisition des images thermiques de voûte plantaire [86].....	45
Figure 21: système d'acquisition	46
Figure 22: exemple d'acquisition ; image thermique et son image RGB correspondante.....	47
Figure 23: protocole d'acquisition de Vilcahuaman et al.[87], à droite un exemple d'image produite	49
Figure 24: dispositif expérimental de [75]	50
Figure 25: exemples d'acquisition du protocole de Chanjuan et al. [75].....	50
Figure 26: exemple d'acquisition du protocole de Fraiwan [89]	50
Figure 27: système d'acquisition de [90].....	51
Figure 28: exemples d'images acquises [90]	51
Figure 29: schéma du "Cold Stress Test"	52
Figure 30: images du protocole "CST" à l'hôpital Dos De Mayo	53
Figure 31: Exemple d'un patient diabétique sans ulcère ni amputation (Hôpital Dos De Mayo).....	53
Figure 32: exemples d'acquisitions des groupes témoins.....	54
Figure 33: Exemple d'acquisitions de personnes saines ; image thermique et image couleur correspondante.	55
Figure 34: Exemple d'acquisitions de personnes diabétiques ; image thermique et une image couleur.....	55
Figure 35: exemple d'image médicale du cœur et sa segmentation à droite.[97]	59
Figure 36: exemples de segmentation en utilisant le seuillage d'Otsu	60
Figure 37: application des filtres de détection de contours sur des images de voûtes plantaires	61
Figure 38: segmentation de la voûte plantaire en utilisant l'algorithme K-means.....	63
Figure 39 : segmentation des voûtes plantaires en utilisant l'algorithme Chan & Vese adopté par Vilcahuaman. 64	

Figure 40: modélisation d'un neurone biologique et d'un neurone artificiel	66
Figure 41: modélisation simplifiée d'un réseau de neurones artificiel	67
Figure 42: schématisation d'une opération de convolution	69
Figure 43: schématisation d'une opération de convolution transposée.....	69
Figure 44: application du maxpooling avec une fenêtre de (2x2) et un pas de 2	70
Figure 45: illustration d'une couche entièrement connectée.....	70
Figure 46: architecture de FCN.....	72
Figure 47: illustration de l'architecture U-Net [113]	73
Figure 48: illustration de l'architecture SegNet [114]	74
Figure 49: architecture de DeepLabv3	75
Figure 50: Processus de segmentation de Vilcahuaman.....	77
Figure 51: exemples d'images acquises avec le protocole de STANDUP.....	77
Figure 52: processus de segmentation de Bougrine et al.	78
Figure 53: (a) 10 contours de pieds recalés par rapport à leur centre de gravité, (b) le contour a priori	78
Figure 54: augmentation appliquée sur la base d'entraînement	79
Figure 55: résultats de segmentation obtenus par Asma Bougrine	79
Figure 56: limitation de la méthode Bougrine et al., les orteils froids ne sont pas segmentés.	81
Figure 57: Quelques exemples d'augmentations appliquées sur la base d'entraînement.....	82
Figure 58: résultats de segmentation. (a) correspond à UNet, (b) SegNet et (c) FCN	83
Figure 59: exemples d'images thermiques difficiles à segmenter	84
Figure 60: résultats de segmentation des exemples d'images difficiles. (a) FCN, (b) SegNet et (c) UNet	84
Figure 61: Schéma de l'idée proposée pour la segmentation multimodale.....	85
Figure 62: processus de segmentation multimodale.....	87
Figure 63: (a) images multimodales, (b) images thermiques	88
Figure 64: résultats de UNet_thermal vs UNet_multimodal	89
Figure 65: résultats de (a) UNet_multimodal et (b) UNet_thermal sur deux exemples d'images difficiles.....	89
Figure 66: l'architecture proposée DE-ResUnet.....	91
Figure 67: (a) bloc du décodeur de DE-ResUnet (b) schéma illustratif d'un bloc résiduel [110]	92
Figure 68: performances de DE-ResUnet avec les trois backbones	95
Figure 69: exemple illustratif montrant l'image thermique en entrée et les prédictions de toutes les architecture.....	96
Figure 70: exemple illustratif montrant la robustesse de DE-ResUnet et DeepLabv3	97
Figure 71: Résultats de segmentation prédites par DE-ResUnet (colonne verte) et les autres architectures.....	98
Figure 72: prédictions de notre architecture DE-ResUnet sur des cas d'images difficiles à segmenter.	99
Figure 73 :Résultats de DE-ResUnet et de ses deux variantes T-ResUnet et R_ResUnet.	101
Figure 74: Exemples d'images de la deuxième base de données.....	102
Figure 75: résultats qualitatifs de DE_ResUnet, MFNet et RTFNet sur les scènes urbaines	103
Figure 76: processus de l'application Standup V1.....	105
Figure 77: interfaces utilisateur de l'application Standup V1	105
Figure 78: processus de l'application Standup V2.....	106
Figure 79 : (a) page d'accueil StandupV2, (b) 1 ^{ère} interface graphique	107

Figure 80: Interfaces graphiques de StandupV2, (c) Segmentation, (d) calcul de ΔT	107
Figure 81: Calcul de temps d'exécution	108
Figure 82: distribution de l'âge, TOD et BMI	112
Figure 83: (a) le monofilament 10g, (b) le diapason 128 Hz, et (c) les zones d'application du monofilament ..	113
Figure 84: les histogrammes du TSS, ABI (droit) et ABI (gauche)	114
Figure 85: calcul de l'ABI du pied gauche et pied droit [127]	115
Figure 86 : (a) image originale, (b) pieds segmentés	116
Figure 87: schéma explicative des étapes suivies pour l'extraction des mesures thermiques.....	117
Figure 88: les informations thermiques extraites pour chaque patient à deux instants différents (T0 et T10) ...	118
Figure 89: les données cliniques et thermiques de chaque patient	118
Figure 90 : la ligne (a) correspond à un patient diabétique avec un problème PAD au pied gauche, la ligne (b) représente un patient non-ischémique.....	122
Figure 91: Cartes des différences thermiques $ \Delta T $ pour les 12 patients diabétiques à l'instant T0.....	124
Figure 92: : Cartes des différences thermiques $ \Delta T $ pour les 21 patients diabétiques à l'instant T10.....	126
Figure 93: pourcentage des patients présentant des zones d'hyperthermie à deux instants T0 et T10.	126
Figure 94: cartes de différence thermique des deux sujets sains ayant une zone d'hyperthermie	127
Figure 95: cartes de différence thermique des personnes saines	127
Figure 96: la division des surfaces plantaires en régions d'intérêt	131

Liste des tableaux

Tableau 1: classification des patients diabétiques basée sur les examens cliniques [24]	30
Tableau 2 : les équations des fonctions d'activation les plus utilisées dans la littérature	66
Tableau 3: les résultats comparatives (%) sur la base de données de test des images thermiques.	83
Tableau 4: résultats quantitatifs de UNet_multimodal vs UNet_thermal.....	88
Tableau 5: les résultats comparatifs (%) sur la base de données du test. (4c) indique l'utilisation des 4 canaux ..	95
Tableau 6: la vitesse d'inférence de chaque architecture.....	100
Tableau 7: résultats quantitatifs de l'étude d'ablation	100
Tableau 8 : Résultats de DE_ResUnet, RTFNet et MFNet sur la deuxième base de données	102
Tableau 9: les résultats comparatifs de mAcc (%) et mIoU dans les scénarios jour et nuit	104
Tableau 10: résultats sur le Smartphone S8	109
Tableau 11: résultats sur le smartphone P30 pro.....	109
Tableau 12: résultats sur le smartphone S22 Ultra.....	109
Tableau 13 : les caractéristiques des groupes à risque d'ulcération	116
Tableau 14: moyennes et déviation standard de l'âge, sexe, TOD (time of diagnosis), BMI (Body mass index), TSS (total Symptom score), ABIg et ABI _d en utilisant la classification par risque	119
Tableau 15: résultats du test ANOVA sur l'âge, le TOD, et le BMI	119
Tableau 16: les valeurs moyennes et les déviations standards des informations thermiques détaillées pour chaque groupe de risque.	120
Tableau 17 : Résultats du test ANOVA sur les informations thermiques des groupes R0, R1 et R2.....	120
Tableau 18: résultats du test Student pour les deux groupes ischémiques et non-ischémiques.....	121

Introduction générale

Contexte de la thèse et problématique

Contexte de la thèse : Le pied diabétique est l'une des complications les plus dévastatrices du diabète. Il se caractérise par une dégradation de la circulation sanguine et des nerfs dans les membres inférieurs, ce qui peut entraîner des lésions, des infections et même des amputations.

Les retards de diagnostic et de prise en charge entraînent des millions d'amputations chaque année. Selon la Fédération internationale du diabète (FID), un membre inférieur subit une amputation toutes les 30 secondes dans le monde. Ces chiffres sont alarmants, et mettent la lumière sur l'importance de la prévention et du traitement du pied diabétique.

Il est important de reconnaître l'impact psychologique du pied diabétique et de prendre en considération les besoins émotionnels de ces patients. Cependant, les personnes atteintes du pied diabétique peuvent avoir des difficultés à se déplacer et à effectuer des activités quotidiennes, ce qui réduit l'autonomie et affecte la qualité de vie. En outre, il peut être difficile pour ces patients de s'adapter aux changements dans leur mode de vie et de dépendre d'autres personnes pour accomplir certaines tâches, ce qui est difficile à accepter et à gérer. De plus, le pied diabétique entraîne des coûts économiques importants pour les patients et le système de santé, notamment en raison des coûts de traitement et de réadaptation.

Pourtant, cette complication est potentiellement la plus évitable si le problème est diagnostiqué dans un stade précoce.

Il existe plusieurs méthodes pour diagnostiquer le pied diabétique, notamment l'inspection visuelle du pied, la palpation des pieds pour détecter les lésions cutanées ou les zones de pression élevée, et l'utilisation d'outils de diagnostic tels que l'analyse de la pression plantaire ou l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cependant, ces méthodes peuvent avoir des limitations, telles que la nécessité de personnel qualifié pour les effectuer ou la nécessité d'équipement coûteux. En outre, le diagnostic précoce du pied diabétique peut être difficile en raison de la nature progressive de la maladie et de la présence de symptômes souvent discrets au début de la maladie.

La température cutanée des pieds est un élément clé pour évaluer leur état de santé. Selon plusieurs études [1] [2] [3], une variation anormale de température entre le pied gauche et le

Le pied droit du patient peut être un indicateur d'anomalie ou un signe précoce de l'apparition d'un ulcère. Une différence de température supérieure à 2.2°C [4], connue sous le nom d'hyperthermie, est considérée comme anormale et peut être détectée jusqu'à deux semaines avant l'apparition d'un ulcère. La détection précoce de cette hyperthermie peut réduire de trois fois l'incidence des ulcères chez les patients diabétiques. Malgré cet avantage important, la température cutanée n'est pas largement utilisée en clinique. En effet, la mesure de la température des pieds diabétiques dans la pratique courante repose principalement sur la palpation manuelle des pieds, une méthode peu fiable et sujette à des erreurs.

Plusieurs technologies ont été utilisées pour mesurer la température de la voûte plantaire, telles que les thermomètres dermiques portatifs et la thermographie à cristaux liquides. Cependant, l'un des inconvénients de l'utilisation de thermomètres portatifs est qu'il faut mesurer manuellement la température à des endroits spécifiques du pied, ce qui ne permet pas d'obtenir une distribution de la température de l'ensemble du pied. De plus, la thermographie à cristaux liquides (LCT), qui fournit une empreinte colorée représentant la distribution de la chaleur du pied, nécessite un contact direct avec la peau du patient, ce qui peut entraîner des pressions indésirables et la transmission d'organismes pathogènes.

Au cours des dernières années, de nombreuses recherches ont été menées sur l'utilisation de caméras infrarouges pour détecter les changements thermiques dans les pieds diabétiques, en raison de l'augmentation significative de leur capacité technique et de la baisse de leur coût. Ces caméras thermiques peuvent être de bons candidats pour détecter l'hyperthermie de la voûte plantaire, elles représentent de nombreux avantages, tels que la simplicité d'utilisation, l'absence d'invasivité, sans contact, l'absence d'irradiation, l'indolence et la rapidité.

Notre thèse s'inscrit dans le cadre d'un projet européen STANDUP, fruit d'une série de travaux de recherche débutés en 2008. Notre groupe de recherche s'intéresse depuis 2008 à la détection des hyperthermies dans le pied diabétique et vise à démontrer que la mesure de la température peut améliorer le diagnostic et le traitement de ces patients. Dans cette section, nous exposerons d'abord le premier projet de recherche initié en 2008 et ses résultats clés, ensuite nous présenterons le projet STANDUP.

Le projet de 2008 : les débuts

Un partenariat de recherche a commencé en 2008 dans le cadre d'une collaboration entre l'université d'Orléans (Laboratoire PRISME, équipe Image Vision), le service diabétologie du CHR d'Orléans (Dr Emmy puis Dr Villeneuve), l'université PUCP de Lima (Pr Vilcahuaman),

l'hôpital national Dos De Mayo de Lima (Dr Arbanil) et l'université Javeriana de Bogota (M. Zequera). Ce groupe de recherche international a travaillé sur l'amélioration de la détection des hyperthermies dans le pied diabétique, et avait pour objectif de montrer que la prise en compte de la température peut améliorer le diagnostic et la prise en charge de ces patients qui souffrent du syndrome de pied diabétique. Ils ont développé un système de détection d'hyperthermie de la surface plantaire du pied, basé sur une caméra thermique. Ce dernier a été évalué cliniquement en 2013 à l'hôpital Dos De Mayo au Pérou. Le protocole adopté dans cette étude était le suivant :

Dans un premier temps, le patient devait bénéficier d'un temps suffisant pour équilibrer la température de son pied avec les conditions ambiantes : une période minimale de 15 minutes devait être observée. Ensuite une infirmière expérimentée s'occupe du patient et examine ses pieds. La caméra Flir i5 a été choisie pour cette étude, car elle représentait un bon compromis entre performances et coût. Ses caractéristiques sont présentées dans la figure ci-dessous.


	Résolution : 100 x 100 pixels
	Sensibilité: 0,1°C
	Longueur d'onde : 9.5 μm
	Précision: ± 2%

Figure 1: caractéristiques de la caméra Flir i5

Afin de simplifier le traitement automatisé des images acquises, l'équipe a pensé à occulter tout objet autre que la voute plantaire en utilisant une mousse d'environ 1 mètre carré et de 10 cm d'épaisseur percée de deux trous pour laisser passer les pieds. Au préalable, les pieds devaient être protégés par un sac en plastique avant de les glisser dans ces orifices. De même, il faut remettre les pieds à nouveau dans les sacs lorsqu'on veut les retirer. De cette manière, ce protocole permet d'obtenir une image de bonne qualité des voutes plantaires, qui apparaissent comme étant une zone claire sur un fond sombre et homogène (figure 2.a). En contrepartie ce protocole était peu pratique en routine clinique ou à domicile. Les images acquises sont ensuite transportées de la caméra dans un ordinateur pour le traitement automatisé. Ce traitement qui consistait à la segmentation des voutes plantaires réalisée par contours actifs (Chan and Vese [5]) (figure 2.c) puis un recalage entre les contours (pied droit et pied gauche) par ICP (iterative closest point [6]) (figure 2.d). La différence absolue point par point entre les images du pied droit et du pied gauche est calculée et le résultat est illustré dans la figure 2.e. Si cette différence est supérieure à 2,2°C, il s'agit d'une hyperthermie, sinon, il n'y a pas d'hyperthermie.

Vers la fin de ce travail, une étude clinique transversale comportant 85 patients a été effectuée à l'hôpital national Dos de Mayo de Lima au Pérou. Cet essai clinique a montré que 10 % des patients ayant un examen régulier dans cet hôpital présentent une hyperthermie significative de la voûte plantaire. Chose qui ne pourrait être détectée que par la caméra thermique. Un autre point essentiel de ce travail était l'analyse de la différence absolue point à point de la température entre le pied droit et le pied gauche : les valeurs de $|\Delta T^\circ|$ supérieures à $2,2^\circ\text{C}$ étaient un signe précoce de l'ulcère du pied. Ils ont trouvé que 9 patients ont ainsi été détectés comme souffrant d'hyperthermie significative au niveau de la voûte plantaire.

Dans le domaine de l'analyse de l'ulcère du pied, c'était la première fois, à notre connaissance, qu'une analyse précise des régions de l'hyperthermie est disponible pour les médecins. Cette indication était d'une aide importante car elle permet de détecter les premiers signes d'ulcère du pied. Cette étude a été la première pierre angulaire du projet STANDUP.

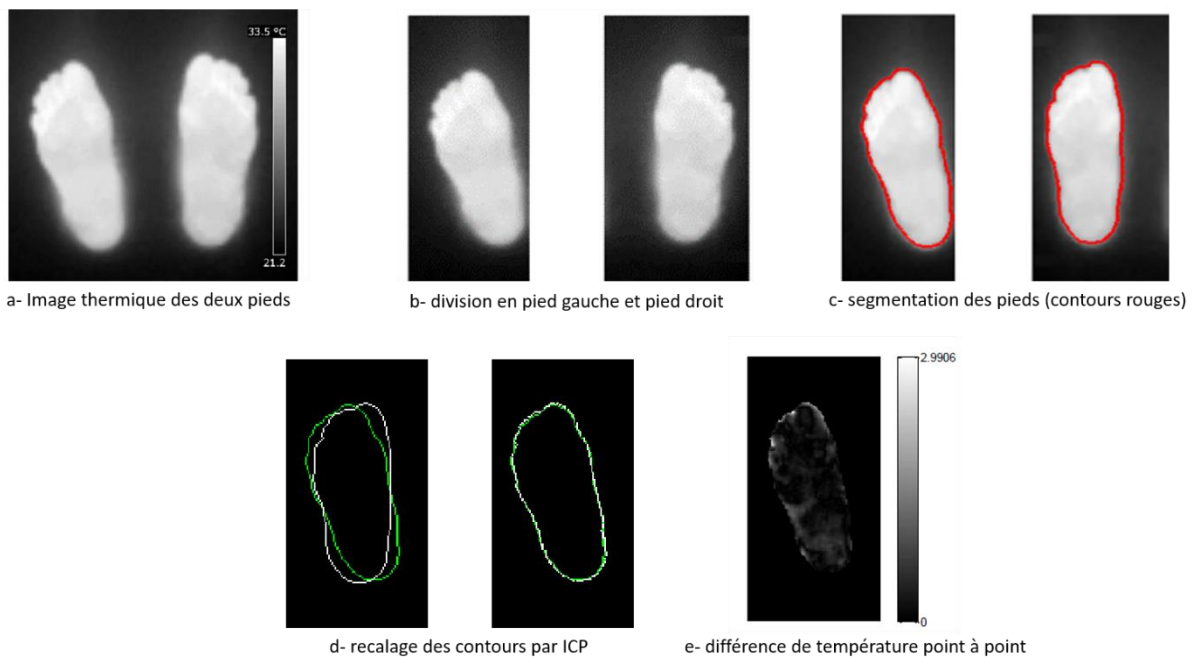


Figure 2: les étapes de traitement d'images thermiques et calcul de différence de température

Dans le cadre de notre travail dans le projet STANDUP, l'une des règles que nous nous sommes fixés est de rendre cette technologie basée sur la thermographie plus simple et conviviale afin de l'utiliser à domicile ou en routine clinique. Surtout que ces caméras thermiques ont l'avantage d'être non invasives, sans contact et facile à mettre en œuvre.

Pour cela, on a commencé par la procédure d'acquisition qui était fastidieuse (utilisation d'une mousse pour homogénéiser le fond de l'image), ainsi que le traitement automatisé des images qui nécessitait le transfert des données sur ordinateur, sans oublier le temps pris pour ces

diverses manipulations. A cet égard on a défini une nouvelle approche d'acquisition et de traitement conviviale, basée uniquement sur un smartphone et une caméra thermique, ainsi qu'un protocole non contraignant.

Le Projet STANDUP

STANDUP (**S**martphone **T**hermal **A**nalysis for **D**iabetic foot **U**lcer **P**revention and treatment) est un projet européen [7] financé par la communauté européenne, dans le cadre du programme de recherche européen Horizon 2020 (H2020-MSCA-Rise #777661) qui permet de soutenir la recherche scientifique en mettant l'accent sur l'excellence scientifique, le leadership industriel et la résolution des problèmes sociétaux.

Il a commencé le 1^{er} janvier 2018 et regroupe plusieurs acteurs académiques; notamment l'Université d'ORLEANS (France), université IBN ZOHR (Maroc), université PONTIFICAL CATHOLIC (Pérou), Université STAFFORDSHIRE (Royaume-Uni), et l'université PONTIFICAL JAVERIANA (Colombie), ainsi que des acteurs industriels BODYCAP (France) et PODOACTIVA (Espagne).

Ce projet vient répondre aux problématiques sanitaires et économiques auxquelles font face les patients diabétiques, Il s'intéresse aux problèmes liés au pied diabétique, comme les ulcérations, les infections, ou la destruction des tissus profonds du pied. STANDUP repose principalement sur le développement de solutions technologiques en traitement d'images et analyse des données qui seront utilisés dans le diagnostic et le traitement du problème de pied diabétique. Il vise à améliorer la prévention et le traitement des ulcères du pied diabétique à l'aide d'un système basé sur un smartphone connecté à une caméra thermique. Ce système permet de prendre en même temps une image thermique et une image couleur de la surface plantaire du pied. D'une part, le traitement de l'image thermique permettra de prévenir l'apparition des ulcères, en détectant les zones avec une éventuelle hyperthermie [2] [8] [9]. D'autre part l'image couleur permettra d'évaluer la taille des plaies déjà existantes, la composition des tissus et la forme 3D de l'ulcère ainsi que le suivi de son évolution au fil du temps [10] [11]. L'avantage d'utiliser ce type de systèmes est qu'ils sont conviviaux, non invasifs, indolores et à faible coût.



Figure 3: système d'acquisition d'image, composé de smartphone et la caméra FLIR ONE Pro (à gauche). Acquisition effectuée à HDNM au Pérou (au milieu). Image thermique et couleur (à droite)

Les objectifs de recherche spécifiques du projet sont les suivants :

- Développement d'un système thermique basé sur un smartphone pour détecter l'hyperthermie de la surface plantaire du pied.
- Suivi de la température, de la couleur et de la forme 3D d'un ulcère au fil du temps.
- Mener des essais cliniques pour évaluer la qualité de la thermorégulation de la surface plantaire du pied par le biais d'un test de stress froid.
- Prise en compte des facteurs thermiques pour concevoir de nouvelles semelles plantaires, qui seront testées lors d'essais cliniques sur des patients souffrant d'un ulcère du pied.
- Associer tous les résultats produits pendant STANDUP pour converger vers un prototype avancé basé sur un smartphone et semelles orthopédiques.

STANDUP comprend cinq modules de recherche (workpackages) interdépendants (Figure 4) et deux autres modules (WP0 et WP6) qui se concentrent sur la gestion, la dissémination et l'exploitation. WP1 vise à développer une application smartphone (A1) pour détecter l'hyperthermie et analyser la variation thermique de la surface plantaire du pied au fil du temps, en utilisant les méthodes d'apprentissage profond (Deep learning). WP2 vise à créer une autre application smartphone (A2) pour évaluer la variation des ulcères au fil du temps. Le WP3 se concentre sur l'amélioration des semelles en utilisant les informations thermiques.

Le WP4 est dédié aux essais cliniques pour la prévention et le traitement des ulcères de voute plantaire en utilisant les applications (A1, A2) développées dans les deux workpackages précédents (WP1, WP2). Dans le dernier WP5, les applications smartphone seront testées en

situation clinique réelle, et améliorées en tenant compte des remarques des utilisateurs (personnel médical, membres de l'université et patients), pour aboutir à des prototypes avancés. Cette thèse fait partie du premier module de travail (WP1) du projet STANDUP qui a pour objectif la prévention de l'apparition des ulcères de pied diabétique en détectant les zones d'hyperthermie dans la voute plantaire. Concevoir et réaliser des études cliniques pour montrer l'intérêt de la mesure de température dans le diagnostic du pied diabétique, à l'aide des images thermiques prises par un smartphone et la caméra FLIR ONE pro, comme montré dans la figure 4.



Figure 4: les workpackages du projet STANDUP

Ce projet transdisciplinaire fait intervenir des chercheurs spécialisés dans différents domaines, le but étant d'apporter des solutions à la fois scientifiques et technologiques, mais aussi sociologiquement et économiquement acceptables. En outre, les techniques d'imagerie développées peuvent s'étendre à d'autres problématiques de recherche.

Plus de détails se trouvent sur le site internet développé dans le cadre de ce projet :

<https://www.standupproject.eu/>.

Problématique :

Actuellement, la surveillance et le suivi du pied diabétique sont réalisés de manière manuelle et subjective dans les routines cliniques, ce qui peut entraîner des erreurs d'évaluation. Les méthodes couramment utilisées pour la segmentation et l'analyse des images thermiques de la voûte plantaire ont montré leurs limites dans certains cas où les images ne sont pas claires ou bruitées. Afin de remédier à ces défis, il est nécessaire de développer un système innovant basé sur la thermographie pour améliorer la précision de la surveillance et favoriser un diagnostic précoce et précis du pied diabétique.

L'objectif de cette thèse est de concevoir un système innovant qui allie traitement d'image et intelligence artificielle, utilisable via un smartphone, pour analyser et détecter les zones d'hyperthermie de la voûte plantaire des patients diabétiques.

Ce système utilisera des algorithmes d'apprentissage profond en fusionnant les deux modalités thermique et RGB pour analyser et évaluer les voûtes plantaires, et pour surmonter les limitations et les failles des travaux existants. Il sera conçu pour être convivial, simple et facile à utiliser, ce qui facilitera son intégration dans le contexte clinique et son utilisation à domicile.

Objectifs et contributions scientifiques

L'objectif de cette thèse est de concevoir un système innovant qui allie traitement d'image et intelligence artificielle, sur un smartphone qui permet d'analyser et de détecter les zones d'hyperthermie de la voûte plantaire des patients diabétiques.

Ce système utilisera des algorithmes d'apprentissage profond dans le traitement des images thermiques. Il doit être conviviale, simple, et facile à utiliser, afin de pouvoir l'intégrer dans le cadre clinique et dans l'utilisation à domicile. La réalisation de cet objectif, nécessite une démarche bien définie et claire. Notre démarche dans la thèse peut être présentée comme suit :

- **Etude bibliographique :** Nous avons commencé d'abord par une exploration de la littérature. Une étude bibliographique a été menée, afin d'identifier les travaux connexes effectués dans le domaine du diagnostic précoce de pied diabétique basés sur la thermographie, ainsi qu'un état de l'art des méthodes utilisées pour la segmentation des voûtes plantaires. Cela nous a permis de construire une vision claire sur le progrès scientifique dans ce domaine, et a fortement contribué à la conception de notre système multimodale pour la segmentation des pieds.

-
- **Création de base de données :** La deuxième étape consiste à collecter les données qui sont exploitées dans ce travail. Une base de données d'images thermique et RGB de la voûte plantaire a été constituée en collaboration avec un centre hospitalier au Pérou (pour les sujets diabétiques) et avec deux universités partenaires du projet (pour les sujets sains). Plusieurs campagnes d'acquisition ont été organisées à cet égard, en adoptant le protocole d'acquisition STANDUP. Un protocole à main levée, sans aucun outil d'homogénéisation de background, et basé uniquement sur un smartphone équipé d'une caméra thermique. Ces campagnes d'acquisition nous ont permis de créer une base de données comprenant deux modalités d'images (couleur et thermique), qui sera prochainement accessible au public vers la fin du projet. Notre base de données se compose de 415 images thermiques et leurs images couleurs correspondantes. 290 sont des diabétiques et 125 sont des personnes saines.
 - **La segmentation des images de la voûte plantaire par apprentissage profond :** Après avoir adopté le protocole STANDUP dans l'acquisition de nos images, la segmentation automatique de la voûte plantaire est devenue une tâche complexe, vu que les pieds peuvent partager les mêmes caractéristiques statistiques avec d'autres objets du fond, ou même le reste du corps du patient. Donc, notre premier défi consistait à concevoir une méthode de segmentation automatique et performante, qui fonctionne sous les différentes contraintes et difficultés.

Nous avons proposé une nouvelle architecture neuronale appelée **DE-ResUnet** conçue pour la segmentation d'images de la voûte plantaire. Notre approche utilise à la fois les images thermiques et couleur (RGB), elle fonctionne avec des images acquises par un protocole non contraignant, tout en résistant aux variations de luminosité et aux variations géométriques. Cette méthode proposée a pu résoudre les limitations des méthodes existantes, et celles utilisées dans des travaux précédents. En outre, Nous avons également implémenté cette méthode dans une application mobile destinée à la détection des hyperthermies dans les voûtes plantaires.

- **Etude clinique :**

Le dernier objectif qu'on s'est fixé dans ce travail est de mener une étude clinique analytique, permettant de montrer la pertinence de la température dans le diagnostic des problèmes liés au pied diabétique, et dans la classification des patients en groupes à risque d'ulcération. A cette fin, une étude statistique a été menée sur les données

médicales qu'on a pu collecter durant les acquisitions à l'hôpital et les données thermiques extraites des images, pour analyser les relations entre les deux. Grâce aux résultats de cette étude, nous pouvons affirmer que notre application pourra être utilisée en routine clinique pour aider les professionnels de santé dans leurs examens médicaux des patients diabétiques.

Liste des publications

*Revue*s

- Doha Bouallal, Hassan Douzi & Rachid Harba (2022) "Diabetic foot thermal image segmentation using Double Encoder-ResUnet (DE-ResUnet)", *Journal of Medical Engineering & Technology*, 46:5, 378-392
<https://doi.org/10.1080/03091902.2022.2077997>
- Bouallal D, Bougrine A, Harba R *et al.* STANDUP database of plantar foot thermal and RGB images for early ulcer detection [version 1; peer review: 1 approved]. *Open Res Europe* 2022, 2 :77
<https://doi.org/10.12688/openreseurope.14706.1>
- 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 (IJACSA)*, 13(6), 2022.
[10.14569/IJACSA.2022.0130670](https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130670)

Conférences

- D. Bouallal *et al.*, "Segmentation of plantar foot thermal images: application to diabetic foot diagnosis," *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 2020, pp. 116-121
[10.1109/IWSSIP48289.2020.9145167](https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145167)
- A. Aferhane, D. Bouallal *et al.*, "Affine registration of plantar foot thermal images with Deep Learning: application to diabetic foot diagnosis" *The International Conference on Intelligent Systems and Smart Technologies*. January 17-18, 2023, Settat, Morocco (Accepté, en cours de publication)

Thèse en cours :

Au sein du projet innovant STANDUP, nos travaux de recherche continuent à progresser grâce à la thèse en cours de Mme Aferhane Asma. Cette thèse aborde deux domaines clés : d'une part, elle vise à résoudre les défis liés au recalage multi-temporel des images des voutes plantaires en utilisant les approches de deep learning, pour comprendre les variations de température des pieds à différents moments. D'autre part, elle utilisera un partitionnement des voutes plantaires en régions appelées "angiosomes" (figure 5) pour une analyse plus précise des pieds et des zones à risque d'ulcération chez les patients diabétiques.

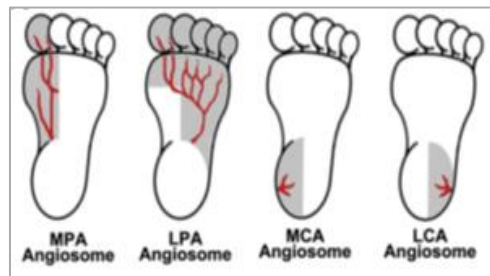


Figure 5: Angiosomes du pied

Organisation du document

Ce rapport de thèse présente la thématique de recherche du diagnostic précoce des problèmes de pied diabétiques par imagerie thermique ; il est divisé en quatre chapitres et une annexe.

Dans le premier chapitre, nous évoquerons en premier lieu les terminologies et définitions liées au contexte médical, concernant le diabète, le pied diabétique et les méthodes de diagnostic utilisées en routine clinique. Ensuite, nous présenterons les différentes technologies existantes pour mesurer la température de voûte plantaire. Nous expliquerons également les enjeux et l'intérêt de la thermographie dans la détection du pied diabétique, ainsi que l'état de l'art des travaux précédents utilisant cette technologie.

Le deuxième chapitre sera dédié à la description de notre base de données des images thermiques et RGB de la voute plantaire. Nous allons d'abord présenter le matériel utilisé dans l'acquisition, ainsi que les contraintes respectées dans le choix de ce système d'acquisition qui se caractérise par sa convivialité et sa simplicité d'utilisation. Ensuite, nous décrirons les campagnes d'acquisitions organisées dans le cadre du projet STANDUP, qui étaient effectuées

au Pérou, France, et Maroc. Nous présenterons également un état de l'art des protocoles d'acquisition existants dans la littérature en évoquant leurs limitations en comparaison avec le protocole STANDUP.

Dans le troisième chapitre, nous allons présenter les notions essentielles liées à la segmentation d'image, ainsi que les types d'approches de segmentation existantes. Dans un premier lieu nous présenterons les méthodes classiques de segmentation, ensuite, les approches de segmentation basées sur les réseaux de neurones profonds. Ensuite, nous allons passer en revue des travaux qui ont abordé la problématique de la segmentation des images thermiques de voûtes plantaires, en mettant en relief les limites de leurs méthodes et proposer des solutions pour une segmentation plus précise. La partie suivante du chapitre sera réservée principalement à l'approche que nous avons proposé pour la segmentation multimodale de la voûte plantaire, en introduisant d'abord les premiers travaux préliminaires basés sur la fusion des images thermiques et couleurs qui étaient le fondement de notre approche. Une fois notre approche est présentée, nous allons évaluer sa performance en la comparant à d'autres architectures les plus connues de l'état de l'art. la dernière partie de ce chapitre sera consacrée à l'implémentation de la solution qu'on propose sur une application mobile.

Le quatrième chapitre représentera l'étude clinique que nous avons menée auprès des patients diabétiques de l'hôpital Dos De Mayo au Pérou. Une étude analytique qui a pour but de montrer l'intérêt de la thermographie dans le diagnostic précoce des ulcérations de pied diabétique. Dans ce chapitre nous allons commencer par une description de la population qui a participé à notre étude, les examens cliniques qu'ils ont subis, ainsi que les informations thermiques et médicales que nous sommes arrivés à collecter dans cette étude. Ensuite, nous présenterons l'ensemble des tests statistiques, des analyses et des interprétations des résultats qu'on a obtenus.

Enfin la conclusion résume les achèvements et les résultats de la thèse ainsi que les perspectives liées à la détection précoce des anomalies liées au pied diabétique et à l'amélioration de notre solution proposée par d'autres approches basées principalement sur la division de la surface plantaire en régions d'intérêt vasculaires ou mécaniques.

Chapitre 1 : Contexte général

Sommaire

Chapitre 1 : Contexte général	23
1.1 Introduction	24
1.2 Diabète et pied diabétique	24
1.2.1 Le diabète	24
1.2.2 L'impact économique et social du diabète	24
1.2.3 Les types du diabète	25
1.2.4 Le pied diabétique	26
1.2.5 Les causes du pied diabétique	26
1.2.6 Diagnostic du pied diabétique	27
1.3 Utilisation de l'imagerie thermique en médecine	31
1.3.1 L'imagerie thermique	31
1.3.2 Les applications médicales	32
1.4 La thermographie et le pied diabétique	34
1.4.1 Etat de l'art	34
1.4.2 Mesure de la température du pied diabétique : technologies existantes	37
1.4.3 Analyse des images thermiques du pied diabétique	39
1.6 Conclusion	42

1.1 Introduction

Cette thèse de doctorat fait partie des travaux de recherche menés dans le cadre du projet européen H2020 intitulé "Smartphone Thermal Analysis for Diabetic foot Ulcer Prevention and treatment" (STANDUP). Son objectif principal est de développer de nouvelles méthodes pour la prévention des problèmes de pied diabétique à partir d'images thermiques. Pour mieux comprendre le contexte de ce travail, il est nécessaire de présenter certaines notions de base. Ainsi, ce chapitre aborde les termes et définitions relatifs au contexte médical du diabète et du pied diabétique, ainsi que la thermographie et son utilisation dans le diagnostic du pied diabétique.

1.2 Diabète et pied diabétique

1.2.1 Le diabète

Le diabète, ou plus précisément diabète sucré ou diabète Mellitus est un groupe de troubles métaboliques chroniques, caractérisé par une glycémie élevée résultant de l'incapacité des cellules pancréatiques à produire de l'insuline ou de la mauvaise utilisation de cette hormone par l'organisme, ou des deux [12]. L'insuline est une hormone produite naturellement par le pancréas, et joue le rôle de régulateur en maintenant la glycémie à des valeurs normales. Ce trouble d'utilisation et de stockage du glucose apporté par l'alimentation, génère une concentration trop élevée de glucose dans le sang, ce qu'on appelle l'hyperglycémie.

En effet, on parle d'hyperglycémie si le taux de glucose dans le sang à jeun est supérieur ou égal à 1.26 g/l lors de deux prises de sang consécutives [13].

1.2.2 L'impact économique et social du diabète :

Le diabète est une maladie qui ne se guérit pas, mais que l'on peut traiter et contrôler. Il représente l'un des fléaux mondiaux du XXI^e siècle. De nos jours, cette maladie affecte un demi-milliard de personne dans le monde. Selon la 9^{ème} édition de l'Atlas du diabète rapportée par la Fédération Internationale du Diabète (FID) en 2019, plus de 463 millions de personnes vivent avec cette maladie, contre 151 millions en 2000 [14]. L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) estime que le nombre des personnes atteintes de diabète dans le monde atteindra 700 millions d'ici 2045.

Ces chiffres considérables représentent un lourd fardeau économique pour la santé publique, qui pèse sur les budgets de santé mondiaux, en raison des coûts médicaux très élevés, de la perte de productivité, ainsi de la mortalité prématurée. En outre, le fardeau économique de cette maladie continuera probablement à augmenter. En effet, Les dépenses de santé directes

mondiales liées au diabète sont estimées à 760 milliards USD en 2019 et devraient atteindre 825 milliards USD d'ici 2030 et 845 milliards USD d'ici 2045 [15].

1.2.3 Les types du diabète :

Il existe trois catégories principales de diabète, type 1, type 2, et le diabète gestationnel.

- **Diabète de type 1**

Précédemment appelé diabète insulino-dépendant ou diabète juvénile. Il est caractérisé par l'absence totale de production de l'insuline [16]. Ce type survient le plus souvent chez les enfants et les jeunes de moins de 20 ans, ces personnes dépendent d'injections quotidiennes d'insuline pour assurer leur survie. Dans la majorité des cas, ce type de diabète apparaît chez les sujets souffrant d'une affection auto-immune où le système immunitaire détruit les cellules bêta qui produisent l'insuline [17].

- **Diabète de type 2**

Autrefois appelé diabète non insulino-dépendant ou diabète de l'adulte. Ce dernier survient lorsque le pancréas ne produit pas suffisamment d'insuline ou lorsque l'insuline produite n'accomplit pas bien son rôle. Ce type de diabète touche l'immense majorité des personnes dans le monde (90% des cas). Pendant de nombreuses années, le diabète de type 2 n'était observé que chez les adultes, mais de plus en plus, il a commencé à toucher les adolescents ayant un mode de vie malsain et une absence d'activité physique.

- **Le diabète gestationnel**

Connu également sous le nom de diabète de grossesse. C'est un type de diabète qui se produit uniquement pendant la grossesse, et touche environ 3 à 20% des femmes enceintes. Il se caractérise par une augmentation de glycémie vers la fin du deuxième et troisième trimestre de la grossesse, causé par une résistance de l'insuline aux hormones produites par le placenta [18].

Dans cette thèse, nous nous intéressons au diabète de type 2, qui est de loin le plus répandu et représente environ 90 à 95 % de tous les cas de diabète dans le monde. À long terme, le diabète sous toutes ses formes entraîne de graves problèmes de santé. L'hyperglycémie non traitée affecte les vaisseaux sanguins artériels, grands et petits, ce qui peut endommager plusieurs organes du corps, notamment le cœur, les yeux, les reins, les pieds, etc. Ce qui entraîne des complications graves et potentiellement mortelles telles que les maladies cardiovasculaires, l'insuffisance rénale, la cécité et les problèmes de pieds.

1.2.4 Le pied diabétique

Les complications du diabète sont très répandues dans la pratique médicale et sont beaucoup plus difficiles à gérer que le diabète lui-même. L'une de ces complications est le syndrome du pied diabétique. Le pied est l'un des organes qui assure un rôle essentiel dans l'équilibre et l'amortissement du corps humain, il a un certain nombre de fonctions importantes : soutenir, amortir, accommoder et pousser. C'est la première partie du corps qui est en contact direct avec le sol, ce qui la soumet à des pressions et des contraintes importantes, tels que le poids et les frottements pendant la marche. La perte totale ou partielle d'une de ces fonctions entraîne une charge accrue sur le pied et des dommages aux tissus mous, aux articulations et aux os.

D'après Ha Van et al. [19], le pied diabétique est défini comme l'ensemble d'infections, d'ulcérations ou destructions des tissus profonds du pied, associées à une neuropathie et/ou un artériopathie périphérique des membres inférieurs chez le patient diabétique.

L'ulcère diabétique est l'une des complications les plus fréquentes du diabète non contrôlé [20]. Il peut survenir suite à un facteur déclencheur, comme une blessure au niveau du pied que le patient n'aura pas sentie à cause de la neuropathie. Un ulcère diabétique non traité peut entraîner des infections ultérieures et aboutir à une amputation des membres inférieurs. Ces ulcères sont chroniques et entraînent de longues et douloureuses hospitalisations [19].

1.2.5 Les causes du pied diabétique

Les deux principaux facteurs de risque sous-jacents du pied diabétique, sont la neuropathie périphérique (NP), et les maladies des artères périphériques (MAP) [20] [21].

- **La neuropathie périphérique**

Une complication fréquente, qui résulte d'une atteinte des nerfs situés en dehors du cerveau et de la moelle épinière (nerfs périphériques), à cause de l'élévation du taux de glucose sanguin au fil du temps. Elle provoque souvent une faiblesse, un engourdissement et des douleurs, généralement dans les mains et les pieds. Elle peut également affecter d'autres zones et fonctions corporelles, notamment la digestion, la miction et la circulation. Elle touche près de 50 % des adultes diabétiques au cours de leur vie et elle est associée à une morbidité importante [22]. La neuropathie périphérique détériore principalement les fonctions sensorielles, et peut provoquer une perte de sensibilité thermique et tactile, ce qui est un véritable danger. Car cela pourra mener le patient diabétique à ne pas se rendre compte d'une éventuelle blessure, ce qui retardera la prise en charge de la blessure et peut résulter une gangrène ou une amputation.

- **La maladie des artères périphériques**

Appelée aussi ischémie, est une infection courante dans laquelle le rétrécissement des artères réduit le flux sanguin vers les bras et les jambes [23]. Il s'agit d'une atteinte partielle ou totale des artères des membres inférieurs, situées entre le genou et les orteils. Dans le cas de cette maladie, les jambes ne reçoivent pas un débit sanguin suffisant pour répondre à la demande. Cela peut entraîner des douleurs dans les jambes lors de la marche (claudication) et d'autres symptômes. Les maladies artérielles peuvent également rendre difficile la cicatrisation des ulcères, et l'insuffisance du flux sanguin augmente le risque d'infection et de nécrose.

1.2.6 Diagnostic du pied diabétique

Au moins, la moitié de toutes les amputations surviennent chez des personnes atteintes de diabète, le plus souvent à cause d'un ulcère du pied diabétique infecté. Une compréhension approfondie des causes et de la prise en charge de l'ulcère du pied diabétique est essentielle pour réduire le risque d'amputation des membres inférieurs. Dans cette partie nous soulignons l'importance du dépistage et du diagnostic de ces facteurs de risque contributifs qui mènent au syndrome du pied diabétique.

Toute personne atteinte de diabète doit être examinée au moins une fois par an par un médecin spécialisé dans un hôpital pour détecter d'éventuels problèmes de pieds. Le diagnostic du syndrome de pied diabétique repose sur un ensemble d'examen cliniques.

Le spécialiste commence par une inspection générale de l'état dermatologique et musculo-squelettique du pied, ce qu'il lui permet d'examiner la peau du pied (couleur, épaisseur, sécheresse, température, cals...etc.) [24] et également de détecter les possibles difformités. Etant donné que des chaussures inappropriées sont des facteurs contributifs courants dans le développement des ulcérations du pied [25], les chaussures doivent également être inspectées.

Un examen neurologique est ensuite conduit, pour identifier les problèmes de perte de sensation protectrice (LOPS : Loss Of Protective Sensation). Le diagnostic et la prise en charge de cette dernière ont fait l'objet d'une revue technique de l'Association américaine du diabète (ADA) en 2004 [26]. L'examen clinique visant à identifier ce problème est simple et ne nécessite aucun équipement coûteux.

Le monofilament 10g est actuellement le plus utilisé, et le plus recommandé dans les hôpitaux au monde entier [24]. Il s'agit d'un outil simple et efficace qui sert à estimer la perte sensorielle de la surface plantaire du pied. Il est appliqué de manière aléatoire sur les points à risque, tel

que montré dans la figure (6.b), en demandant au patient s'il ressent le contact, et ce dernier répond par oui ou non.

Il existe d'autres tests qui peuvent être effectués, et il est recommandé de les utiliser en complément au monofilament 10g. Tel que le diapason 128 Hz, le test de pique, le test de réflexe et le test de vibrations électriques, comme illustré dans le schéma (figure 6).



(a) Examen clinique



(b) 10g monofilament pour le diagnostic de neuropathie



(c) Doppler ultrason pour diagnostic d'ischémie

Figure 6 : Examens médicaux pour le diagnostic du pied diabétique

Dans une consultation de pied diabétique, il est nécessaire d'examiner l'état vasculaire des pieds. Cet examen permet de savoir si le patient souffre d'une maladie artérielle périphérique, connue par PAD (Peripheral Arterial Disease). Le test consiste à une évaluation manuelle de la présence des pouls du pied. Un examen Doppler à ultrasons est appliqué aux patients présentant des symptômes de maladie artérielle, tels que la claudication, sensation de douleur au repos ou un ulcère non cicatrisé. Ce test nous permet de mesurer l'indice brachial de la cheville, qui est plus connu sous le nom anglais Ankle Brachial Index (ABI) [27]. Cette mesure doit être calculée séparément pour chaque jambe (figure 6.c). L'ABI est obtenu en divisant la pression systolique de la cheville par la plus élevée des deux pressions systoliques brachiales. Cet indice est considéré comme pathologie s'il est inférieur à 0.90 [27]. En pratique médicale, cet examen est relativement long et complexe.

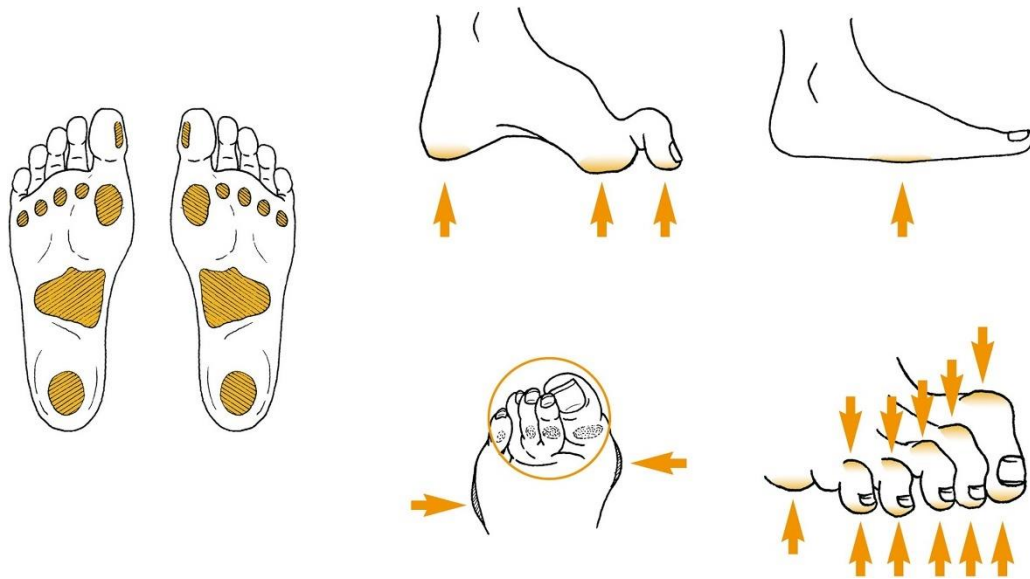


Figure 7: Zones du pied présentant le plus grand risque d'ulcération [20]

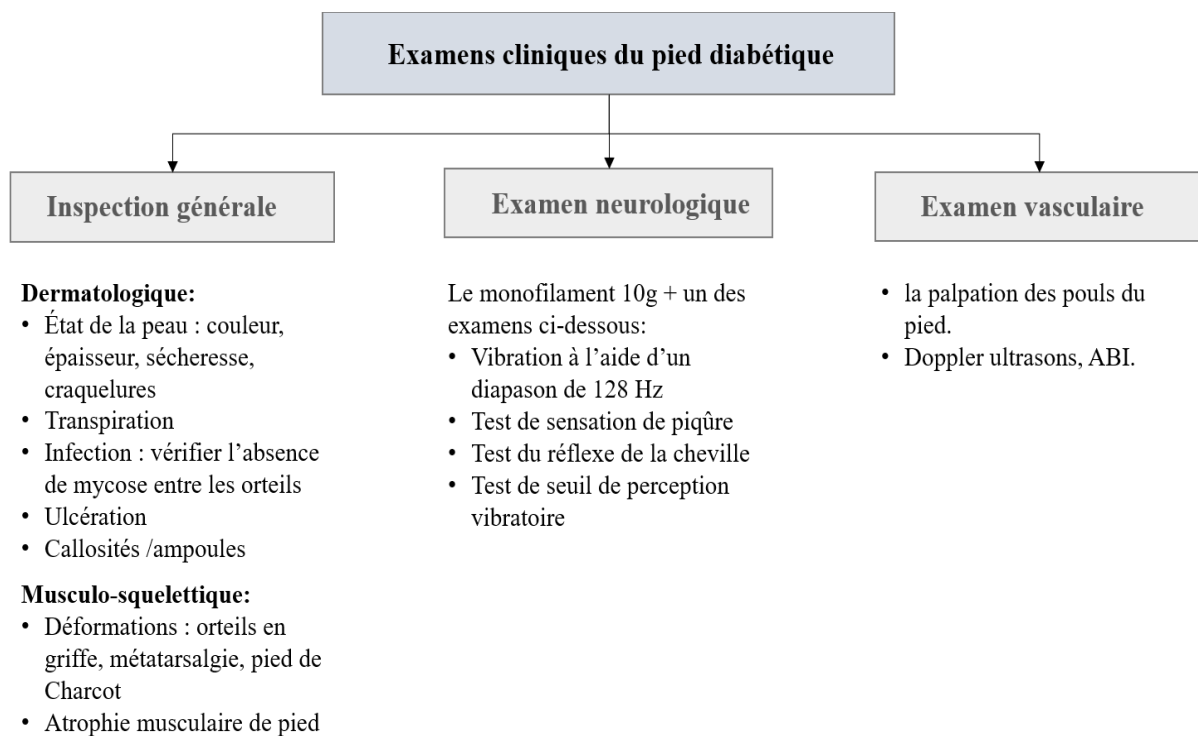


Figure 8: Principaux éléments de l'examen du pied diabétique

Une fois que le patient a été soigneusement examiné comme décrit ci-dessus, le spécialiste est capable de le classer dans une catégorie de risque de développer un ulcère. Ces catégories sont conçues pour l'orientation et le traitement ultérieur par le clinicien ou l'équipe spécialisée, et la

fréquence du suivi par le généraliste ou le spécialiste. Une catégorie plus élevée est associée à un risque accru d'ulcération, d'hospitalisation et d'amputation [28].

Cette classification n'est pas la même dans tous les pays, mais la plus répandue et adoptée par plusieurs spécialistes et médecins est celle présentée dans le travail de Boulton et al [24] , qui partitionne les patients diabétiques en 4 grands groupes, comme l'indique le tableau 1.

Les patients de la catégorie de risque 0 (risque faible) sont des personnes qui n'ont pas le problème de pied diabétique. Généralement, la catégorie R0 doit recevoir une formation sur les soins des pieds et subir un examen complet des pieds une fois par an. Les patients de la catégorie de risque 1 (risque modéré) sont des patients diabétiques qui souffrent de problème neurologique tel que la neuropathie avec ou sans déformations au niveau du pied. Ce groupe peut être pris en charge par un généraliste ou un spécialiste tous les 3 à 6 mois. Les patients des catégories 2 (risque élevé) et 3 (risque sévère) doivent être orientés vers un spécialiste des soins des pieds ou une clinique spécialisée et être vus tous les 1 à 2 mois.

Tableau 1: classification des patients diabétiques basée sur les examens cliniques [24]

Catégorie	Description	Recommandations de traitement	Suivi suggéré
R0	Le patient ne souffre ni de déformations du pied, ni de LOPS, ni de PAD.	<ul style="list-style-type: none"> • Education des patients, et conseils sur les chaussures appropriées. 	Annuel (par généraliste ou spécialiste)
R1	Patients avec problèmes neurologiques LOPS ± déformations.	<ul style="list-style-type: none"> • Envisager des chaussures réglementaires ou accommodantes. • Envisager une chirurgie prophylactique si la déformation ne peut pas être accommodée en toute sécurité dans les chaussures. • Poursuivre l'éducation des patients 	Tous les 3 à 6 mois
R2	Patients avec problèmes artériels PAD ± LOPS	<ul style="list-style-type: none"> • Envisager des chaussures prescriptives ou accommodantes. • Envisager une consultation vasculaire pour un suivi combiné. 	Tous les 2 à 3 mois
R3	Patients avec historique d'ulcération ou d'amputation	<ul style="list-style-type: none"> • Même recommandations que la catégorie R2. • Envisager une consultation vasculaire en cas de PAD 	Chaque 1 à 2 mois

Il faut préciser que l'absence de symptômes ne signifie pas que les pieds sont sains ; le patient diabétique peut souffrir d'une neuropathie, d'une maladie vasculaire périphérique ou même d'un ulcère sans se plaindre. C'est pourquoi les pieds du patient doivent être examinés d'une manière régulière, et ses chaussures et chaussettes doivent également être inspectées.

De nouvelles technologies sont nécessaires pour améliorer ce diagnostic précoce du pied diabétique. Parmi les différentes caractéristiques qui peuvent être prise en compte, la température est une caractéristique importante, comme sera montré dans la section suivante.

1.3 Utilisation de l'imagerie thermique en médecine

Depuis plusieurs siècles, la variation de la température corporelle était considérée comme une indication d'un problème de santé sous-jacent [29]. La section suivante décrit l'utilisation de la thermographie infrarouge dans le domaine médical.

1.3.1 L'imagerie thermique

Nos yeux sont des capteurs conçus pour capter la lumière visible, c'est-à-dire la partie visible du spectre électromagnétique (figure 9). Toutes les autres formes de rayonnement électromagnétique, comme l'infrarouge, sont invisibles à nos yeux. L'existence de la thermographie infrarouge (IRT) remonte aux années 1800, où l'astronome Frederick William Herschel [30] a découvert pour la première fois l'existence d'un rayonnement invisible qu'on appelle aujourd'hui « rayonnement infrarouge ».

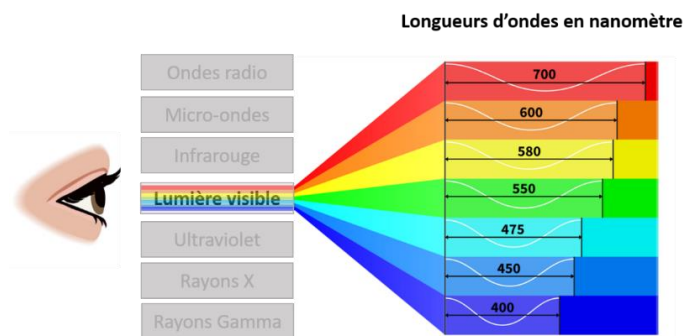


Figure 9: les longueurs d'ondes visibles par l'œil humaine

Le rayonnement infrarouge fait partie de notre vie quotidienne, nous le ressentons sous forme de chaleur, comme celle du soleil, du feu ou d'un radiateur. Bien qu'il soit invisible pour nos yeux, les nerfs de notre peau le détectent comme une chaleur. Plus un objet est chaud, plus il émet de rayonnement infrarouge. En fait, l'imagerie thermique consiste à convertir les mesures de ces rayonnements infrarouges en une image radiométrique, qui permet de lire les valeurs de

température. Chaque pixel de l'image radiométrique correspond à une mesure de température. Pour cela, les caméras thermiques utilisent des algorithmes complexes qui ont fait un outil puissant et non invasif pour surveiller, diagnostiquer et identifier les problèmes à un stade précoce, afin de pouvoir les documenter et de les corriger avant qu'ils ne s'aggravent et n'entraînent des solutions coûteuses. La technologie IRT a été utilisée depuis longtemps dans de nombreux domaines, tels que l'astronomie, les véhicules autonomes [31], la construction de bâtiments [32], les applications militaires [33], la surveillance [34] et bien sûr, la médecine [35].

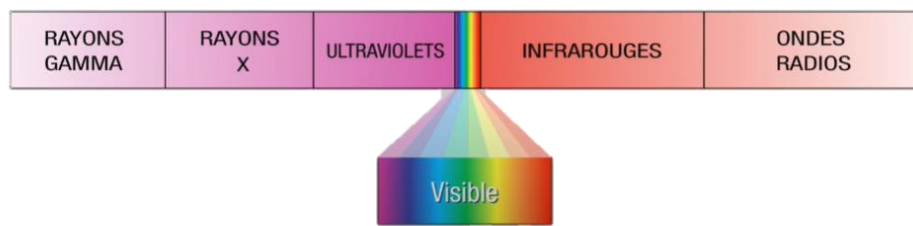


Figure 10: les différents types de rayonnements existants.

1.3.2 Les applications médicales

La thermographie consiste à mesurer la température des surfaces de la peau. C'est une technique de dépistage qui permet de repérer les anomalies de température, qui peuvent être le signe de problèmes de santé. Elle est non invasive, sans contact, économique, rapide et n'inflige aucune douleur au patient. C'est une technologie qui est largement utilisée dans le domaine médical, elle a gagné en importance ces dernières années en raison des facteurs suivants :

- L'imagerie thermique est moins sensible à la lumière et par conséquent, un mauvais éclairage n'a pas d'effet négatif sur l'image.
- La température en tant qu'outil de diagnostic a montré des résultats prometteurs dans la détection précoce de nombreuses maladies, comme le cancer du sein [36], la polyarthrite rhumatoïde [37], le syndrome de Raynaud [38], ...etc.
- La distribution de température de la surface d'un objet peut être facilement obtenue sur une large zone en un seul clic de caméra thermique.
- Les patients ne sont pas soumis à des radiations nocives provenant de l'équipement d'imagerie.
- Avec les améliorations apportées aux équipements de détection thermique et aux capacités des logiciels de traitement d'images, le système de diagnostic assisté par ordinateur est devenu un outil de pointe plus moderne et plus rapide.

Ring et al [35] ont étudié le développement de la mesure de température en médecine et l'utilisation de la thermographie pour visualiser les schémas spatiaux et temporels de la température de l'homme, dans ses états de santé et de maladie sur une période de 25 ans.

De 1934 à 1936, Hardy [39] [40] a étudié le rôle physiologique de l'émission infrarouge du corps humain et a proposé que la peau humaine peut être considérée comme un corps noir rayonnant. Ce rayonnement thermique peut être détecté à l'aide d'une caméra thermique. La physique de l'imagerie thermique infrarouge a été présentée en détail dans le travail de [41].

L'imagerie thermique infrarouge fonctionne en capturant le rayonnement infrarouge émis par diverses régions du corps. Chaque partie du corps humain est associée à un modèle thermique spécifique basé sur la microcirculation près de la surface de la peau. Ainsi, l'imagerie thermique peut être utilisée pour surveiller les changements du profil de température d'une région particulière en fonction du temps.



Figure 11: L'image montre la main d'une personne présentant les symptômes de la maladie de Raynaud et celle d'une personne non affectée. La main affectée par la maladie de Raynaud est à droite, l'autre main n'est pas affectée [42].

La quantification des images thermiques infrarouges médicales pour le diagnostic précoce des conditions pathologiques humaines a fait le sujet de nombreuses recherches, comme présenté dans [43]. Parmi les maladies diagnostiquées par l'imagerie thermique, il existe le syndrome de Raynaud [38]. Il s'agit d'une maladie qui affecte les extrémités corporelles, souvent les mains et les pieds. En cas d'exposition au froid ou au stress, les vaisseaux sanguins se resserrent ou se rétrécissent, ce qui limite la circulation du sang. Comme montré dans la figure 11, après une exposition à l'eau froide pendant 2 minutes, la main non affectée se réchauffe considérablement plus vite et commence à émettre des niveaux plus élevés de rayonnement (chaleur) peu après l'exposition, tandis que la main affectée continue à émettre des niveaux plus faibles. Aujourd'hui, la thermographie est utilisée également dans le diagnostic de maladies

mortelles, tel que le cancer du sein [36] [44]. La capacité de cette technologie à détecter des signes thermiques pouvant suggérer un état précancéreux du sein, ou des signes de cancer à un stade précoce, réside dans sa particularité unique à surveiller les variations de température produites par les premiers changements dans la physiologie des tissus [45] [46]. Alors que la mammographie, l'échographie, l'IRM et d'autres types d'imagerie structurelle reposent principalement sur la détection de la tumeur physique, la thermographie repose sur la détection de la chaleur produite par l'augmentation de la circulation des vaisseaux sanguins et les changements métaboliques associés à la genèse et à la croissance d'une tumeur (figure 12).

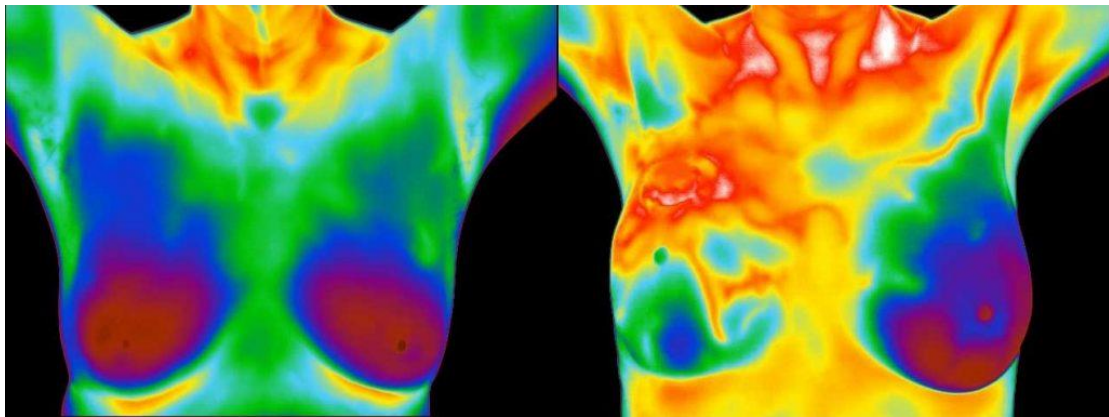


Figure 12: exemple d'image thermique d'une femme saine (à gauche) et une autre atteinte du cancer de sein (à droite).

1.4 La thermographie et le pied diabétique

Dans notre étude nous nous intéressons à l'utilisation de la thermographie dans le diagnostic des problèmes de pied diabétique, à cet égard, plusieurs recherches ont précédemment mis en évidence l'utilité de la thermométrie dans la surveillance de la température de la peau pour réduire le risque d'ulcération, et ont montré qu'il existe une relation significative entre la variation de température et les problèmes de pied diabétique. Dans ce qui suit, nous représenterons un état de l'art des principaux travaux effectués dans ce domaine.

1.4.1 Etat de l'art

L'une des premières études suggérant que la thermométrie utilisée par les patients eux-mêmes peut identifier les zones d'inflammation avant la destruction de la peau, est celle menée par Armstrong et al.[1], l'objectif principal de cette étude était d'évaluer l'efficacité d'un instrument thermique "TempTouch" pour contrôler la variation de température à domicile, afin de réduire l'incidence des complications du pied pour les patients de la catégorie "à risque élevé". Dans [47], une association entre une température locale élevée et une pression localisée conduisant à des lésions tissulaires a été rapportée, dans le même contexte, Sandrow et al. [48] ont utilisé la

thermométrie comme outil de diagnostic pour la détection de fractures neuropathiques occultes chez les patients diabétiques. La thermographie a été largement utilisée dans d'autres problèmes des diabétiques, comme l'évaluation des changements de température de la peau dans toutes les parties du corps [49]. D'autre part, Guotai et al. [50] présente une nouvelle méthode d'évaluation du système de métabolisme du corps d'un patient diabétique basée sur la thermographie. Comme alternative à l'extraction d'échantillons de sang, Sivanandam et al [51] ont utilisé la thermographie infrarouge pour obtenir un HbA1c précis sans extraction d'échantillons de sang. Nous pouvons également mentionner l'expérience réalisée par [52], qui permet de détecter les changements de température pendant l'hypoglycémie.

Une étude de corrélation entre la neuropathie diabétique et la température plantaire du pied a été effectuée par Bagavathiappan et al.[3]. Dans leur travail, ils ont prouvé la capacité de la thermographie à détecter le problème de neuropathie diabétique, qui est l'un des principaux facteurs de risque du pied diabétique comme expliqué dans la section 1.2.5. Brånemark et al. [53] ont observé les modèles de distribution de la température des mains et des pieds chez des sujets non-diabétiques et diabétiques. Cette comparaison a permis de trouver des anomalies caractéristiques dans les schémas d'émission sur les mains et les pieds de 16 jeunes diabétiques avec ou sans complications vasculaires manifestes. Bharara et al. [54] ont créé un indice de cicatrisation des plaies basé sur le profil thermique des plaies du pied diabétique. Cela permet d'étudier le modèle de guérison des complications du pied afin de proposer un traitement.

Peregrina-Barreto et al. [55] ont étudié le profil thermique des patients diabétiques et l'ont analysé en utilisant le concept d'angiosome. Ils ont divisé le pied entier en quatre régions correspondant à quatre angiosomes, un concept proposé par Nagase et al [56] . La différence de température estimée entre le pied gauche et le pied droit a été calculée pour effectuer l'analyse. En outre, la classification des modèles thermiques est effectuée pour chacune des quatre régions sur la base de sept classes dérivées. Ils ont conclu que la différence de température estimée ne montrait pas de différence utile pour l'analyse et que l'estimateur de points chauds était capable de détecter des points chauds qui se sont ensuite révélés être des ulcères. Hernandez-contreras et al. [57] ont pu observer le modèle papillon associé aux sujets non diabétiques [58]. Ils ont formulé un indice appelé TCI (Thermal Change Index) basé sur les lectures de température des angiosomes correspondants des sujets diabétiques et non diabétiques. Ils ont identifié qu'un changement de 1°C était suffisant pour identifier les différentes classes thermiques.

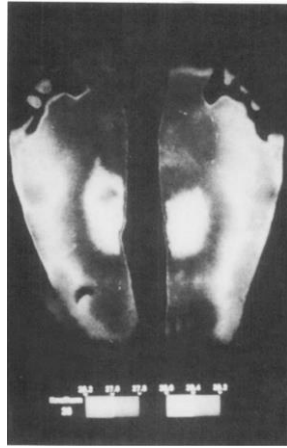


Figure 13: thermogramme d'une personne saine montrant le modèle de papillon symétrique [51]

Liu et al. [59] ont pu détecter des régions anormales dans les pieds des patients en utilisant la différence de température entre le pied ipsilatéral et le pied contralateral avec un seuil de $2,2^{\circ}\text{C}$. une segmentation et un recalage automatique du pied ont été effectués, puis la différence de température entre le pied gauche et le pied droit a été calculée.

Des changements brusques de la température ont été observés par Renero et al. [60] en utilisant la thermographie pour détecter d'éventuelles formations d'ulcères diabétiques. Dans leur étude, Gatt et al.[61] ont démontré que la probabilité de présence de complications ischémique, neuropathique ou neuro-ischémique augmente avec l'élévation de la température de ces régions. Vilcahuaman et al. [2] ont proposé d'analyser la variation de température de la voute plantaire en utilisant la caméra thermique. Ils ont extrait des caractéristiques thermiques de ces images, tel que la moyenne de température de la surface plantaire et la différence de température contralateral entre pied gauche et droit. Ces données ont été utilisées pour détecter les personnes souffrant d'hyperthermie. Bougrine et al. [62] [63] [64] ont également continué sur le même chemin, en utilisant la thermographie pour diagnostiquer les zones à risque d'ulcération. Dans leurs travaux, ils ont développé de nouvelles méthodes dans l'acquisition des images thermiques ainsi que leur traitement.

En plus de ces utilisations, la thermographie présente l'avantage d'éviter les pressions indésirables qui peuvent affecter la mesure de la température, ainsi que la transmission d'organismes pathologiques. Un autre avantage important est que cette technologie permet de mesurer la distribution de température de n'importe quelle surface, quelle que soit sa forme, contrairement au LCT (Liquid crystal thermography) [65] qui nécessite une pression uniforme pour obtenir une mesure fiable.

1.4.2 Mesure de la température du pied diabétique : technologies existantes

Dans la littérature, il existe trois catégories de technologies pour mesurer la température de la voûte plantaire; les thermomètres infrarouge dermiques portatifs [66], les caméras thermiques [2], et la thermographie à cristaux liquides connue sous le nom anglais « Liquid Cristal Thermography » LCT [65] [67].

Des essais contrôlés et randomisés ont validé l'utilisation de thermomètres dermiques portatifs pour la prévention de l'ulcération récurrente du pied diabétique [66] [1] [68]. Parmi les limitations de cette technologie, c'est que la température est mesurée manuellement à des endroits spécifiques du pied. Ce qui la rend subjective, vu qu'on ne peut pas avoir une distribution de la température de l'ensemble du pied. Et ça ne permet pas la détection automatique des complications des pieds, si elles existent.

L'autre catégorie est la thermographie à cristaux liquides. LCT donne une information sur la distribution de la chaleur du pied à travers une empreinte colorée sur un diapositif composé de couches de cristaux liquides thermochromiques encapsulés. L'image obtenue reste quelques minutes et puis elle disparaît. Actuellement, deux produits basés sur cette technologie sont commercialisés; SpectraSole Pro 1000 [69] et TempStat [70].



Figure 14: SpectraSole Pro 1000 [71]

SpectraSole Pro 1000 est conçu comme un classeur pliable, qu'on pose au sol pendant l'examen. Le patient place les deux pieds sur les plaques de l'appareil comme montré dans la figure 14, pendant environ une minute. Ensuite les images de la distribution thermique apparaîtront pour certain temps. Tandis que pour TempStat, il s'agit d'instrument destiné à l'usage à domicile, qui permet de visualiser les régions chaudes du pied et au même temps joue le rôle d'une balance pour le pesage du poids. Comme SpectraSole Pro 1000, TempStat utilise la technique LCT.



Figure 15: photo de TempStat [70]

Finalement, on passe aux caméras thermiques. Cette technologie simple et non invasive a très fortement évolué ces dernières années et est devenue la plus utilisée dans le domaine. Contrairement au LCT, les systèmes basés sur des caméra thermique IR ont l'avantage d'être sans contact, ce qui évite les pressions indésirables et la transmission d'organismes pathologiques et leur permet de mesurer facilement la température de la voute plantaire et même la face dorsale du pied, ce qui n'est pas faisable avec un TempStat ou un SpectraSole Pro 1000.



Figure 16: exemples de caméras thermiques commercialisées

Les caméras thermiques nous permettent de visualiser la distribution de température sur la surface plantaire entière et non pas uniquement des zones ou des points, ce qui est le cas pour les thermomètres IR portatifs. En tant que tels, les systèmes de caméras IR présentent un très grand potentiel pour les applications télé-médicales.



Figure 17: exemple d'image thermique de voutes plantaires [72]

1.4.3 Analyse des images thermiques du pied diabétique

La caméra thermique génère une visualisation graphique de la distribution de température sur la surface plantaire (figure 17). Maintenant qu'on dispose de ces images, appelées aussi thermogrammes, on passe à la phase la plus importante qui consiste à analyser ces images et les interpréter. Dans la littérature, les méthodes d'analyse de température des voutes plantaires peuvent être partitionnées en quatre types ; analyse de température de chaque pied indépendamment, analyse asymétrique des deux pieds, analyse de distribution de la température et l'analyse basée sur un stress. Dans ce qui suit, nous présentons les principaux travaux effectués dans chaque catégorie.

Approches d'analyse indépendante du pied :

La principale idée dans ce type de méthode, est d'analyser la température de chaque pied séparément. Commenant par l'étude effectuée par Ammer et al.[73], dans laquelle, ils ont essayé de trouver une corrélation entre l'élévation de température de certaines zones dans le pied et la formation de callosité et déformation des orteils. D'après leur étude, ils ont montré que la moitié des patients avaient une augmentation de température sur leurs pieds. Mais n'ont pas pu en déduire une liaison entre cette augmentation et les changements de la peau ou la déformation du pied. Pour quantifier la température du pied par imagerie thermique, Sun et al. [9] a défini un protocole standardisé. Il a été constaté que la température dans chaque région plantaire variait en fonction du temps pendant 25 minutes de l'expérience. L'étude a également révélé que la température plantaire moyenne globale s'était stabilisée au bout de 15 minutes et que cette période était donc recommandée pour les mesures thermographiques cliniques. Dans un autre travail de Sun et al.[74], ils ont effectué une étude qui a pour but d'analyser la relation entre la température de la voute plantaire et la réponse cutanée sympathique de la peau (SSR). Ils ont trouvé que les patients à risque élevé (personnes avec régions pré-ulcéreuses et sans SSR) ont une température moyenne du pied plus élevée par rapport aux patients diabétiques avec SSR, sans SSR et les personnes contrôlées. En 2010, Bagavathiapan et al. [3] ont effectué une étude pour évaluer la relation entre la température de la voute plantaire, et le problème de neuropathie. Ils ont prouvé que les patients diabétiques souffrant de neuropathie ont une température plus élevée (entre 32 – 35 °C) en comparaison avec les personnes sans neuropathie (27 – 30 °C). Pour cette étude ils ont partitionné chaque pied en 6 régions d'intérêt (figure 18) pour les analyser séparément.

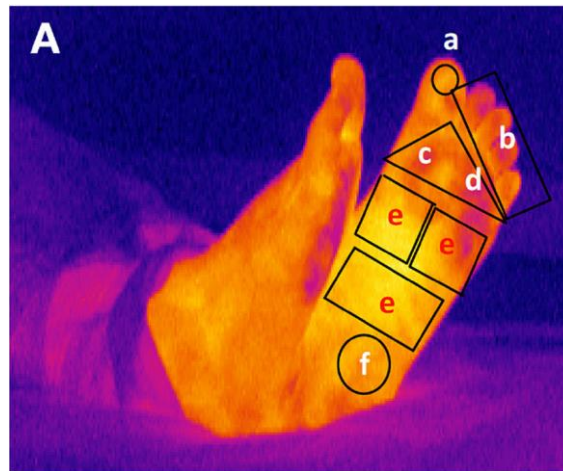


Figure 18: les régions d'intérêt proposées par Bagavathiapan et al. pour mesurer la température.

Approches d'analyse asymétrique des deux pieds

En général, il existe une symétrie controlatérale dans la distribution de la température de peau chez les personnes saines. De ce fait, toute asymétrie dans cette distribution peut être un indicateur d'une anomalie. Plusieurs études ont adopté ce principe dans leur analyse. Par exemple, Liu et al. [75], et Kaabouch et al [76] [77] [78] ont pu identifier des zones ulcéreuses en effectuant une analyse symétrique entre les pieds superposés. Cette analyse consiste à calculer la différence d'intensité des pixels entre le pied gauche et droit, si cette dernière dépasse un certain seuil, cela indique la présence d'une anomalie. L'étude effectuée par Gatt et al.[79] consistait à vérifier si la température de peau entre les mêmes régions des membres controlatéraux est symétrique. Ils ont trouvé qu'il existe une symétrie générale de la température cutanée entre les parties controlatérales, en termes de magnitude et de forme. Harding et al. [80] a démontré qu'une augmentation de température a été observée dans le thermogramme du pied avec ostéomyélite en comparaison avec celui de la plante du pied controlatéral.

Approches d'analyse de distribution

Ce type d'approches est basé principalement sur la distribution de température sur la surface plantaire. Peregrina et al. [55] ont proposé une méthodologie qui détermine et analyse les différences de température pour détecter une augmentation anormale de la température du pied diabétique en se basant sur le concept d'angiosome (figure 19). Cependant, plusieurs études ont rapporté que chez les patients non diabétiques, il est courant de trouver une distribution similaire, contrairement aux patients diabétiques dont la distribution de la température varie.



Figure 19: les angiosomes de la voute plantaire

En 1991, Chan et al. [58] ont défini cette distribution comme un motif papillon symétrique (montré précédemment dans la figure 13), où la température la plus élevée se trouve dans l'arc et diminue au fur et à mesure que l'on s'éloigne de cette région. Après plusieurs années, Nagase et al [56] ont proposé un nouveau système de classification avec 20 catégories de modèles thermiques dans la région plantaire basé sur le concept d'angiosome proposé par [81]. Dans le même contexte, Mori et al [31] ont réussi à réduire le nombre de catégories dans la classification, en proposant un nouveau système de classification des modèles thermographiques plantaires. Pour les personnes en bonne santé, le système donne 4 catégories, et 6 pour les personnes diabétiques.

Approches d'analyse par stress

Le principe de ces approches consiste à appliquer différents types de stress, que ce soit thermique (ex : bain froid) ou dynamique (ex : la marche) sur les pieds des patients diabétiques afin de voir leur réactivité et leur thermorégulation dans le temps. A cet égard, Bharara et al [82] ont mené une étude dans laquelle 12 personnes étaient évaluées. Six sont diabétiques atteints de neuropathie et les six autres sont des personnes saines. Cette étude comportait 3 visites ; la première visite qui est considérée ligne de base, la deuxième 6 semaines après et la dernière 12 semaines plus tard. Le protocole suivi dans cette expérimentation est le suivant : une première image thermique est acquise 20 minutes après le repos, une deuxième acquisition est effectuée juste après que les patients marchent pendant 20 minutes, et finalement ils attendent 10 min pour prendre une dernière image. Le but est d'évaluer la thermorégulation post-stress des pieds de patients et chaque image est assignée à l'une des catégories définies par Nagase et al [56].

Dans leur travail, Balbinot et al. [83] ont effectué une analyse de la thermorégulation du pied diabétique après l'application d'un stress thermique (Cold Stress Test). Leur étude consistait

à capturer une première image thermique des pieds en repos et en stabilité thermique. Ensuite, les pieds qui sont préalablement protégés par des sacs en plastiques, sont mis dans l'eau froide (15°C) pour une période de 60 secondes. Une deuxième acquisition est effectuée 10 minutes après, pour calculer l'indice de récupération thermique du pied. Cet indice est calculé en mesurant la température moyenne de 10 régions d'intérêt de la même dimension. Grâce à ce travail, ils ont pu montrer l'efficacité de la thermographie dans le diagnostic précoce de la neuropathie.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, Nous avons donné les principales définitions et notions de base médicale sur la pathologie du diabète, ses causes, ses types, et son impact sur différents domaines. D'une manière particulière, nous nous sommes intéressés au problème du pied diabétique. L'une des complications les plus répandues du diabète, qui représente un véritable fardeau social et économique pour la santé publique, et qui pèse sur les budgets de santé mondiaux. Afin de pouvoir se positionner par rapport au progrès scientifique dans ce domaine, nous avons exploré les différents travaux connexes qui ont analysé la relation entre la température et le diagnostic du pied diabétique, ainsi que la pertinence de la thermographie infrarouge dans cette analyse. Ces travaux de la littérature ont utilisé différentes technologies pour mesurer la température du pied, à savoir ; la thermographie par contact comme le LCT et la thermographie infrarouge sans contact. Dans notre cas, on s'intéresse à la thermographie infrarouge en utilisant la caméra thermique, cette technologie a l'avantage d'être rapide, sans contact et non invasive.

Dans le cadre de notre thèse, on propose un système convivial et simple à utiliser, c'est pour cela et contrairement aux travaux existants nous n'avons adopté aucun protocole restreint dans l'acquisition de nos images. En effet, nos images sont acquises à l'aide d'un smartphone équipé de la caméra thermique FLIR ONE Pro, qui permet de capturer une image thermique et une image couleur en même temps et à main levée. Le chapitre suivant contiendra plus de détails sur notre protocole, ainsi que la base de données qu'on a créé dans le cadre du projet.

Chapitre 2 : Acquisition des images de voûtes plantaires

Sommaire

Chapitre 2 : Acquisition des images de voûtes plantaires	43
2.1 Introduction	44
2.2 Matériel d'acquisition	44
2.3 Les campagnes d'acquisitions	47
2.3.1 Campagne d'acquisition du groupe diabétique	47
2.3.2 Campagne d'acquisition du groupe témoin.....	48
2.4 Protocole d'acquisition	49
2.4.1 Protocoles existants dans la littérature (état de l'art)	49
2.4.2 Protocole STANDUP	51
2.5 Conclusion.....	56

2.1 Introduction

L'acquisition des images de la voute plantaire est une étape cruciale dans le processus de détection des troubles du pied diabétique. La surveillance des pieds diabétiques, consiste d'une part à évaluer l'état thermique du pied pour détecter les éventuelles zones d'hyperthermie (indice d'ulcération), et d'autre part à examiner l'état cutané et morphologique du pied (déformations, calus...etc.). De ce fait, cette surveillance nécessite à la fois des images visibles et des images infrarouges. Pour cela, il est primordial de choisir le bon matériel d'acquisition, de définir un bon protocole d'acquisition, et de développer et choisir les bons algorithmes de prétraitement.

Ce chapitre est organisé de la manière suivante; la première section 2.2 sera consacrée à la description du matériel utilisé, le protocole de recrutement des patients sera détaillé dans la section 2.3. La partie suivante (section 2.4) concernera le protocole d'acquisition qu'on a adopté dans cette thèse, ainsi qu'une vue rapide sur les protocoles existants dans la littérature. La dernière section conclut le chapitre.

2.2 Matériel d'acquisition

De nos jours, les caméras thermiques sont de plus en plus utilisées dans un large champ d'applications médicales [84]. En plus qu'elles soient non invasives, non irradiantes, rapides et simples à utiliser, cette technologie permet de mesurer de très petites différences de température, ainsi qu'elle convertit les modèles de chaleur invisibles en images claires et visibles par l'être humain. Ces dernières années, les caméras thermiques ont remarquablement évolué, et on trouve actuellement différentes gammes proposées dans le marché à des prix raisonnables. De ce fait, et devant cet immense choix de caméras, il était nécessaire de fixer des caractéristiques à respecter pour effectuer un bon choix du matériel qu'on utilisera. Ces caractéristiques ne sont pas choisies aléatoirement, mais en se basant sur notre problématique et les objectifs qu'on souhaite atteindre dans notre projet.

Dans ce qui suit, nous allons expliquer en détail le choix de la caméra thermique utilisée, ainsi que ses principales caractéristiques.

Comme précédemment indiqué dans l'introduction générale, STANDUP est un projet qui vise à développer une solution médicale simple à utiliser par les professionnels de santé et les patients, en utilisant essentiellement le smartphone. En vue de cela, nous nous sommes orientés aux caméras thermiques conçues à l'utilisation avec smartphone. Dans ce travail, la caméra thermique utilisée est la FLIR ONE Pro [85].

Les caractéristiques de la caméra choisie :

Le choix de la caméra thermique repose sur 3 caractéristiques principales; la résolution, la précision et la gamme spectrale.

1- Résolution de la caméra :

La taille moyenne du plus grand pied que nous considérons est de 30 cm, (Les pieds péruviens, français et marocains sont concernés dans cette étude). De ce fait nous avons choisi un champ de vision vertical de 40 cm; 30 cm pour inclure le pied, en plus d'une marge de 5 cm en haut et 5 cm en bas du pied. Horizontalement, 40cm suffira pour contenir les deux pieds (largeur moyenne de pied est d'environ 10 cm). La même marge de 5 cm a été laissée des deux côtés droit et gauche des pieds. Donc notre champ visuel est de 40x40 cm², comme illustré dans la figure ci-dessous.

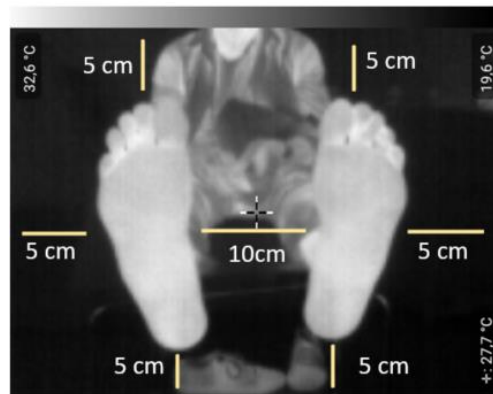


Figure 20: les marges à respecter durant l'acquisition des images thermiques de voute plantaire [86]

Durant les premières phases de l'infection, la plus petite zone d'hyperthermie est approximativement un cercle mesurant un cm de diamètre. Selon le premier théorème de Shannon et les valeurs utilisées dans le traitement d'image, deux pixels sont nécessaires pour la détection de la plus petite zone à risque. Cela signifie que l'on peut choisir une caméra thermique dont la résolution est supérieure à 80x80 pixels. Pour toutes ces raisons FLIR ONE Pro a été sélectionnée pour notre étude, vu qu'elle se compose de deux capteurs; le premier est un capteur thermique qui mesure la chaleur par émission infrarouge, caractérisé d'une résolution d'image de 160x120 pixels et le deuxième capteur qui est une caméra RGB classique d'une résolution de 1440x1080 pixels, conçue pour fonctionner en parallèle avec le capteur thermique.

2- Précision de la caméra

Cette caractéristique représente la sensibilité thermique de la caméra à détecter les plus petites différences de température. Plus la sensibilité thermique est élevée, plus la caméra est capable de détecter les différences de température faibles. Dans notre cas, la problématique principale consiste à détecter les zones d'hyperthermie dans la voute plantaire. Cette hyperthermie correspond à une différence de température point à point entre les pieds controlatéraux supérieure à 2.2°C [1] [87]. De ce fait, la précision de la caméra doit être meilleure que 0.2°C (environ 10% de la valeur à évaluer). FLIR ONE Pro est capable de détecter les différences de température de 0.1°C . Ce qui la rend très adaptée à notre étude.



Figure 21: système d'acquisition ; (a) la caméra FLIR ONE Pro, (b) la caméra FLIR ONE Pro connectée à un smartphone

3- Gamme spectrale de la caméra

Dans les conditions normales, la température du corps d'une personne saine est d'environ 32°C . d'après la loi de Wien, la longueur d'onde de ce rayonnement infrarouge est d'environ $9.5\ \mu\text{m}$. Donc, la caméra qui sera choisie doit impérativement contenir cette longueur d'onde dans sa gamme spectrale. C'est pour cette raison qu'on a choisi FLIR ONE Pro qui a une gamme spectrale entre 8 et $14\ \mu\text{m}$.



Figure 22: exemple d'acquisition ; image thermique et son image RGB correspondante

En plus de ces caractéristiques, le logiciel de la caméra FLIR ONE Pro comprend une technologie d'alignement appelée imagerie multispectrale dynamique ou MSX (Multispectral Dynamic Imaging) [88], qui lui permet de fournir des images RGB et thermiques spatialement recalées. MSX augmente la clarté des images acquises en intégrant les détails des bords et contours de la lumière visible dans les images thermiques en temps réel. Cette technologie ne dilue pas l'image thermique et ne réduit pas sa transparence. L'image thermique et l'image RGB des pieds sont acquises simultanément, comme le montre la figure 22. Et la dimension de ces images est de 640x480.

2.3 Les campagnes d'acquisitions

Dans le cadre du projet STANDUP, des campagnes d'acquisitions d'images de voutes plantaires ont été conduites dans trois des pays partenaires du projet; à savoir la France, le Maroc et le Pérou. De ce fait, il a fallu respecter les conditions éthiques de chacune des organisations qui ont participé à notre étude. Ces campagnes d'acquisition ont compris des personnes diabétiques de l'hôpital Dos De Mayo au Pérou, et des personnes saines des deux universités; Polytech d'Orléans en France et Faculté des sciences d'Agadir au Maroc. Dans la sous-section suivante, nous allons parler de ces campagnes d'acquisitions et les protocoles de recrutement adoptés pour les patients diabétiques et les groupes témoins.

2.3.1 Campagne d'acquisition du groupe diabétique

Une campagne d'acquisition ciblant les patients diabétiques a été organisée au Pérou, à l'hôpital national Dos De Mayo (HNDM), du 14 janvier 2019 au 9 mars 2019. Un total de 145 patients atteints du diabète type II, dont 91 femmes et 54 hommes d'un âge moyen de 63 ans en ont participé. Cette campagne a été approuvée par le comité d'éthique de l'HNDM, le 10 janvier

2019, le document d'approbation est fourni dans l'annexe B. Toutes les acquisitions et les protocoles suivis dans cette étude ont été réalisés sous la supervision d'infirmières spécialistes et de médecins de cet hôpital. Nous avons appliqué un test de stress thermique (CST) « Cold Stress Test » qui permet d'acquérir deux images à deux instants différents pour la même personne. Ce test sera bien détaillé dans la section suivante. Ce qui nous a permis d'obtenir 290 paires d'images multispectrales.

Critère de recrutement des diabétiques :

Ces personnes qui ont participé à notre campagne sont des patients diabétiques de type II, qui suivent un examen régulier dans le service de diabétologie de l'HNDM. Nous avons exclu les patients souffrant d'ulcères, d'amputations partielles ou totales. Vu que notre objectif ultime est de détecter les zones à risque d'ulcération dans des stades précoces (avant apparition de l'ulcère).

2.3.2 Campagne d'acquisition du groupe témoin

La première campagne d'acquisition a été effectuée au laboratoire PRISME de l'université d'Orléans en janvier 2017. Des étudiants de l'école d'ingénieurs Polytech en stage au PRISME, des doctorants, et des personnels du laboratoire ont participé volontairement à notre campagne. Cela nous a fait un total de 22 personnes non diabétiques, dont 10 femmes et 12 hommes, avec un âge moyen de 25 ans. Pour chaque personne on dispose à la fois d'une image thermique et une image RGB. Ce qui correspond à 22 images multispectrales (RGB + thermique).

Nous avons organisé une deuxième campagne d'acquisition de Décembre 2018 à Mars 2019, cette fois-ci à l'université Ibn Zohr d'Agadir au Maroc. Dans cette campagne, il y avait deux groupes de participation. Le premier groupe se compose de 17 doctorants et membres du laboratoire IRF-SIC. Le deuxième groupe composé de 43 personnes a participé au CST.

Le total des personnes saines qui ont participé à cette campagne est de 60 personnes. 25 femmes et 35 hommes avec un âge moyen de 30 ans. Grâce à cette campagne d'acquisition, nous avons collecté 125 paires d'images (thermique et RGB).

Critère de recrutement des témoins :

Le seul critère de recrutement qu'on a fixé pour ce groupe, c'est que la personne doit être non diabétique, et ne souffre d'aucun problème de pied.

2.4 Protocole d'acquisition

L'un des principaux défis relevés par STANDUP, c'est de proposer un nouveau protocole d'acquisition des images de voute plantaire, qui sera convivial, simple et adaptable dans toutes les situations. Afin d'atteindre un large éventail d'utilisateurs finaux. Dans les deux sous-sections ci-dessous, nous allons présenter les principaux travaux de l'état de l'art qui ont adopté différents protocoles d'acquisition, ensuite nous allons décrire en détails les étapes de notre protocole STANDUP.

2.4.1 Protocoles existants dans la littérature (état de l'art)

La première étape dans le processus du diagnostic de PD est l'acquisition des images thermiques. Dans ce contexte, plusieurs travaux ont suivi des protocoles bien définis pour la prise d'images. Commençons par Vilcahuaman et al.[87], qui ont défini en 2013 un protocole d'acquisition qui prend en compte différents aspects. Les points principaux de cette démarche sont les suivants ; après une examination médicale, dans une salle d'une température bien contrôlée, le patient doit se reposer pour une période de 20 minutes, afin de s'équilibrer avec la température ambiante. Tout rayonnement infrarouge externe doit être éliminé pour ne pas affecter les mesures. En outre, afin d'assurer un fond homogène, et d'isoler soigneusement les pieds du reste du corps pendant l'acquisition, ils ont utilisé une mousse de polyuréthane noire contenant deux trous, à travers lesquels les pieds du patient pouvaient passer. Cette homogénéisation du fond avait pour but de faciliter la phase de segmentation. La figure 23 illustre le protocole de ce travail.

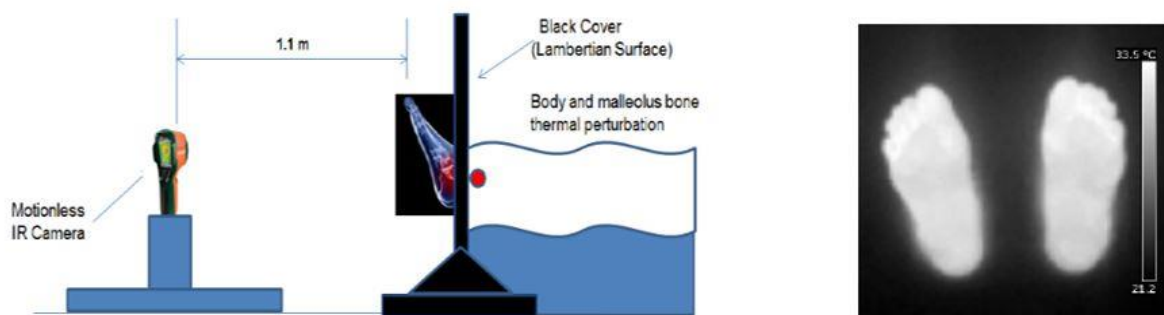


Figure 23: protocole d'acquisition de Vilcahuaman et al.[87], à droite un exemple d'image produite

Dans la même année, Chanjuan et al. [75] ont mis en place un dispositif expérimental (figure 24) qui consiste en une caméra FLIR SC305 placée à une distance de 860 mm afin de fournir une bonne résolution. Dans le champ visuel de la caméra, 6 éléments de référence thermique sont montrés, positionnés au-dessus et au-dessous des pieds (figure 25). Ces éléments servent

de références, car ils sont chauffés à des températures différentes et constantes, et contrôlés après chaque acquisition. Dans ce protocole d'acquisition, le corps du patient n'est pas visible au fond de l'image, comme le montre la figure 25.

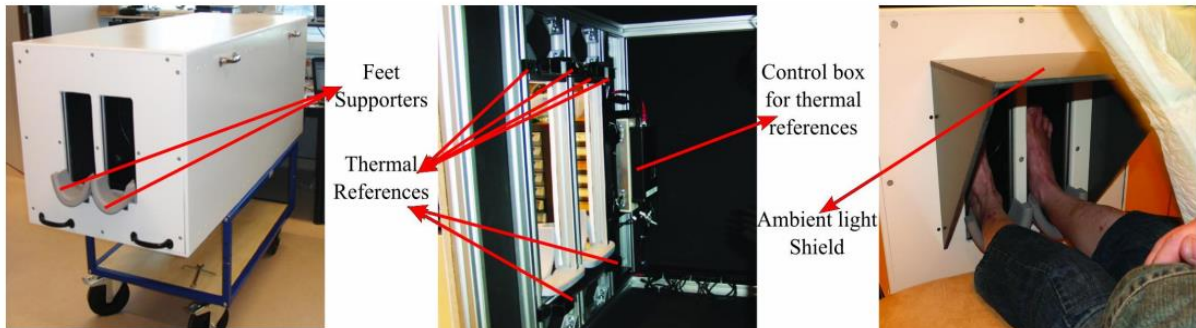


Figure 24: dispositif expérimental de [75]

Dernièrement, plusieurs travaux se sont orientés aux caméras thermiques de smartphone dans leurs protocoles d'acquisition.

Par exemple, Fraiwan et al. [89] ont utilisé une caméra thermique de type FLIR ONE pour acquérir des images de voutes plantaires, en respectant le même protocole de Vilcahuaman et al. [87] précédemment décrit. Sauf que pour Fraiwan, au lieu d'utiliser une mousse de polyuréthane, ils ont utilisé une serviette froide derrière les pieds du patient, pour cacher toute autre source thermique et obtenir un fond noir et homogène, exemple montré dans la figure 26.

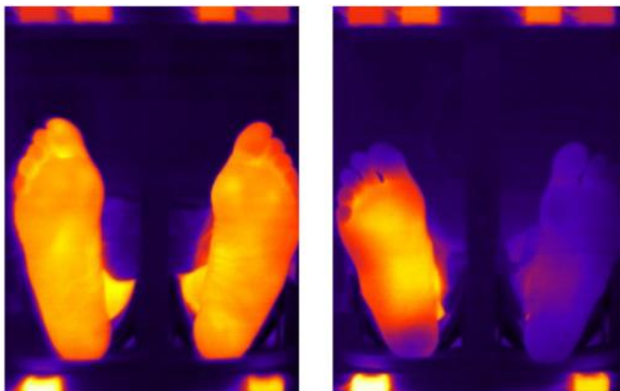


Figure 25: exemples d'acquisition du protocole de Chanjuan et al. [75].
On arrive à voir les 6 éléments chauffés dans les deux images.



Figure 26: exemple d'acquisition du protocole de Fraiwan [89]

Dans leur travail [90], Eid et al. ont également adopté le même protocole d'acquisition que celui de Vilcahuaman. Ils ont utilisé aussi une mousse polyuréthane pour homogénéiser le fond des images. Malgré que FLIR ONE est destinée à être utilisée avec un smartphone, ils ont préféré de mettre le matériel d'acquisition sur un trépied et garder le dispositif sur la même distance du

ped to each acquisition (figure 27). Thing that does not put in value this characteristic of the camera, which is mobility.



Figure 27: système d'acquisition de [90]

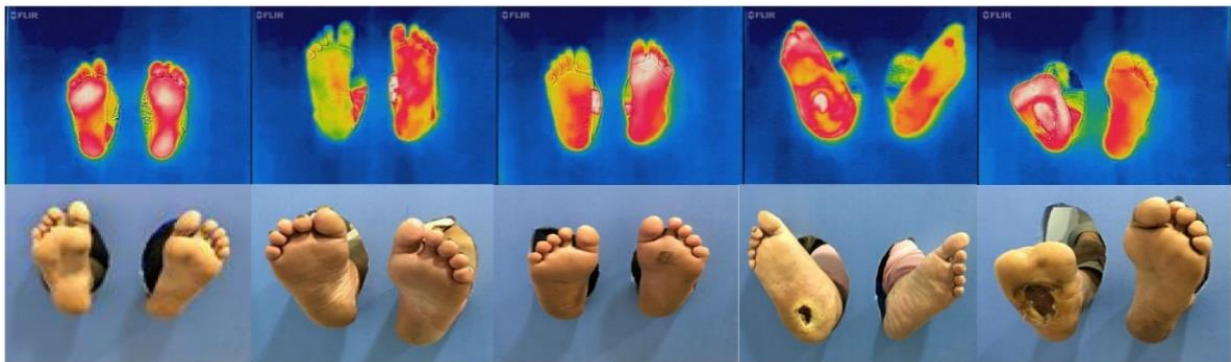


Figure 28: exemples d'images acquises [90]

In 2017, Bougrine et al. [63] who are part of our team of the project STANDUP, proposed a new acquisition protocol that is simpler. The latter does not require any particular configuration, and the images are captured by hand using a smartphone equipped with the FLIR ONE Pro camera. This acquisition protocol will be detailed below.

2.4.2 Protocole STANDUP

This part will be dedicated to the acquisition protocols followed in the campaigns of the project STANDUP. In a first time, we will present the steps of the protocol for diabetic people, then for healthy people.

2.4.2.1 Protocole d'acquisition du groupe diabétique :

The objective of the campaign conducted at l'HNDM (sub-section 2.3.1) was to perform a cold stress test for all patients, in order to study thermoregulation and the thermal response

des pieds diabétiques. Ce test est connu sous le nom anglais « Cold Stress Test » CST (schématisé dans la figure 29), il consiste à immerger les pieds dans de l'eau froide à 15°C pendant 1 minute [91] [83]. Pour assurer une bonne qualité des images, nous avons respecté les normes et protocoles de l'académie internationale de thermologie clinique « IACT » (<http://www.iact-org.org/>). La campagne a été réalisée dans une pièce orientée au nord, avec de petites fenêtres et une luminosité contrôlée. La température moyenne de la pièce était de 20°C avec une variation inférieure à 1°C. le protocole d'acquisition est le suivant :

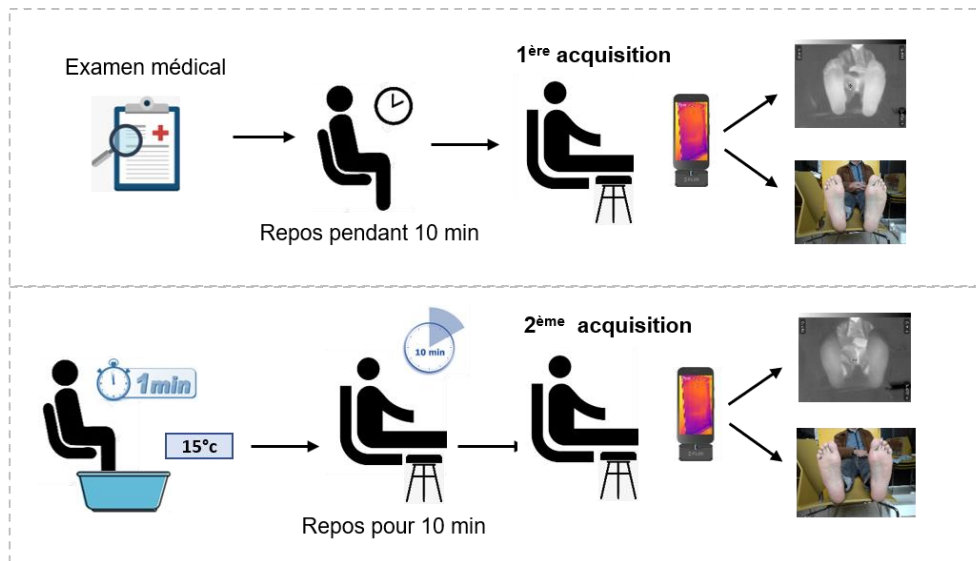


Figure 29: schéma du "Cold Stress Test"

- Le patient enlève ses chaussures et chaussettes, et se repose pendant 10 minutes.
- Le patient lit attentivement et signe le formulaire de consentement (figure 30-a).
- Remplissage de la fiche de données avec les informations du patient (âge, sexe...etc.).
- Le patient s'allonge sur un lit médicalisé et place ses pieds à l'extrémité du lit, en position verticale, en laissant un espace entre les deux pieds.
- La distance entre la caméra et les pieds est choisie de manière à ce que les pieds soient entièrement visibles sur l'image, la première acquisition à l'instant T0 est effectuée (figure 30-b).
- Le patient s'assoit sur une chaise, chaque pied est inséré dans un sac en plastique. Les pieds sont ensuite immergés dans de l'eau froide à 15°C pendant 1 minute (fig. 30-c).
- Le patient soulève ses pieds, les sacs plastiques sont retirés, et après un temps d'attente de 10 minutes une seconde acquisition est réalisée à l'instant T10 (fig. 30-d).



Figure 30: images du protocole "CST" à l'hôpital Dos De Mayo

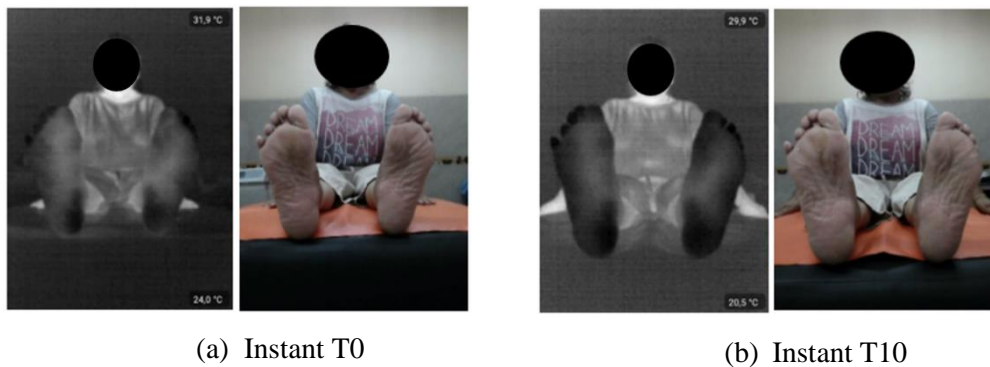


Figure 31: Exemple d'un patient diabétique sans ulcère ni amputation (Hôpital Dos De Mayo). Première acquisition d'image (thermique et RVB) à T0 (a) et deuxième acquisition (thermique et RVB) à T10 (b). Nous pouvons voir que les pieds sont plus froids à l'instant T10 qu'à T0.

2.4.2.2 Protocole d'acquisition du groupe témoin :

Les campagnes d'acquisition des images du groupe témoin ont été réalisées sous les mêmes conditions recommandées par l'IACR et respectées dans la section précédente. Le protocole d'acquisition des personnes saines est le suivant :

- La personne enlève ses chaussures et chaussettes, et se repose pendant 10 minutes.

-
- La personne lit attentivement et signe le formulaire de consentement.
 - La fiche des données du participant est remplie avec ses informations personnelles.
 - La personne s'allonge sur un lit médicalisé ou s'assoit sur une chaise, et met ses pieds à l'extrémité dans une position verticale.
 - Une acquisition est effectuée.

Comme nous l'avons indiqué dans la section 3.3.1.2, un groupe de témoins a également participé dans le test thermique « CST ».

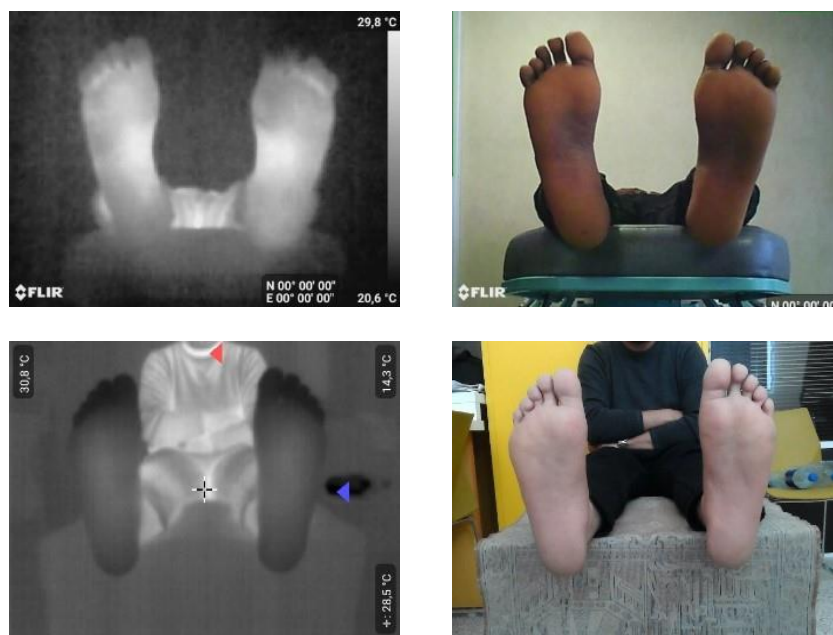


Figure 32: exemples d'acquisitions des groupes témoins ; la 1^{ère} ligne correspond à un sujet du Laboratoire PRISME, et la 2^{ème} ligne correspond à un sujet du laboratoire IRF-SIC.

Les exemples d'images de sujets témoins et de patients diabétiques sont présentés dans les figures 33 et 34, respectivement.

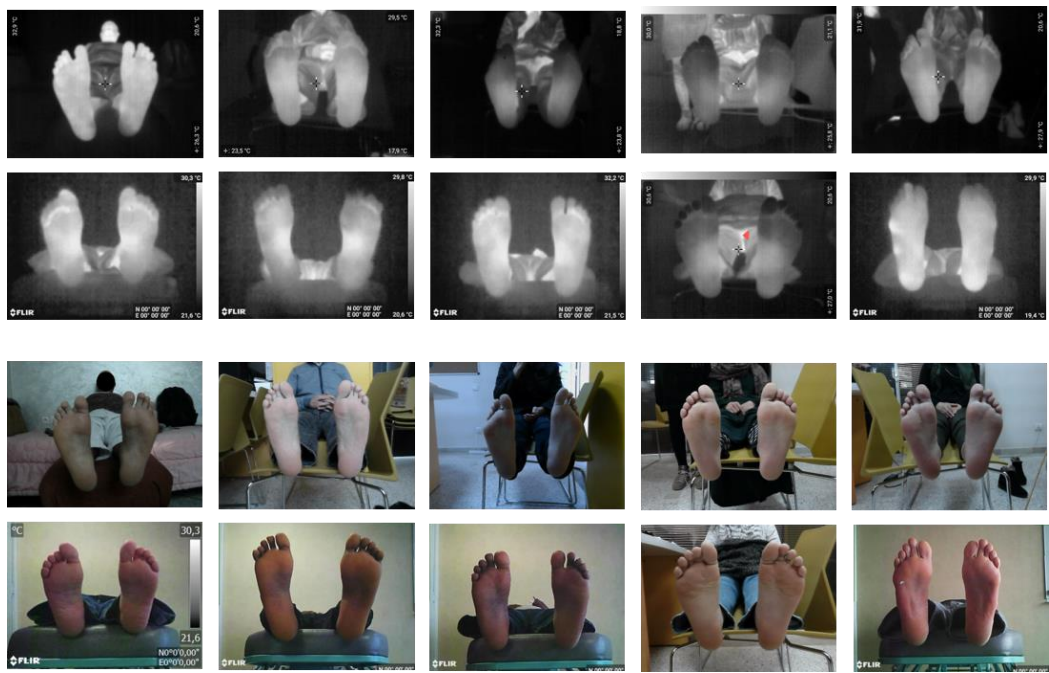


Figure 33: Exemple d'acquisitions de personnes saines ; chaque image thermique a une image couleur correspondante.

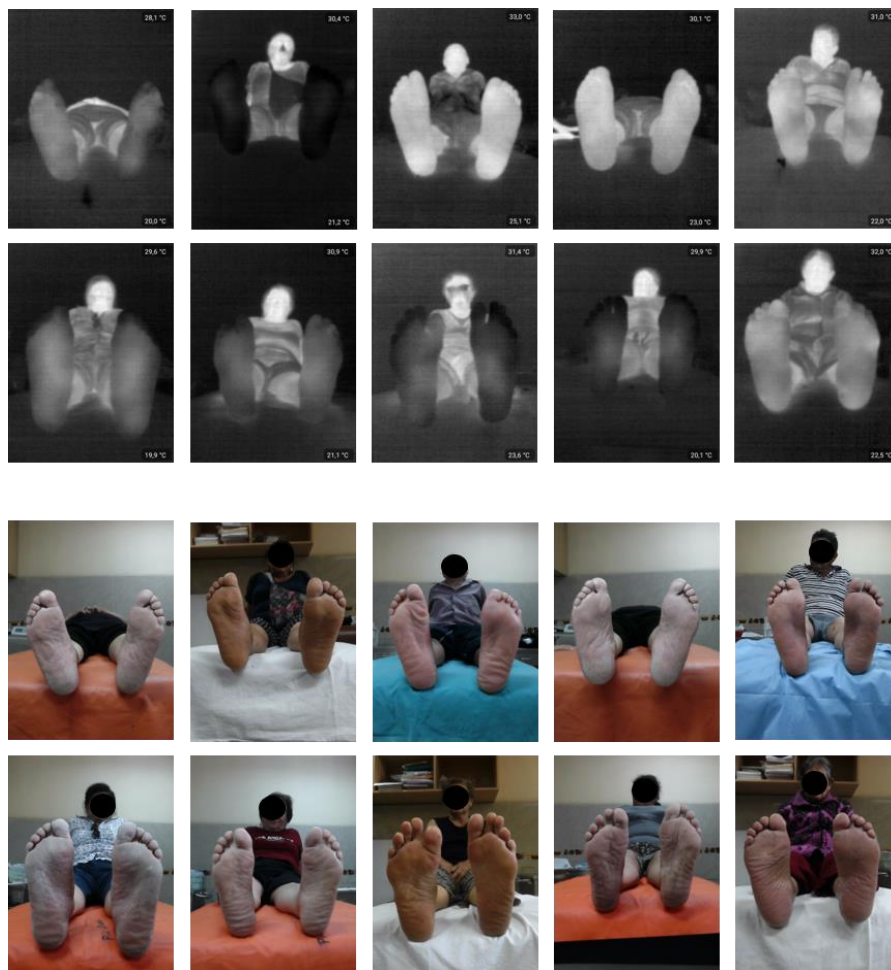


Figure 34: Exemple d'acquisitions de personnes diabétiques ; chaque image thermique a une image couleur correspondante.

2.5 Conclusion

Les images résultantes du protocole STANDUP, sont d'une grande complexité par rapport aux images acquises avec les autres méthodes basées sur les mousses de polyuréthane et d'autres techniques d'homogénéisation du fond. En effet, les images qu'on a obtenues sont bruitées par d'autres sources de chaleur, comme le corps du patient, et d'autres objets qui sont visibles dans le background. D'une part ce protocole est simple, convivial et ne nécessite aucun matériel supplémentaire, mais en contrepartie les images sont bruitées, et il y a une ambiguïté entre la région d'intérêt qui est la voute plantaire et les autres parties du fond. Chose qui complique la tâche de segmentation des pieds. Dans le chapitre suivant, nous allons entamer la partie de segmentation des voutes plantaires, en présentant les méthodes existantes, ainsi que la méthode qu'on a proposée dans ce contexte.

Chapitre 3

La segmentation de la voute plantaire par apprentissage profond

Sommaire

Chapitre 3.....	57
La segmentation de la voute plantaire par apprentissage profond.....	57
3.1 Introduction	59
3.2 La segmentation sémantique.....	59
3.3 Les approches de segmentation classiques.....	60
3.3.1 Approches basées sur le seuillage	60
3.3.2 Approches basées sur les contours	61
3.3.3 Approches basées sur les régions	62
3.3.4 Approches basées sur le clustering.....	62
3.3.5 Approches déformables.....	63
3.4 Les approches de segmentation profondes	64
3.4.1 Les réseaux de neurones artificiels.....	65
3.4.2 Les Réseaux de neurones convolutifs	67
3.4.3 Les architectures profondes de segmentation sémantique	70
3.5 Segmentation de la voûte plantaire	75
3.5.1 État de l’art	76
3.5.2 Limitations	80
3.6 La segmentation multimodale de la voûte plantaire.....	86
3.6.1 Étude préliminaire	86
3.6.2 Méthodologie	87
3.6.3 Résultats de segmentation	88
3.7 Nouvelle architecture proposée (DE-ResUnet).....	90
3.8 Expérimentations	92
3.8.1 Détails de l’implémentation	92
3.8.2 Mesures des performances	93
3.9 Résultats et discussion.....	94
3.9.1 Etude comparative.....	94
3.9.2 Etude d’ablation	100
3.9.3 Evaluation de DE_ResUnet sur une autre base de données	101

3.10	Application mobile	104
3.10.1	Application Standup V1	104
3.10.2	Application Standup V2	106
3.10.3	Temps de calculs des applications Android	108
3.11	Conclusion :	110

3.1 Introduction

La segmentation de la voûte plantaire du pied est un défi majeur dans le développement d'un système de diagnostic du pied diabétique. C'est une étape clé et essentielle qui doit être automatisée, entièrement non supervisée et ne nécessitant aucune intervention de l'utilisateur. Dans ce contexte, il est important de trouver des méthodes efficaces qui permettent une segmentation précise de la voûte plantaire sans intervention de l'utilisateur. Dans ce chapitre, nous présenterons les différentes méthodes de segmentation existantes, aussi bien classiques que profondes, ainsi que les travaux connexes qui ont abordé cette problématique et les méthodes qu'ils ont utilisées. Nous présenterons également l'architecture que nous avons proposée, qui consiste à fusionner l'imagerie thermique et couleur pour améliorer le processus de segmentation. Enfin, nous décrirons l'application mobile que nous avons développée pour détecter les hyperthermies dans les voûtes plantaires.

3.2 La segmentation sémantique

La segmentation est l'une des premières étapes menant à l'analyse et à l'interprétation des images. C'est un processus dans lequel une image numérique est décomposée en divers sous-groupes appelés segments d'image. En termes simples, elle consiste à attribuer des étiquettes aux pixels, afin de séparer l'image en régions significatives pour une tâche spécifique [92].

La segmentation des images est très répandue dans le domaine médical. Il peut s'agir par exemple, de la segmentation des images cardiaques (figure 35) pour détecter certains problèmes liés à cet organe [93], la segmentation des images échographiques des reins [94], de foie [95], des poumons [96], et plein d'autres. Dans ce qui suit, nous allons présenter les différentes méthodes de segmentation existantes.

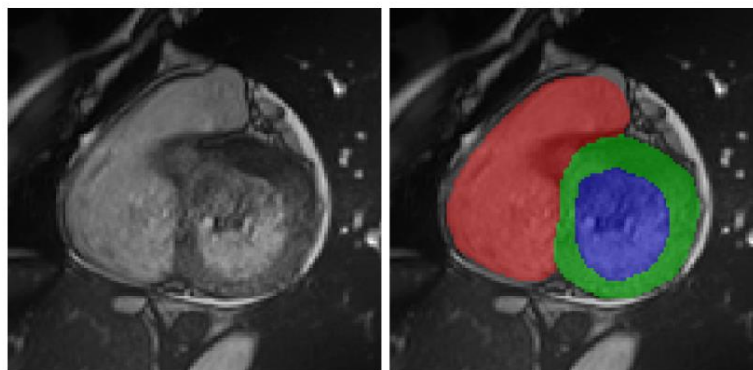


Figure 35: exemple d'image médicale du cœur et sa segmentation à droite.[97]

3.3 Les approches de segmentation classiques

Les approches de segmentation d'images peuvent être classées en fonction des types de techniques utilisées. En général, il existe 5 familles de méthodes ; les approches basées sur le seuillage, approches basées sur les contours, approches basées sur les régions, les approches basées sur le regroupement (clustering) et les approches déformables. Dans cette section, nous allons présenter ces différents types d'approches.

3.3.1 Approches basées sur le seuillage

La segmentation par seuillage est la forme la plus simple de segmentation d'image. C'est une méthode qui consiste à créer une image binaire ou multicolore en fixant un seuil sur l'intensité des pixels de l'image originale. Dans ce type de segmentation par seuil, l'image est généralement segmentée en deux parties ; l'objet et le background.

Dans la littérature [98], il existe plusieurs types d'algorithmes basés sur le seuillage. Le type de base, qui est particulièrement adapté aux problèmes de segmentation les plus simples, consiste à choisir une valeur de seuil constante, et si l'intensité d'un pixel à une position particulière est inférieure à la valeur du seuil, on le remplace par du noir. Sinon, si elle est supérieure au seuil, on la remplace par du blanc. Ce type de seuillage dit simple, fonctionne généralement pour les images contenant un objet en intérêt et un background homogène comme l'image à gauche dans la figure 36. Car dans ce type d'images, il y a deux pics dans l'histogramme, il est facile d'obtenir un bon résultat par cette méthode. Mais si l'image est complexe et contient plusieurs informations, les algorithmes de seuillage basique ne conviennent pas vraiment (exemple à droite figure 36).

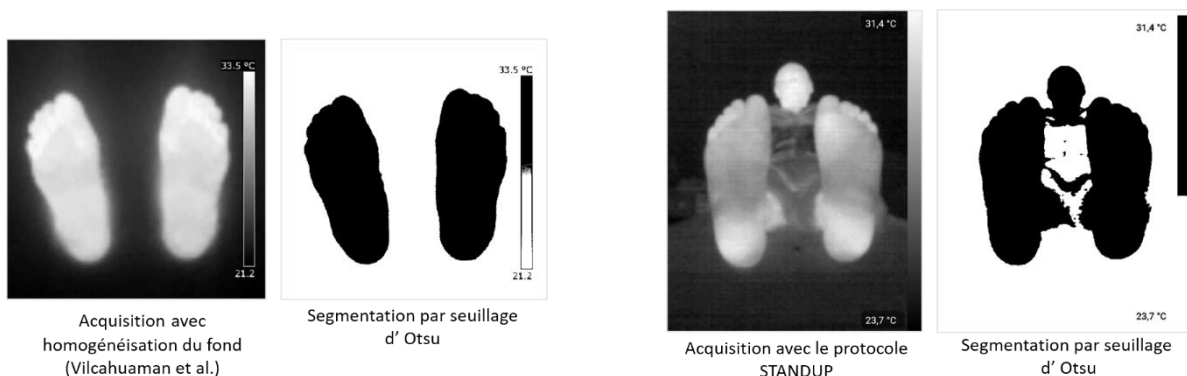


Figure 36: exemples de segmentation en utilisant le seuillage d'Otsu

Il existe d'autres types d'algorithmes améliorés basés aussi sur la segmentation par seuil, qui contrairement aux méthodes basiques, donnent un seuil optimal, tels que l'algorithme d'Otsu connu en anglais sous le nom de « Otsu Thresholding » [99]. L'algorithme Otsu permet de calculer la valeur du seuil optimal du milieu des pics. Ce processus est assez populaire dans la segmentation des images. Cependant, il présente des limitations, vu qu'on ne peut pas l'utiliser pour les images non bimodales (histogrammes à plusieurs pics) figure 36, à droite. Un autre type de technique est celui basé sur le seuillage adaptatif (ATH adaptative threshold algorithm) [100]. Ces algorithmes consistent à faire varier la valeur du seuil pour effectuer la segmentation sur l'ensemble de l'image, au lieu de fixer une valeur constante. Cette technique conserve les différentes valeurs du seuil pour les différentes sections d'une image. Autrement dit, l'algorithme segmente l'image en petites sections et calcule la valeur du seuil pour chacune d'elle, ce qui fonctionne bien avec les images ayant des conditions d'éclairage variant.

3.3.2 Approches basées sur les contours

La segmentation basée sur les contours s'appuie principalement sur les bords trouvés dans une image à l'aide de divers opérateurs de détection de contours [101]. Les contours marquent les endroits de l'image où il existe une discontinuité dans les niveaux de gris, la couleur, la texture, etc. Lorsque nous passons d'une région à une autre, le niveau de gris peut changer, et en trouvant cette discontinuité, on trouve ce bord.

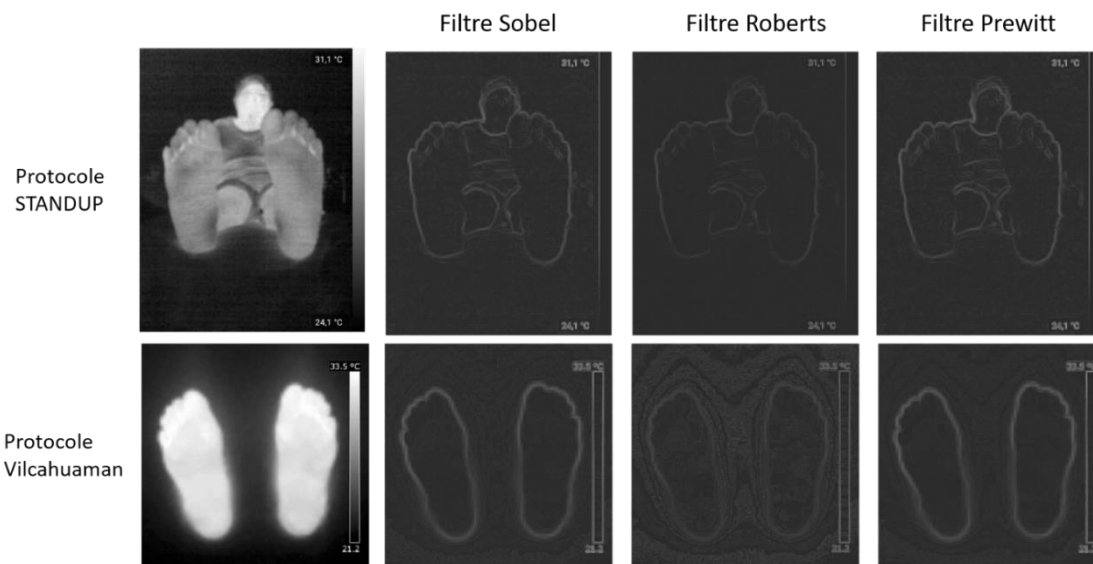


Figure 37: application des filtres de détection de contours sur des images de voûtes plantaires

Plusieurs opérateurs de détection de contours sont utilisés, tels que les filtres de Sobel, Prewitt, et Canny-deriche. Mais l'image résultante de ces opérateurs n'est pas le résultat final de

segmentation, car il faut effectuer d'autres traitements supplémentaires sur l'image pour la segmenter. Les approches basées sur les contours servent à donner un résultat de segmentation intermédiaire auquel nous pouvons appliquer des méthodes de segmentation par région ou d'autres types pour obtenir l'image segmentée finale. Parmi les limitations de ces approches, c'est qu'elles sont très sensibles au bruit, ce qui peut générer de faux bords, ou avoir des trous et des discontinuités dans les contours à cause du bruit.

3.3.3 Approches basées sur les régions

La segmentation par région [102] consiste à partitionner l'image en régions ayant des caractéristiques similaires. Chaque région est un ensemble de pixels, que l'algorithme localise à partir d'un point de départ. Quand l'algorithme de segmentation trouve le point de départ, il peut agrandir les régions en ajoutant des pixels supplémentaires ou en les réduisant et les fusionnant avec d'autres points.

En se basant sur ces deux processus, on peut classer les approches de segmentation par région en deux catégories ; croissance des régions et division et fusion de régions.

La première catégorie commence par un petit groupe de pixels, puis le fusionne itérativement à d'autres pixels en fonction des conditions de similarité particulières. Le fonctionnement de ce type est le suivant ; l'algorithme choisit un pixel de départ arbitraire dans l'image, le compare aux pixels voisins et commence à augmenter les régions en trouvant les correspondances avec le point de départ. Lorsqu'une région n'arrive plus à s'étendre, l'algorithme choisit un nouveau point de départ qui peut ne pas appartenir à une région existante. Ce type de méthodes est recommandé pour les images très bruyantes, car le bruit rend difficile la détection des contours ou l'utilisation du seuillage.

La deuxième catégorie ; division et fusion des régions, comme l'indique son nom, elle divise d'abord l'image en régions ayant des attributs similaires et fusionne les parties adjacentes qui sont similaires les unes aux autres. Dans ce type d'approches, l'algorithme considère l'image toute entière, contrairement à la croissance des régions qui se concentre sur un pixel de départ.

3.3.4 Approches basées sur le clustering

Les approches de segmentation basées sur le clustering sont des algorithmes non supervisés de regroupement de pixels en groupes (clusters) de manière à ce qu'il y ait une similarité élevée entre les éléments d'un même cluster, et une similarité faible entre les éléments de différents clusters.

Parmi les algorithmes de clustering les plus connus, on peut citer les algorithmes fuzzy c-means (FCM) [103], K-means [104]. Dans la segmentation des images, K-means est le plus utilisé, car il est simple et efficace. L'algorithme K-means commence par le choix du nombre k de clusters, ensuite les pixels sont attribués aléatoirement à l'un des k clusters, l'étape suivante consiste à calculer le centre des graphes et calculer la distance entre les pixels et les centres de chacun des clusters. En fonction de cette distance, les pixels sont réaffectés aux clusters les plus proches, et le centre du cluster est calculé à nouveau (exemple dans la figure 38). Avec l'algorithme fuzzy c-means, les pixels de l'image peuvent être regroupés en plusieurs clusters, ce qui veut dire qu'un même pixel peut appartenir à plusieurs clusters au même temps.

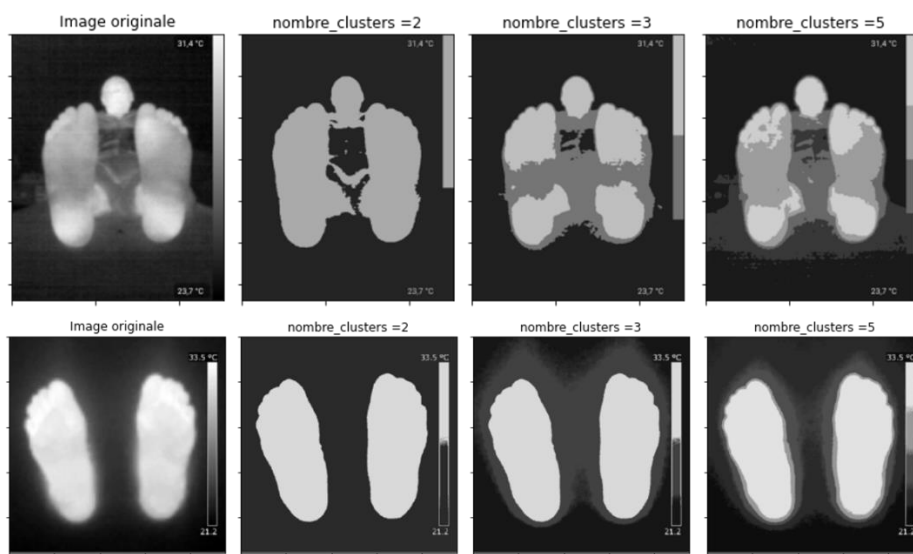


Figure 38: segmentation de la voûte plantaire en utilisant l'algorithme K-means ; la première ligne correspond à un exemple d'image avec le protocole STANDUP, la deuxième ligne est une image du protocole Vilcahuaman

3.3.5 Approches déformables

La popularité des modèles déformables est largement due à l'article fondateur « Snakes : Active contours » de Kass et al. [105]. Ces approches sont devenues l'un des domaines de recherche les plus fructueux en segmentation d'images grâce à cette publication. Appelées également Snakes, contours ou surfaces déformables, contours actifs, et ballons, les modèles déformables se divisent en deux types ; les modèles déformables paramétriques et les modèles déformables géométriques.

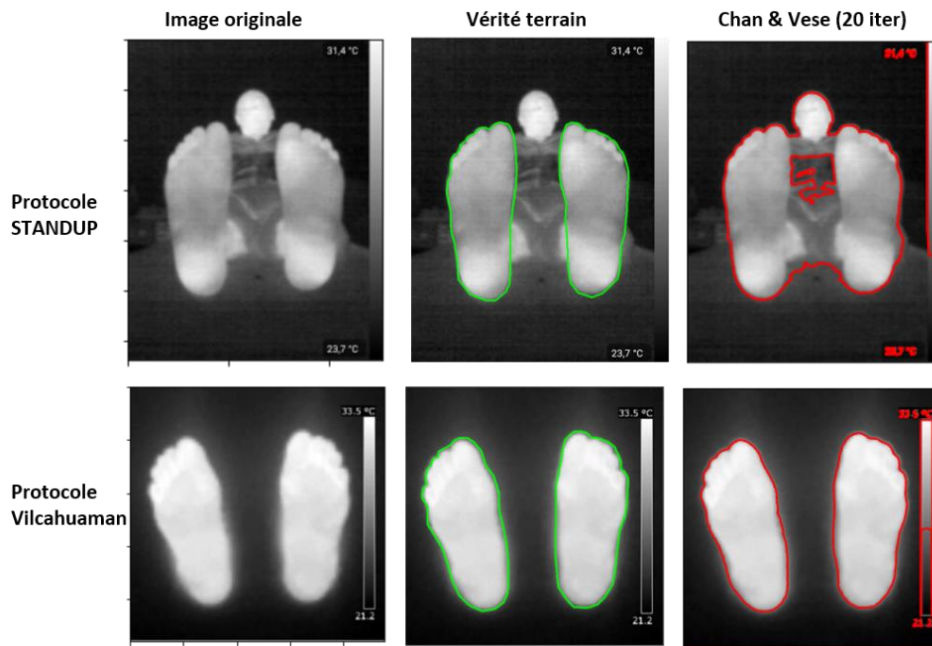


Figure 39 : segmentation des voûtes plantaires en utilisant l'algorithme Chan & Vese adopté par Vilcahuaman.

Les Snakes ou les contours actifs, représentent des courbes, et des surfaces paramétriques qui, à partir d'un contour initial, se déforment itérativement au cours du temps jusqu'à atteindre le minimum d'une fonction dite fonction d'énergie. Les méthodes géométriques qui se base sur la théorie de l'évolution des courbes et sur la méthode des ensembles de niveaux, permettent de gérer les changements topologiques de manière naturelle.

3.4 Les approches de segmentation profondes

Avec la croissance exponentielle du big data et l'augmentation rapide des capacités de calcul des ordinateurs, les réseaux de neurones sont largement utilisés dans la vie quotidienne pour une multitude d'applications, notamment la prévision, le traitement du langage naturel, la reconnaissance de la parole, la vision par ordinateur, etc.

Dans le domaine de l'analyse des images biomédicales, les méthodes d'apprentissage profond se révèlent très prometteuses avec une précision qui se rapproche de plus en plus des performances humaines dans diverses tâches. Dans cette section, nous allons d'abord rappeler les notions de base et définitions principales sur les réseaux de neurones, leurs composants ainsi que leur fonctionnement. Ensuite, une sous-section sera consacrée aux réseaux convolutifs qui sont les plus utilisés dans le domaine de la vision par ordinateur. Finalement, nous allons présenter les architectures profondes de segmentation sémantique les plus répandues dans la littérature.

3.4.1 Les réseaux de neurones artificiels

Pour comprendre le fonctionnement d'un neurone artificiel, il est bon de reprendre les bases et de se remémorer certains fondamentaux. Le neurone artificiel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Donc, la première question qu'on doit se poser est comment fonctionne un neurone biologique ?

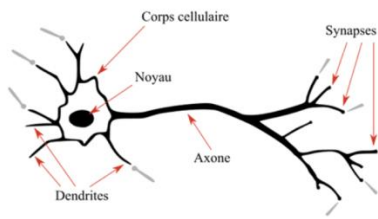
Un neurone biologique se compose des dendrites, des synapses et des axones. Les dendrites représentent les entrées du neurone, les axones sont leurs sorties et les synapses permettent de transmettre les signaux émis aux autres neurones voisins. Comme le montre la figure 40.a, le corps cellulaire du neurone cumule les informations reçues des neurones voisins, les analyse, et les traite en leur appliquant une somme en fonction de leurs poids. Le résultat obtenu est comparé à un seuil d'activation, ce qui permet au neurone de décider s'il doit se déclencher ou non après avoir traité l'ensemble des entrées.

Ces composants ont leurs équivalents dans le neurone artificiel. Dans le neurone artificiel le concept des synapses est représenté par ce qu'on appelle des poids, ces derniers sont les nombres indiquant la force de la connexion. Autrement dit, si un neurone a « N » entrées, il y aura N poids, puisque chaque canal d'entrée a sa force de connexion avec le neurone. Comme montré dans la figure 40.b, chaque poids est noté W_{ij} . Cette notation est la plus utilisée dans la littérature scientifique, elle indique le poids allant d'un neurone i au neurone j. L'information provenant du neurone i est représentée par x_i . En fonction du poids W_{ij} , le signal sera soit amplifié, soit atténué par rapport aux autres entrées.

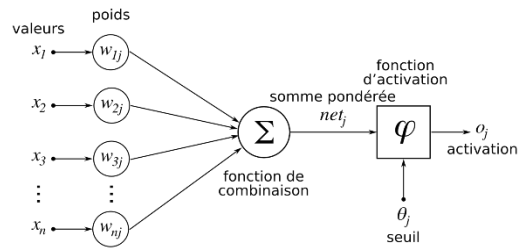
Un paramètre supplémentaire s'ajoute dans un neurone artificiel. Il s'agit du biais. Cette variable a pour rôle la régularisation des conditions du neurone, c'est-à-dire, elle fixe le seuil du neurone. Mathématiquement, le biais est un nombre ajouté à la somme pondérée des entrées, ce qui peut être formulé sous l'équation suivante :

$$y = \sum_{k=1}^N (w_k \cdot x_k) + b \quad (1)$$

Où k est le numéro de l'entrée, N est le nombre d'entrées, w_k est le poids de la x_k ème entrée et y est la sortie du neurone.



(a) Neurone biologique [106]



(b) Neurone artificiel [107]

Figure 40: modélisation d'un neurone biologique et d'un neurone artificiel

Un autre composant très important du neurone artificiel est la fonction d'activation. C'est l'équivalent du corps cellulaire du neurone biologique. Cette fonction est la condition qui aide le neurone à décider s'il va se déclencher ou non après le traitement des entrées. Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, la forme la plus simple est appelée « fonction seuil », cette dernière donne une sortie binaire ; 0 si le neurone est inactif ou 1 si le neurone est actif.

$$y = \begin{cases} 0 & \text{si } \sum_{k=1}^N (w_k \cdot x_k) + b < 0 \\ 1 & \text{si } \sum_{k=1}^N (w_k \cdot x_k) + b > 0 \end{cases} \quad (2)$$

Malgré sa simplicité, la fonction seuil n'est pas trop populaire, vu qu'elle ne fournit pas de sortie continue. Et dans plusieurs applications, savoir si le neurone est actif ou non n'est pas suffisant. Des fois, on a besoin de savoir le degré de fiabilité de cette activation. Cependant, d'autres fonctions d'activation sont plus utilisées par les chercheurs. On parle de la fonction Sigmoide, la tangente hyperbolique et la ReLU. L'avantage de ces fonctions par rapport à la fonction seuil, c'est qu'elles fournissent des valeurs réelles. Les équations et les courbes de ces fonctions sont représentées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 2 : les équations des fonctions d'activation les plus utilisées dans la littérature

$y = \text{sigmoïde}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$y = \text{Tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$y = \text{ReLU}(x) = \max(0, x)$
Fonction sigmoïde	Fonction tangente hyperbolique	Fonction 'Rectified Linear Unit'

L'expression mathématique d'un modèle neuronale est la suivante :

$$y = f_{activation}(w_k \cdot x_k) + b \quad (3)$$

Pour conclure, les réseaux de neurones artificiels sont un ensemble d'algorithmes inspirés du cerveau humain. Ils imitent la façon dont les neurones biologiques se signalent les uns aux autres. Ces réseaux sont capables de reconnaître des modèles numériques tels que les images, les sons, le texte...etc., et ils sont capables de résoudre des problèmes courants de notre vie quotidienne. Un réseau de neurone artificiel se constitue principalement de couches de nœuds ; une couche d'entrée (input layer), une ou plusieurs couches cachées (hidden layers) et une couche de sortie (output layer). Une modélisation simple d'un réseau est schématisée dans la figure 41.

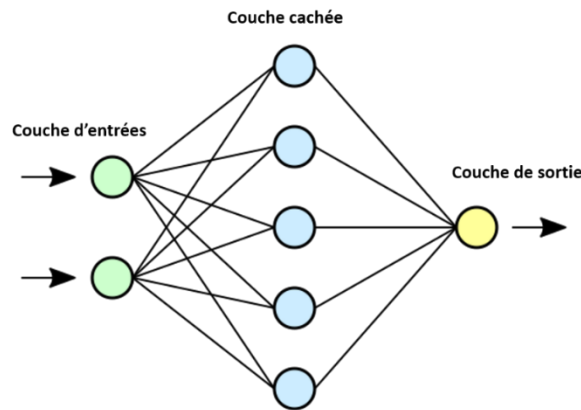


Figure 41: modélisation simplifiée d'un réseau de neurones artificiel

3.4.2 Les Réseaux de neurones convolutifs

Les réseaux de neurones convolutifs, connus sous l'abréviation CNN « Convolutional Neural Network » sont une sous-catégorie de la grande famille des réseaux de neurones artificiels présentée ci-dessus. Les CNN sont le type de réseaux le plus populaire dans le domaine de la vision par ordinateur, ils sont spécialisés dans le traitement des données qui ont une topologie en forme de matrice, telle que les images.

Depuis l'année 2012, suite à l'introduction du réseau Alexnet [108] par Alex Krizhevsky, l'intérêt des chercheurs scientifiques pour les CNN s'est accru, plus particulièrement dans les problèmes de traitement d'image, notamment la classification, la segmentation et la détection des objets.

En principe, les CNN sont similaires aux réseaux de neurones artificiels, ils partagent les mêmes caractéristiques. Tous les deux sont constitués d'une séquence de couches où chaque couche

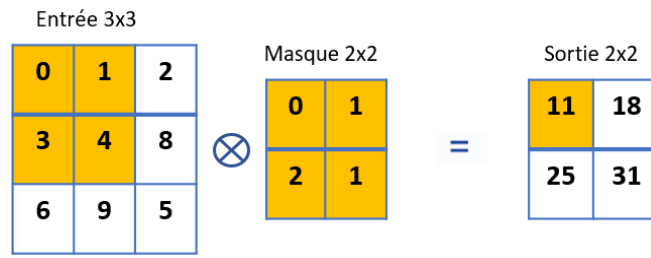
reçoit des informations de la couche précédente et fournit des données de sortie à la couche suivante. La différence essentielle qui caractérise les CNN est l'utilisation de l'opération de convolution, au lieu d'utiliser des couches cachées entièrement connectées.

En général, les principaux composants d'un CNN sont la couche de convolution, la couche de sous-échantillonnage (pooling), et la couche entièrement connectée. Une architecture atypique d'un réseau de neurone convolutif se constitue d'une série d'opérations de convolution et de pooling, suivies par une ou plusieurs couches entièrement connectées. Les premières (convolution + pooling) servent comme extracteurs de caractéristiques et réducteurs de dimension, alors que les deuxièmes (couches entièrement connectées) servent comme couches de classification. La première couche de convolution extrait les caractéristiques les plus simples, comme les contours et les lignes, tandis que les couches suivantes assimilent ces caractéristiques pour apprendre les textures et les motifs les plus complexes. L'étape suivante, consiste à appliquer la couche de pooling, qui permet de réduire la complexité informatique des « features maps » cartes de caractéristiques. Ainsi, le nombre des paramètres à apprendre est réduit. Chaque séquence de couche convolutive suivie d'une couche de pooling représente une « convolution ». Les paramètres de ces couches sont appris sur plusieurs itérations au cours du processus d'entraînement, qui vise à minimiser l'erreur entre la sortie et la vérité terrain.

- **Couche de convolution :**

La couche de convolution est le principal composant d'un CNN, elle représente toujours la première couche du réseau convolutif. Cette couche applique une opération de convolution à l'entrée et transmet le résultat à la couche suivante. Il s'agit d'un produit scalaire entre deux matrices ; à savoir le masque « filtre », qui est une matrice des paramètres apprenables, et l'autre matrice qui est l'image. Les deux paramètres clés de l'opération de convolution sont la taille du filtre et le pas. La taille du filtre est généralement plus petite que l'entrée, ce qui réduit la taille de l'image. Le filtre parcourt tous les pixels de l'image, en se déplaçant de gauche à droite en respectant le pas défini pour découvrir les caractéristiques spatiales dans l'image entière.

Après chaque couche de convolution, on utilise la fonction ReLU, dont le rôle est de remplacer chaque valeur de pixel négative par zéro dans la carte des caractéristiques. Le but est d'introduire la non-linéarité dans le réseau, vu que la convolution est une opération linéaire qui consiste à une multiplication et une sommation de matrice élément par élément.



$$0 \times 0 + 1 \times 1 + 3 \times 2 + 4 \times 1 = 11$$

Figure 42: schématisation d'une opération de convolution

Vu que le masque est plus petit que les images en entrée, quelques pixels du bord de l'image peuvent être perdus lors de l'application de convolution. Et pour résoudre ce problème, on applique une technique nommée « padding » qui consiste à ajouter des extrapixels de valeur zéro autour du bord de l'image d'entrée.

Un autre type de couche convolutive est la couche de convolution transposée (Transposed convolution). Ce type est utilisé lorsque la taille de la sortie est supérieure à celle de l'image en entrée.

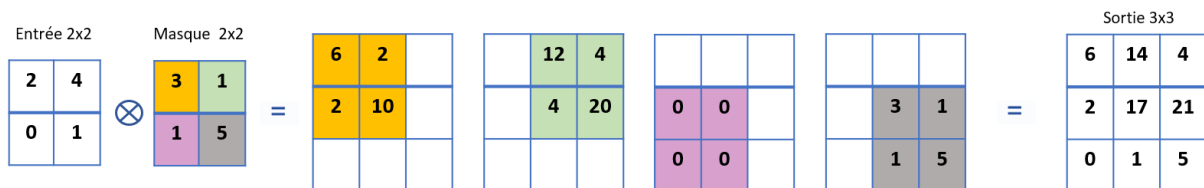


Figure 43: schématisation d'une opération de convolution transposée

- **Couche de pooling :**

Généralement appliquée après la couche convolutive, la couche pooling est une couche de sous-échantillonnage qui a pour rôle de réduire la taille spatiale de la carte des caractéristiques extraites de l'image, tout en conservant les informations importantes. La couche de pooling élimine les caractéristiques redondantes et garde celles pertinentes, ce qui permet de réduire le nombre de paramètres et d'accélérer la puissance du calcul. Il existe plusieurs types de pooling, mais le plus utilisé est le « maxpooling » qui consiste à rapporter la sortie maximale du voisinage. La figure 44 illustre une opération du Maxpooling.

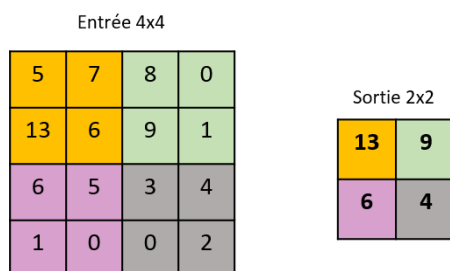


Figure 44: application du maxpooling avec une fenêtre de (2x2) et un pas de 2

- **Couche entièrement connectée :**

Connue sous le nom anglais « fully connected layer », elle est utilisée comme couche finale du réseau convolutif pour les problèmes de classification. Cette couche génère des scores de classes en utilisant les caractéristiques du haut niveau produites par les couches de convolution. Le nom fully connected vient du fait que tous les neurones de cette couche sont connectés complètement avec tous les neurones de la couche précédente et suivante.

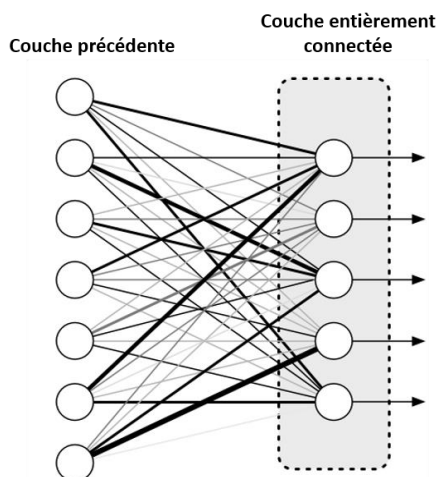


Figure 45: illustration d'une couche entièrement connectée

3.4.3 Les architectures profondes de segmentation sémantique

Les réseaux de neurones convolutifs profonds ont réalisé un succès incessant dans plusieurs problématiques de vision par ordinateur, comme la détection des objets et la classification. Cela a incité et motivé les chercheurs scientifiques à exploiter la puissance de ces réseaux dans les problèmes de segmentation sémantique des images [109].

Dans la classification des images, nous classons l'ensemble de l'image, alors que dans la segmentation sémantique, il s'agit d'une classification de chaque pixel, chaque pixel est attribué

à une classe particulière. La segmentation sémantique a été utilisée dans plusieurs applications, comme la compréhension des scènes, la conduite autonome et le traitement des images médicales, etc.

Actuellement, les réseaux de neurones entièrement convolutifs (FCN) représentent les méthodes les plus utilisées et les plus performantes pour la segmentation sémantique. Leur nom vient du fait que ces architectures ne contiennent que des couches de convolution et de pooling. Les architectures de segmentation se basent principalement sur les architectures profondes de classification existantes, comme Alexnet [108], ResNet [110], VGG[111]...etc., qui ont été transférées et adaptées pour convenir à l'étiquetage des pixels au lieu de l'étiquetage de l'image entière. Ces puissants réseaux de classification ont été transformés en modèles de segmentation en remplaçant les couches entièrement connectées par des modèles convolutifs afin de produire en sortie des pixels étiquetés au lieu de scores de classification.

Les architectures de segmentation sémantique se basent généralement sur la structure Encoder-Decoder. La partie de sous-échantillonnage est appelée Encodeur, et la partie du sur-échantillonnage est appelée Decoder. L'encodeur est conçu pour l'extraction des caractéristiques en réduisant la résolution spatiale de l'entrée, ce qui résulte une carte de caractéristiques d'une résolution faible. Le Decoder sur-échantillonne la carte de caractéristique obtenue de l'encoder et la passe à une résolution plus élevée afin de la restituer dans une carte de segmentation en même résolution que l'image originale. Dans la partie qui suit, nous présentons sommairement les réseaux neuronaux convolutifs les plus connus dans la segmentation sémantique.

3.4.3.1 FCN

Long et al. ont introduit le réseau FCN (Fully Convolutional Network) en 2015 [112]. Ils ont transformé les réseaux de classification populaires tels qu'AlexNet, VGG et GoogLeNet en réseaux entièrement convolutifs pour les adapter à la tâche de segmentation. Ces réseaux de classification puissants ont été convertis en modèles entièrement convolutifs en substituant les couches entièrement connectées par des couches de convolution pour produire des sorties étiquetées pixel par pixel, plutôt que des scores de classification.

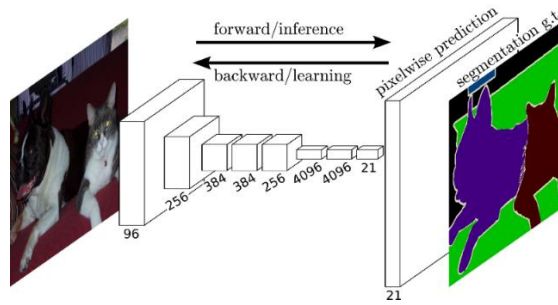


Figure 46: architecture de FCN

Long et al. ont été les premiers à développer trois variantes du FCN, à savoir FCN-32, FCN-16 et FCN-8. Ces trois modèles utilisent le même encodeur, basé sur le VGG-16 qui a été pré-entraîné sur l'ensemble de données de classification ImageNet. Cependant, le décodeur varie d'une architecture à l'autre, le sur-échantillonnage est effectué à l'aide de convolutions transposées avec un pas de pixel différent.

Le résultat obtenu par FCN-32 est peu précis et irrégulier en raison de la perte d'informations de localisation lors de la phase d'encodeur, lorsque la résolution d'entrée a été réduite de 32. Le décodeur est inefficace donc pour produire une segmentation fine. Pour remédier à ce problème, les auteurs ont suggéré d'ajouter des connexions de saut lors de l'étape de sur-échantillonnage, en provenance des couches précédentes, et de sommer les détails les plus fins et de générer des formes précises pour les limites de segmentation. Ainsi, deux autres architectures ont été proposées : FCN-16 et FCN-8.

FCN-16 combine les prédictions de la couche finale et de la quatrième couche du pooling avec un pas de 16, ce qui permet d'obtenir des résultats plus détaillés que FCN-32. FCN-8 est encore plus performant en obtenant des frontières plus précises en incluant les prédictions d'une autre couche de pooling précédente (pool 3) avec un pas de 8.

3.4.3.2 *U-Net*

U-Net, proposé en 2015 par Ronneberger et al.[113], a été conçu et appliqué pour la première fois dans le traitement des images biomédicales. Comme nous l'avons expliqué précédemment, les réseaux de neurones convolutifs se concentrent sur la classification des images, où l'entrée est une image et la sortie est un score, mais dans le cas des images biomédicales, des fois il faut non seulement distinguer s'il y a une maladie ou non, mais aussi localiser la zone de cette anomalie. U-Net a été créé pour résoudre ce problème. Cette architecture effectue la classification sur chaque pixel, de sorte que l'entrée et la sortie partagent la même taille.

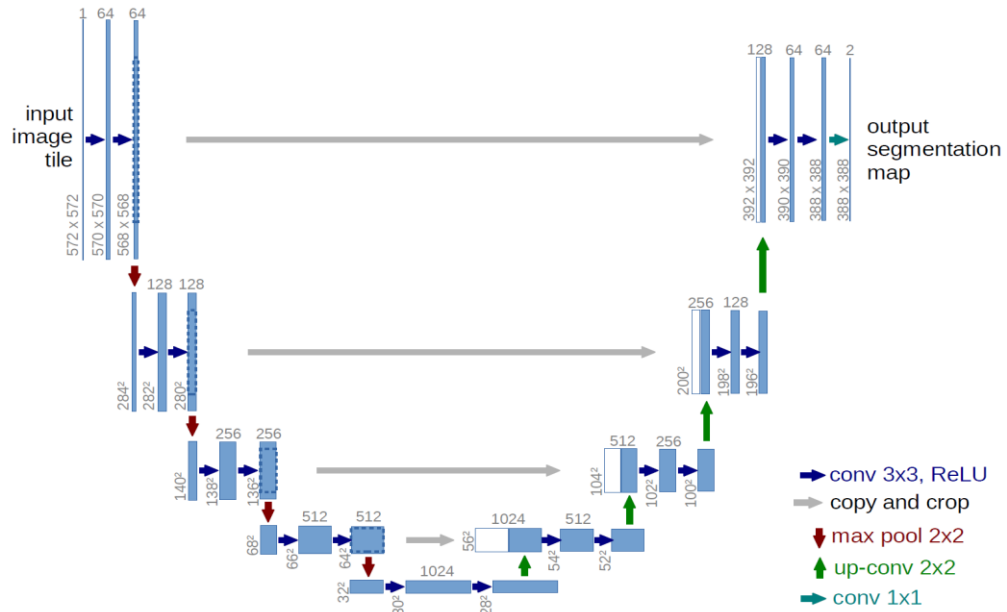


Figure 47: illustration de l'architecture U-Net [113]

Comme le montre la figure 47, U-Net a une forme en « U », ce qui justifie son nom. Il est similaire à FCN et SegNet, et contient des couches entièrement convolutives. U-Net se compose de deux parties principales ; l'encodeur, également appelé chemin de contraction, et le décodeur appelé aussi chemin d'expansion. Le premier a pour rôle l'extraction des caractéristiques spatiales de l'image, il se compose de quatre blocs de contraction, chaque bloc consiste en une séquence de deux opérations convolutives (3x3), suivie d'une opération de Maxpooling (2x2) d'un pas de 2. Après chaque sous-échantillonnage, le nombre de filtres dans les couches de convolution est doublé. Un bloc de deux opérations de convolution 3x3 suivies d'une couche de sur-échantillonnage 2x2 joue le rôle d'un pont entre le codeur et le décodeur. Symétriquement, le décodeur se compose également d'un ensemble de blocs d'expansion, chaque bloc transmet l'entrée à deux couches de convolution 3x3 suivies d'une opération de sur-échantillonnage 2x2 qui divise en deux les canaux de caractéristiques. Enfin, une opération de convolution 1x1 est effectuée pour générer la carte de segmentation finale. Le chemin de contraction (Encoder) permet de capturer le contexte et le chemin d'expansion symétrique (Decoder) permet une localisation précise. L'avantage de U-Net c'est qu'il peut être entraîné de bout en bout à partir de très peu d'images. Les « skip connections » sont un élément clé de l'architecture U-Net. Ils assurent la transmission des informations détaillées qui auraient pu être perdues lors de sous-échantillonnage dans l'encodeur, en reliant les couches d'encodage et de décodage.

3.4.3.3 SegNet

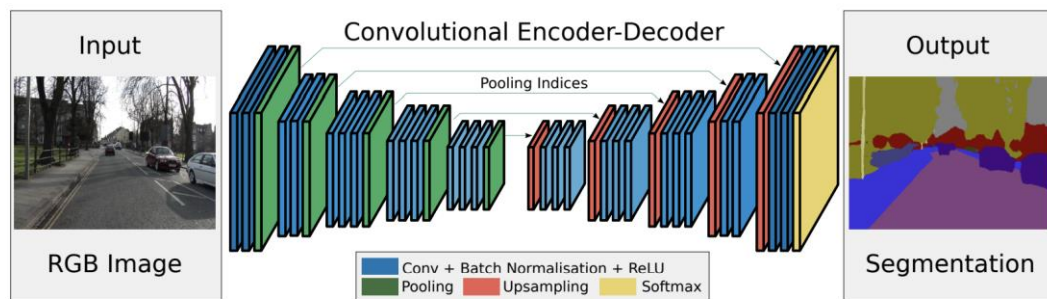


Figure 48: illustration de l'architecture SegNet [114]

Le réseau SegNet, développé par Badrinarayanan et al. [114], est un modèle de segmentation sémantique qui se compose d'un encodeur et d'un décodeur, tout comme U-Net. L'encodeur est topologiquement identique aux 13 couches convolutives du réseau VGG16 [111] conçu pour la classification d'objets. Les couches entièrement connectées de VGG16 sont éliminées en faveur de conserver les cartes de caractéristiques à plus haute résolution en sortie de l'encodeur. Chose qui réduit significativement le nombre de paramètres de l'encodeur, par rapport à d'autres architectures récentes.

Comme le montre la Figure 48 chaque couche du décodeur correspond à une couche de l'encodeur, de ce fait le nombre total des couches dans le décodeur est égal à 13. A la sortie du décodeur, la carte des caractéristiques produite est transmise à une couche Softmax, qui permet de donner des probabilités de classe pour chaque pixel indépendamment. La sortie du classifieur Softmax est une image de probabilités sur k canaux, où K est le nombre de classes. La segmentation prédite au niveau de chaque pixel correspond à la classe ayant la probabilité maximale à chaque pixel.

3.4.3.4 DeepLab

Introduit par Chen et al. [115], D'une manière similaire à FCN, SegNet et U-Net, DeepLab également adopte la structure Encoder-Decoder, la différence c'est que ce modèle utilise la convolution atrous au lieu de la déconvolution dans la phase de sur-échantillonnage. Ces convolutions atrous ou dilatées permettent d'élargir efficacement le champ de vision des filtres sans augmenter le nombre des paramètres ou la charge du calcul. Une interpolation linéaire est appliquée sur la sortie du réseau, qui passe ensuite par les champs conditionnels aléatoires (CRF) permettant d'affiner le résultat, afin d'obtenir une carte de segmentation précise et détaillée.

L'un des problèmes répandus des architectures de segmentation sémantique est que les cartes des caractéristiques d'entrée deviennent plus petites lorsqu'elles traversent les couches de convolution et de pooling. Cela entraîne une perte d'informations et donne des résultats de faible résolution. DeepLab relève ce défi en utilisant les modules atrous spatial pyramid pooling (ASPP). DeepLab a évolué sur plusieurs générations ;

- *DeepLabV1* : Utilise la convolution Atrous et le champ aléatoire conditionnel (CRF) entièrement connecté pour contrôler la résolution à laquelle les caractéristiques de l'image sont calculées.
- *DeepLabV2* : Utilise l'ASPP (Atrous Spatial Pyramid Pooling) pour considérer les objets à différentes échelles et les segmenter avec une précision nettement améliorée.
- *DeepLabV3* : En plus d'utiliser la convolution Atrous, DeepLabV3 utilise un module ASPP amélioré en incluant la normalisation des lots et les caractéristiques au niveau de l'image. Il se débarrasse du CRF (Conditional Random Field) utilisé dans les versions V1 et V2.

Ci-dessous, nous représentons l'architecture DeepLabv3.

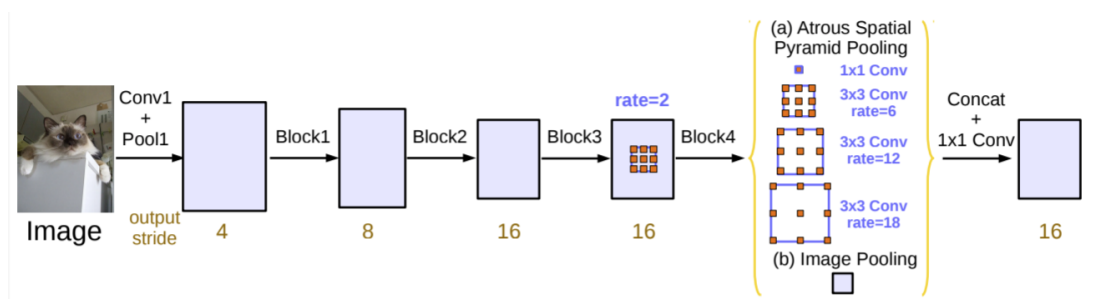


Figure 49: architecture de DeepLabv3

3.5 Segmentation de la voûte plantaire

La mise en place d'un système de diagnostic précoce de pied diabétique nécessite la résolution de plusieurs problèmes techniques avant d'être intégré dans les protocoles de soins cliniques. Ces questions techniques incluent le choix du matériel (chapitre 2), l'automatisation du traitement des images, ainsi que l'extraction du maximum d'informations thermiques de ces données. La segmentation du pied est parmi les tâches les plus difficiles dans le développement

d'un tel système. C'est une étape cruciale et indispensable, qui doit être automatique, totalement non supervisée et ne nécessite aucune intervention de l'utilisateur.

La segmentation manuelle de la voûte plantaire dépend fortement de l'observateur et prend énormément de temps, d'où l'importance d'automatiser cette étape.

3.5.1 État de l'art

Dans la littérature, il existe plusieurs travaux qui ont traité le problème de segmentation des images thermiques de pied diabétique. La majorité de ces travaux ont défini des protocoles d'acquisition restrictifs, consistant à homogénéiser le fond des images, pour masquer toutes les sources thermiques à l'exception de celles provenant du pied (section 2.4.1).

L'une des premières études était effectuée par Kaabouch et al [76] . Dans leur travail, ils ont comparé plusieurs techniques de segmentation, telles que les méthodes basées sur la forme de l'histogramme, la classification, l'entropie et les algorithmes génétiques. Ils ont conclu que les algorithmes génétiques donnaient les meilleurs résultats. Bien que Kaabouch et al. n'aient explicité le processus d'acquisition de leur images, ni la construction de leur base de données, les images présentées dans leurs articles montrent clairement qu'un outil a été employé pour uniformiser le fond. Pour faciliter la segmentation et éliminer le bruit entre les pieds, Liu et al. [59] ont séparé les images par des barres entre le pied gauche et le pied droit, et la segmentation de l'image est effectuée séparément pour chaque pied, en utilisant l'algorithme de contour actif sans bords. Cette méthode fournit des contours lisses et fermés, ce qui évite le post-traitement habituellement fait dans les modèles traditionnels de détection des contours. Hernandez Contreras et al. [116] ont adopté une segmentation de la région plantaire basée sur un masque binaire fait manuellement à partir du thermogramme original.

Quant à Fraiwan et al.[89], ils ont effectué la segmentation de l'image deux fois ; la première fois pour extraire la région d'intérêt de l'image thermique, qui est la voûte plantaire, et la deuxième fois pour extraire et identifier les ulcères possibles dans le pied. La technique utilisée pour la segmentation est le " Seuillage de forme de l'histogramme. " qui nécessite de trouver le seuil optimal pour séparer l'arrière-plan (région sombre ou froide) du premier plan (objet chaud). Pour calculer le seuil optimal afin de séparer les deux classes, la méthode Otsu a été utilisée pour binariser l'image et attribuer des étiquettes aux pixels de l'arrière-plan (en dessous du seuil) et aux pixels du pied (au-dessus du seuil).

Dans le cadre de nos travaux précédents, deux chercheurs scientifiques de notre équipe ont travaillé sur la segmentation des voûtes plantaires. Commenant par Luis Vilcahuaman [87] qui

a utilisé l'algorithme de contour actif « Chan et Vese » [5], [117]. Il s'agit d'une méthode classique conçue pour segmenter des objets sans frontières clairement définies, ce qui est le cas dans les images thermiques. L'algorithme s'appuie sur une fonction d'énergie basée sur le niveau de gris des pixels à l'intérieur et à l'extérieur du contour. Cette approche a bien fonctionné pour Vilcahuaman, car dans son étude il a utilisé des images simples avec un arrière-plan homogénéisé par une couche de polyuréthane. Le processus suivi par Vilcahuaman est illustré dans la figure ci-dessous. Les résultats de segmentations par Chan et Vese sont représentés par les contours rouges.

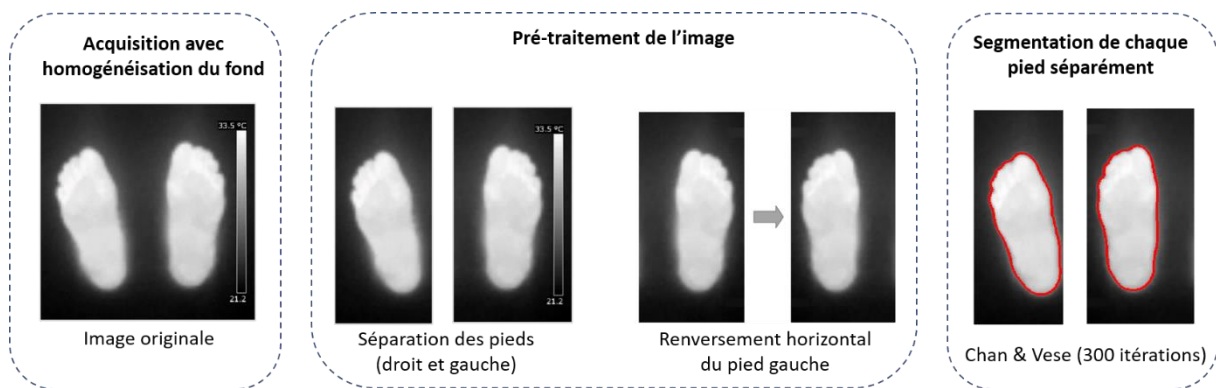


Figure 50: Processus de segmentation de Vilcahuaman

Le deuxième travail est celui de Asma Bougrine [63], qui a été effectué dans le cadre du Projet STANDUP. Cette fois-ci les images ont été acquises suivant le protocole du projet. Ce dernier consiste à capturer les images avec la caméra thermique connectée au smartphone à main libre et sans aucun protocole contraignant, ce qui complique la tâche de segmentation.

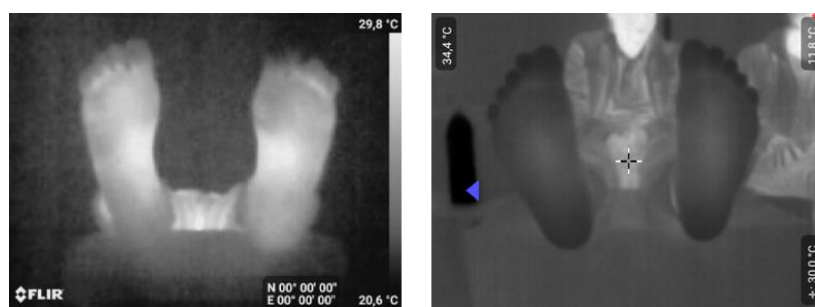


Figure 51: exemples d'images acquises avec le protocole de STANDUP

Pour ce type d'images (figure 51), la méthode utilisée par Luis Vilcahuaman ne fonctionne plus. De ce fait, Bougrine [118] a proposé une nouvelle approche de segmentation basée sur la méthode Snake combinée avec une information a priori sur la forme, donnée par un contour atlas de la partie plantaire du pied. L'approche proposée conserve les propriétés de la méthode Snake, mais ajoute la contrainte de forme, ce qui améliore la segmentation des images

infrarouges contrairement aux autres méthodes. Cette méthode fonctionne séparément pour chaque pied, ce qui nécessite un prétraitement de l'image en la divisant par deux (pied gauche et pied droit). Comme le montre la figure 52, l'approche de Bougrine commence par un contour d'initialisation en rouge placé à l'intérieur du pied. Ce contour a priori a été construit en déterminant un contour moyen à partir de 10 contours de pieds manuellement segmentés et recalés (figure 53).

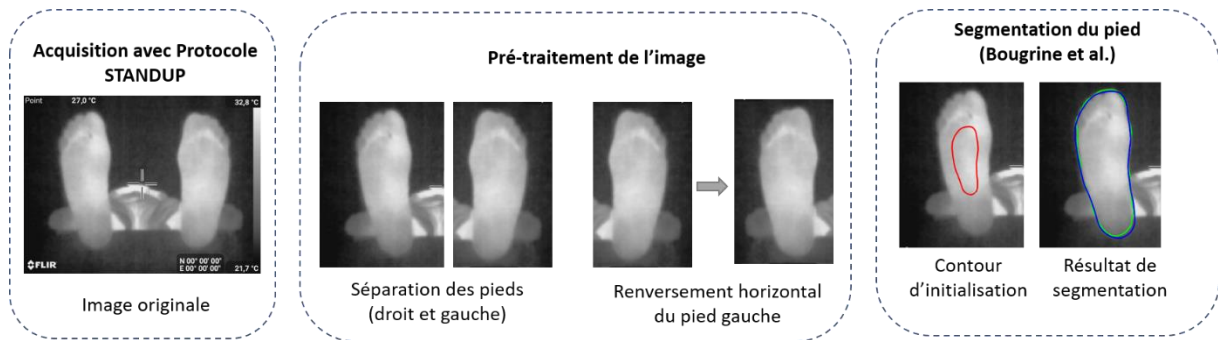


Figure 52: processus de segmentation de Bougrine et al.

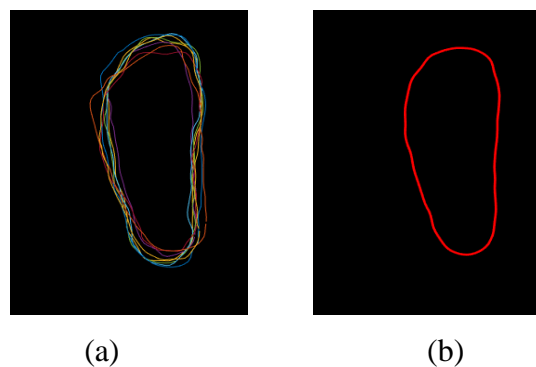


Figure 53: (a) 10 contours de pieds recalés par rapport à leur centre de gravité, (b) le contour a priori

Dans une étude récente [64], Bougrine et al. ont comparé l'efficacité de leur approche proposée (Snake avec a priori de forme) à celle d'autres architectures neuronales de segmentation, y compris SegNet, UNet, et FCN. Ils ont utilisé une base de données d'images de pieds divisées en deux (gauche et droit) et ont entraîné les modèles sur les images de pied dans la même orientation en utilisant une augmentation de données (rotations, retournements, changements de contraste, etc.) (figure 54). Les résultats ont indiqué que les architectures neuronales avaient une meilleure performance que l'approche proposée par Bougrine.

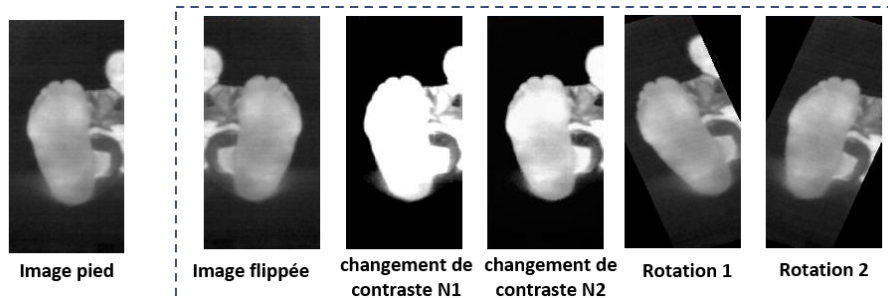


Figure 54: augmentation appliquée sur la base d'entraînement

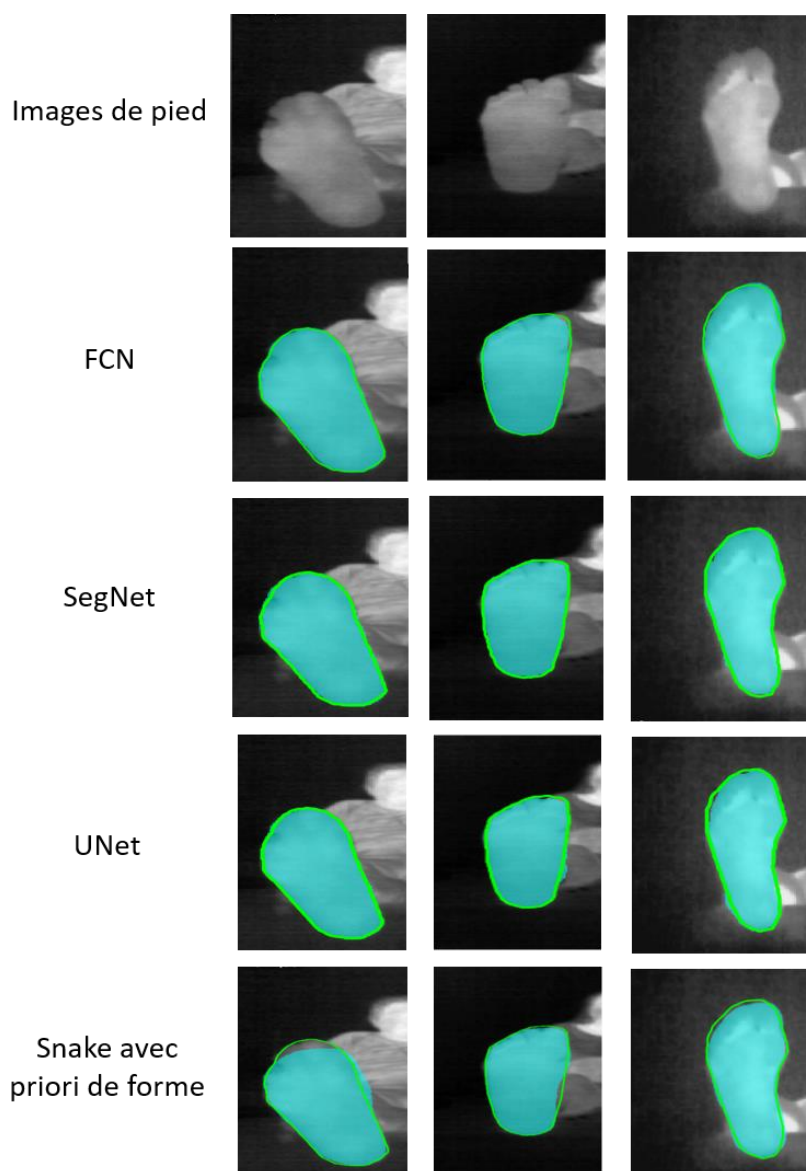


Figure 55: résultats de segmentation obtenus par Asma Bougrine (le contour vert est la vérité terrain, et les résultats des méthodes sont en bleu ciel)

Les résultats obtenus par Asma Bougrine sont prometteurs et montrent que l'utilisation des réseaux de neurones dans la segmentation des voutes plantaires dépasse largement les méthodes classiques.

Dans cette partie, nous avons dressé les méthodes de l'état de l'art dédiées à la segmentation de la voute plantaire du pied diabétique. Nous avons listé les principaux travaux existants, ceci permet de mieux comprendre la problématique de la segmentation, comme étant une tâche primordiale dans le processus de détection des anomalies liées au pied diabétique, et de nous positionner par rapport au progrès scientifique dans ce domaine. Dans la section suivante, nous allons citer les limitations de ces méthodes.

3.5.2 Limitations

La majorité des travaux cités précédemment ont utilisé des méthodes de segmentation qui fonctionnent dans des conditions restreintes et bien définies, dans lesquelles le fond des pieds est homogène et simple, ainsi qu'une phase de prétraitement des images est toujours nécessaire. D'une part ceci facilite la tâche de segmentation, mais d'autre part oblige l'utilisateur à respecter un processus contraignant dans la segmentation de chaque image.

Bien que la méthode de A. Bougrine et al. [63] fonctionne sur les images acquises en utilisant le protocole STANDUP, elle représente quelques limitations. D'une part, cette approche nécessite un prétraitement de l'image avant l'application de l'algorithme, à savoir la séparation des deux pieds, le flip horizontal du pied gauche et ensuite le positionnement du contour à priori à l'intérieur de chaque pied. Ce qui en fait une méthode semi automatisée. D'autre part, la méthode n'arrive pas à segmenter la voûte plantaire dans certains cas où les pieds comportent des zones froides, comme les orteils (figure 56). Dans cet exemple, il s'agit d'un patient qui a des orteils froids au niveau de son pied droit, on voit clairement que la méthode de A. Bougrine (contour rouge) n'arrive pas à segmenter les orteils correctement. Cette limitation crée un vrai problème, vu que les orteils sont parmi les zones à haut risque d'ulcération chez les patients diabétiques, à cause du frottement et de pression mécanique. Ceci veut dire qu'il est indispensable de surmonter cette limitation, en proposant une nouvelle méthode plus performante.

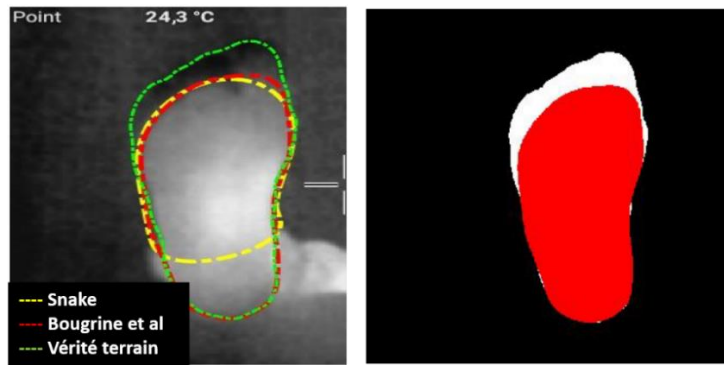


Figure 56: limitation de la méthode Bougrine et al., les orteils froids ne sont pas segmentés. La zone rouge dans l'image à droite représente le résultat de la méthode Bougrine.

Malgré que A. Bougrine et al [64] ont exploré les approches d'apprentissage profond, leur étude présente également des limitations, telles que la séparation des images en deux parties (pied gauche, pied droit) et l'orientation des deux pieds dans la même direction (retournement miroir du pied gauche). Ce qui restreint l'apprentissage des modèles en utilisant un seul pied.

3.5.2.1 Etude préliminaire

En s'appuyant sur ces recherches antérieures, nous avons initié notre étude en effectuant une première expérimentation où nous avons évalué quelques réseaux de neurones présentés dans la section 3.4. Cependant, dans cette étude, contrairement à l'approche utilisée par A. Bougrine, nous avons conservé les images thermiques telles qu'elles étaient, sans les subdiviser ni les retourner.

Dans le cadre de cette étude, nous avons utilisé une base de données de 398 images thermiques pour alimenter les réseaux de neurones. Ces images ont été réparties en trois groupes : 50% pour l'entraînement, 25% pour la validation et 25% pour le test. Considérant que les performances des réseaux profonds augmentent généralement avec un nombre élevé de données d'entraînement, et pour éviter le risque de sur-apprentissage, nous avons appliqué des techniques d'augmentation de données pour étendre notre base d'entraînement.

Afin de diversifier notre base de données d'entraînement, des techniques d'augmentation ont été utilisées pour altérer aléatoirement les images et leurs étiquettes correspondantes. Chacune des images a subi des transformations telles que la rotation, l'ajustement de contraste, le retournement horizontal et vertical, ainsi que les changements d'échelle (comme illustré dans la figure 57). En utilisant ces techniques, notre base d'entraînement a été augmentée de manière significative, passant de 199 à 1194.

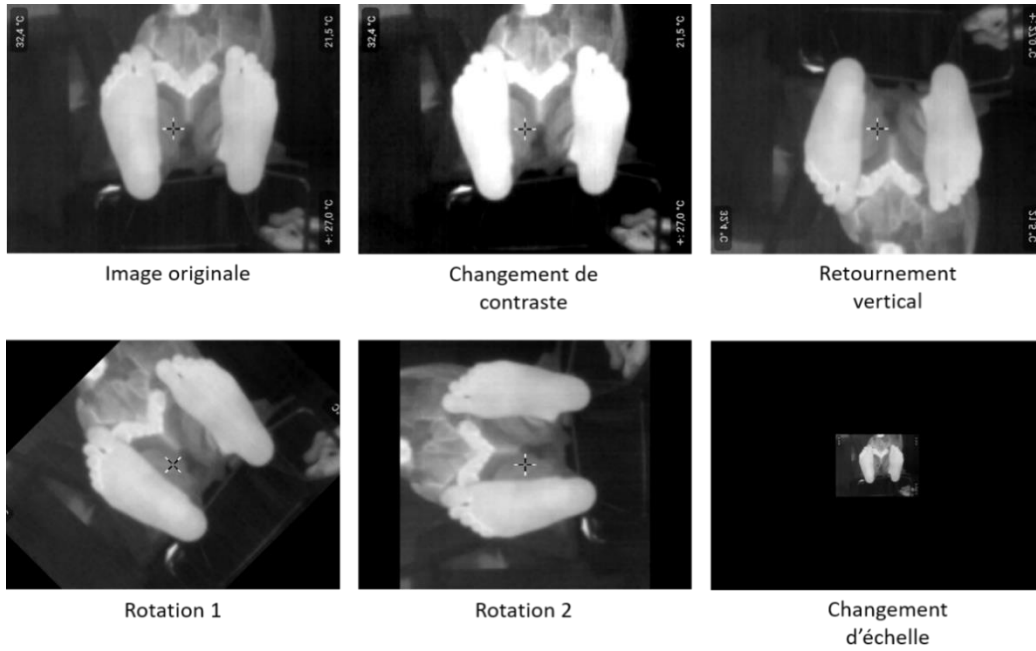


Figure 57: Quelques exemples d'augmentations appliquées sur la base d'entraînement

3.5.2.2 Implémentation et résultats

Dans cette expérimentation, nous avons comparé les performances des architectures neuronales FCN, UNet, et SegNet. Pour l'apprentissage, nous avons utilisé la méthode d'optimisation de descente de gradient stochastique (SGD) avec un momentum de 0.9. Le taux d'apprentissage initial a été fixé à 0.01. Les données d'entraînement sont mélangées aléatoirement avant chaque époque. Tous les modèles ont été entraînés jusqu'à la convergence.

Pour évaluer quantitativement les résultats obtenus, nous avons adopté deux métriques. La première est la précision par classe (Accuracy per class), et la deuxième est l'intersection sur l'union (IoU) pour chaque classe. Les valeurs moyennes de toutes les classes pour les deux mesures sont notées comme mAcc et mIoU.

$$mAcc = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (1)$$

$$mIoU = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FN_i + FP_i} \quad (2)$$

mAcc est la valeur moyenne de la précision pour chaque classe (arrière-plan, voute plantaire), elle est calculée par l'équation (1). Tandis que IoU est l'intersection de la segmentation inférée et de la vérité terrain, divisée par l'union. mIoU est la valeur moyenne de IoU de chaque classe (équation 2). N est le nombre de classes. Dans notre cas N=2. TP_i , FP_i , et FN_i sont les vrais positifs, les faux positifs et les faux négatifs, respectivement.

Tableau 3: les résultats comparatives (%) sur la base de données de test des images thermiques.

Méthodes	Fond		Pied		mAcc	mIoU
	Acc	IoU	Acc	IoU		
FCN	99,27	97,65	93,69	91,16	96,48	94,41
SegNet	98,86	97,79	95,63	91,48	97,24	94,64
UNet	99	97,99	95,79	92,26	97,41	95,13

Le tableau 3 présente les résultats quantitatifs obtenus lors de la comparaison des réseaux. On peut constater que la classe « Fond » a obtenu des scores remarquablement élevés, atteignant ~99% avec toutes les architectures testées. Ces scores élevés sont dus à la facilité de la détection de cette classe, étant donné que la majorité des pixels de nos images correspondent à l'arrière-plan.

Par conséquent, nous nous sommes focalisés sur les résultats liés à la classe « Pied ». Les résultats montrent que UNet obtient les meilleurs résultats pour cette classe avec un IoU de 92,26 % et une Acc de 95,79%, suivi par SegNet qui obtient un score IoU de 91,48%. La figure 58 présente les résultats qualitatifs des trois méthodes.

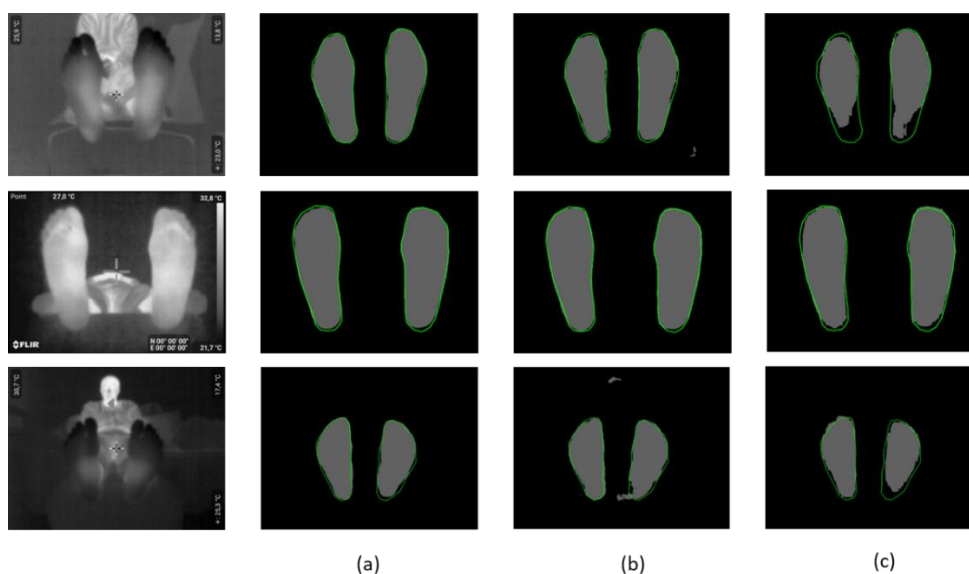


Figure 58: résultats de segmentation. (a) correspond à UNet, (b) SegNet et (c) FCN

Les résultats qualitatifs montrent que les réseaux ont réussi globalement à segmenter la voûte plantaire avec une bonne précision. La colonne (a) correspond aux résultats obtenus par UNet qui a montré sa supériorité aux deux autres réseaux, SegNet et FCN. La première ligne représente un patient qui a les orteils froids, on voit clairement que UNet et SegNet ont délimité correctement ces orteils. Ces approches arrivent à surmonter la limitation de la méthode de Bougrine. Cependant, nous avons parfois affaire à des images thermiques qui sont très difficiles

à segmenter, même manuellement par un expert, comme le montre les exemples de la figure 59.

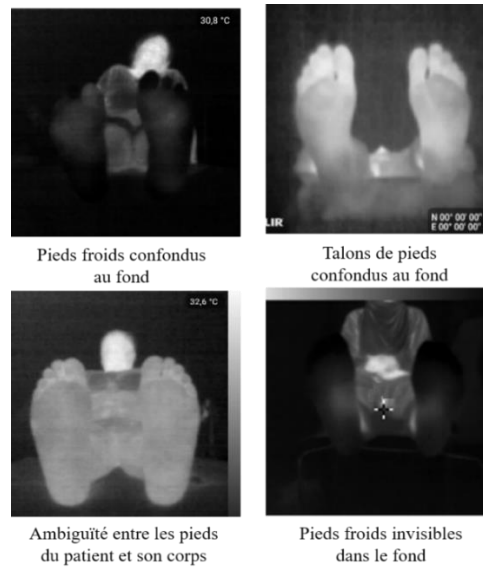


Figure 59: exemples d'images thermiques difficiles à segmenter

Dans ces exemples, on voit que certaines régions sont difficiles à détecter, comme les orteils ou les talons froids, et même le pied dans son ensemble lorsqu'il est froid. Nous avons évalué les performances des réseaux entraînés dans cette section en les testant sur des images pour voir s'ils sont capables de segmenter la voûte plantaire dans les cas les plus difficiles.

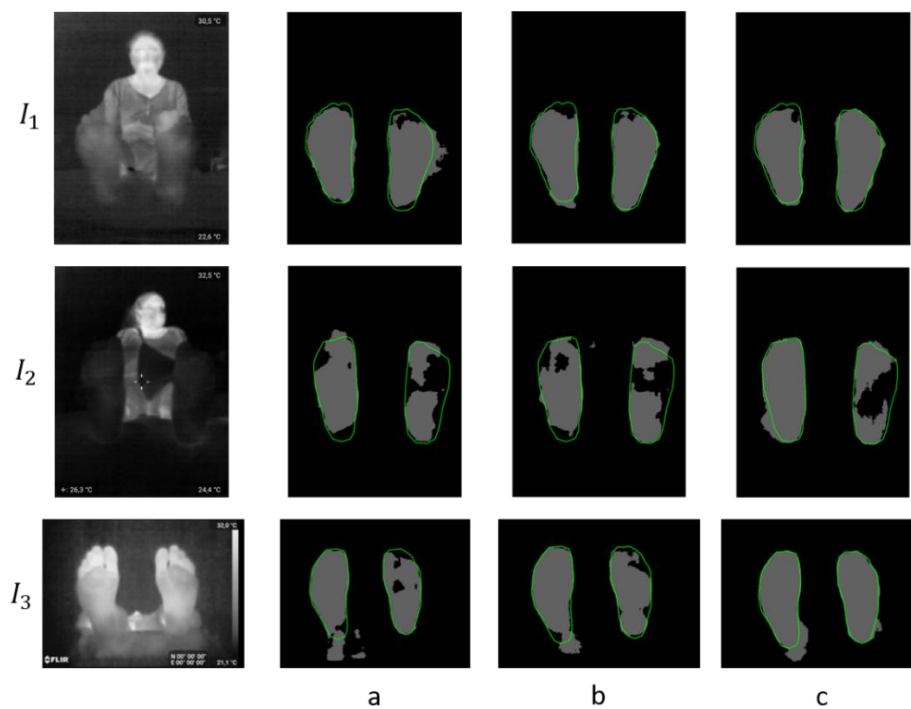


Figure 60: résultats de segmentation des exemples d'images difficiles. (a) FCN, (b) SegNet et (c) UNet

Les résultats de la figure 60 montrent que les méthodes testées présentent des limitations face à certains cas d'images difficiles à segmenter. Par exemple, l'image (I_2) correspond à un sujet atteint du diabète ayant des pieds si froids qu'ils se confondent avec le fond noir. Les trois réseaux ne parviennent pas à séparer les voûtes plantaires du fond dans ce cas. Même un expert ne serait pas capable de les segmenter manuellement.

Ce problème nous mène aux difficultés liées aux images thermiques. Ces images constituées d'un seul canal souffrent d'importantes limitations ; elles peuvent être difficiles à interpréter car elles ne sont pas claires et certaines régions peuvent être difficiles à détecter, comme les orteils ou les talons froids (figures 59 et 60). Ces zones peuvent passer inaperçues ou être confondues à d'autres objets de l'arrière-plan. De même, certaines sources de chaleur du corps, comme le rayonnement des chevilles, des jambes, ou du visage sont visibles, et peuvent être considérées comme une partie du pied. Un fait qui rend difficile la distinction entre la voûte plantaire et le reste de l'image.

Ces limitations rendent la segmentation des voûtes plantaires compliquée, les méthodes classiques ne sont pas toujours adaptées, les approches basées sur les réseaux de neurones peuvent également s'avérer insuffisantes dans certain cas. Il est donc nécessaire de développer de nouvelles méthodes pour améliorer la segmentation de ces images.

Dans ce contexte, nous avons pensé à un nouveau processus de segmentation visant à optimiser les résultats en utilisant les avancées récentes en matière d'apprentissage profond (Deep learning), qui ont fait preuve d'une bonne performance dans les tests préliminaires effectués, en combinaison avec l'utilisation des deux modalités d'images ; à savoir thermique et couleur. Cette fusion permettra d'améliorer la qualité de segmentation et de l'effectuer sous différentes contraintes. Le schéma ci-dessous illustre l'idée que nous proposons.

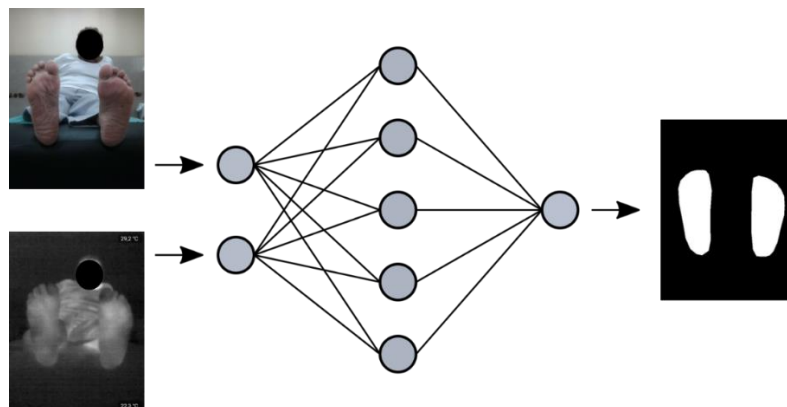


Figure 61: Schéma de l'idée proposée pour la segmentation multimodale

3.6 La segmentation multimodale de la voûte plantaire

Ces derniers temps, les stratégies de fusion multimodale ont attiré l'attention en raison de leur performance remarquable et de la baisse des coûts des capteurs. Ces stratégies se basent généralement sur des méthodes existantes spécifiques à chaque modalité qui, une fois combinées, enrichissent la représentation de la scène de manière à ce que les points forts d'une modalité compensent les faiblesses d'une autre. Les images couleur (RGB) fournissent des détails morphologiques précis et une nette délimitation des bords des pieds, mais ces dernières peuvent être affectées par les variations de luminosité. Les images thermiques, quant à elles, sont moins sensibles à la lumière et ne s'affecte pas par un mauvais éclairage. Ainsi, on peut dire que la combinaison de ces deux modalités permet d'améliorer les résultats de segmentation.

Plusieurs travaux ont adopté la fusion de l'image thermique et l'image couleur pour améliorer les performances de la segmentation. Par exemple, dans le domaine des véhicules autonomes, [31] et [119] ont développé deux réseaux de neurones, MFNet et RTFNet, respectivement, qui prennent en entrée des images thermiques et couleur. Leur objectif principal est de pouvoir détecter les piétons et les scènes urbaines sous différentes conditions de lumière, en particulier pendant la nuit. Ce processus de fusion s'est avéré très efficace dans ce cas.

MFNet et RTFNet reposent sur le concept d'encodeur-décodeur, similaire à FuseNet [120] qui fusionne les images de profondeur et les images RGB pour segmenter les scènes d'intérieur. La multimodalité a été également utilisée dans le travail de Palmero et al. [121], qui ont abordé le problème de segmentation du corps humain en tant que première étape de l'analyse automatique du comportement humain. Dans ce travail, ils ont combiné des données multimodales ; thermiques, RGB et de profondeur.

Dans cette thèse, nous avons utilisé la caméra FLIR ONE Pro qui contient deux capteurs, thermique et RGB, ce qui lui permet de capturer les images des deux modalités, spatialement alignées, grâce à la technologie MSX. C'est pour ces raisons que nous avons décidé d'intégrer l'information couleur (RGB) dans notre processus de segmentation pour surmonter les limites des méthodes classiques, ainsi que les limitations des méthodes profondes dans certains cas difficiles comme montré dans la section précédente.

3.6.1 Étude préliminaire

Notre objectif principal consiste à effectuer la segmentation de voûte plantaire en utilisant des réseaux de neurones convolutifs et en tirant profit des deux modalités (thermique et RGB).

Pour ces premiers tests nous avons choisi l'architecture neuronale UNet. Cette architecture conçue pour le traitement des images biomédicales a montré sa performance par rapport aux autres modèles convolutifs en termes de précision et d'efficacité, dans la sous-section 3.5.2.2.

Parmi les aspects les plus innovants de UNet c'est l'utilisation des « Skip connections » qui permettent au réseau de récupérer les informations spatiales perdues par les opérations de pooling. Le schéma suivant explique l'idée qu'on a adopté dans ces premiers tests.

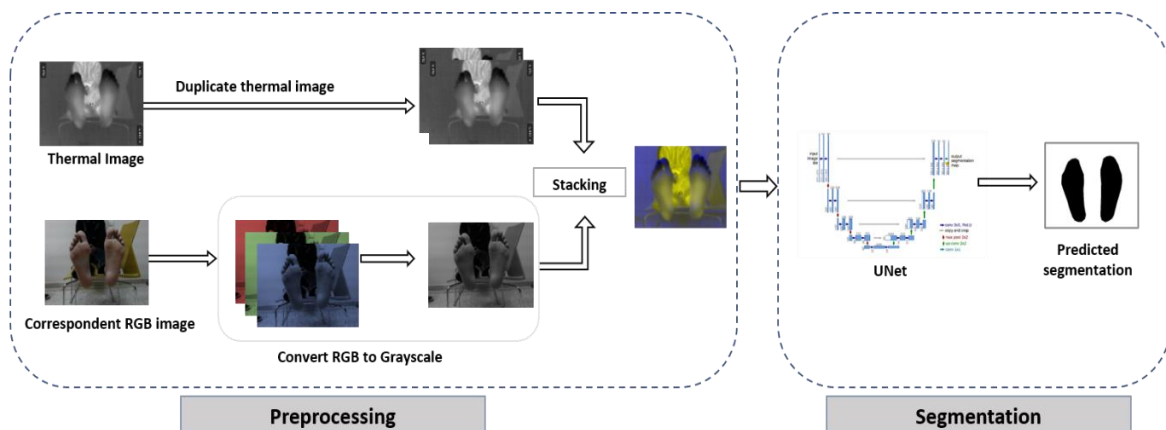


Figure 62: processus de segmentation multimodale

Habituellement, l'image d'entrée de U-Net est une image couleur composée de 3 canaux (R, G et B). Dans notre cas, nous disposons de 4 canaux (un canal thermique, et 3 autres pour l'image couleur). Pour adapter nos données au réseau U-Net, nous avons utilisé les deux premiers canaux pour l'image thermique et le troisième canal pour l'image couleur convertie en niveaux de gris. La figure 62 représente le schéma utilisé pour intégrer les informations et créer l'image multimodale pour le processus de segmentation proposé. Cette méthode de fusion est inspirée du travail de Ghose et al.[122], ils ont effectué un processus similaire, en utilisant une carte de saillance de l'image thermique à la place de l'image RGB.

3.6.2 Méthodologie

La première étape consiste à concaténer les images couleur et thermiques comme illustré dans la figure 62. Pour l'entraînement de UNet, nous avons utilisé les mêmes paramètres que ceux utilisés dans nos premiers tests de la sous-section « 3.5.2.2 ». Nous avons également respecté le même schéma de partitionnement des données en train, validation et test, ainsi que l'augmentation de la base d'entraînement, pour pouvoir comparer les résultats de fusion obtenus avec ceux de la segmentation thermique précédente.

L'objectif de cette étude est de déterminer si la fusion des deux modalités donnera de meilleurs résultats que l'utilisation de l'image thermique seule. Pour cela, nous avons effectué les tests

de segmentation sur deux types d'images, les images thermiques et les images multimodales (figure 63).

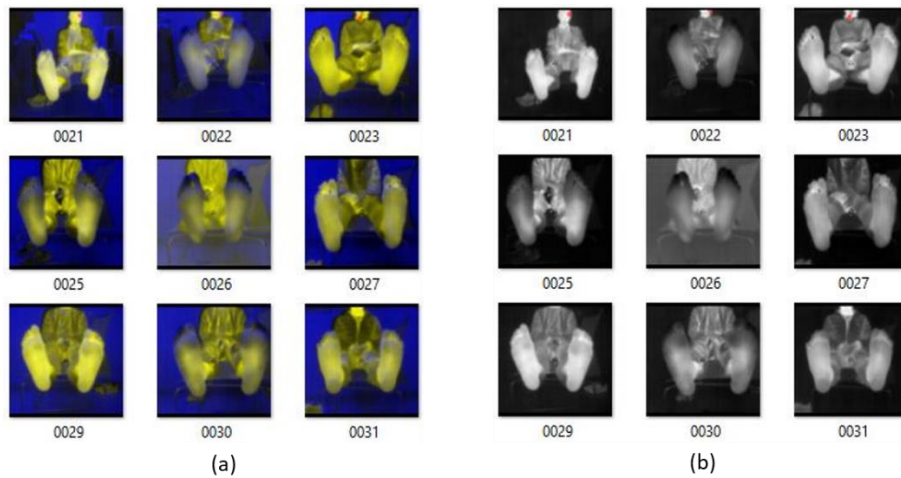


Figure 63: (a) images multimodales, (b) images thermiques

3.6.3 Résultats de segmentation

Pour évaluer les performances des deux approches, nous avons choisi les deux métriques utilisées dans les tests précédents, à savoir le mIoU (mean Intersection over union) et le mAcc (mean Accuracy).

Tableau 4: résultats quantitatifs de UNet_multimodal vs UNet_thermal

Approche	Fond		Pied		mIoU	mAcc
	IoU	Acc	IoU	Acc		
UNet_multimodal	98,12	99,18	93,85	96,39	95,98	97,79
UNet_thermal	97,99	99	92,26	95,79	95,13	97,41

UNet_multimodal obtient un score IoU de 93,85% pour la classe pied, tandis que UNet thermique obtient une valeur de 92,26%. L'analyse des résultats obtenus montre que l'utilisation d'U-Net sur les images multimodales donne de meilleurs résultats que l'utilisation d'U-Net uniquement sur les images thermiques. Cette étude préliminaire démontre clairement l'efficacité de l'approche de fusion pour la segmentation des voûtes plantaires.

Comme on peut le voir dans la figure 64, UNet_multimodal donne des prédictions précises pour toutes les images, contrairement à UNet_thermal qui donne des prédictions imprécises dans la plupart des cas. La figure 65 montre deux exemples d'images thermiques difficiles à segmenter, dans lesquelles l'approche de fusion UNet_multimodal a surmonté les limites de UNet_thermal et a réussi à délimiter la voûte plantaire avec plus de précision.

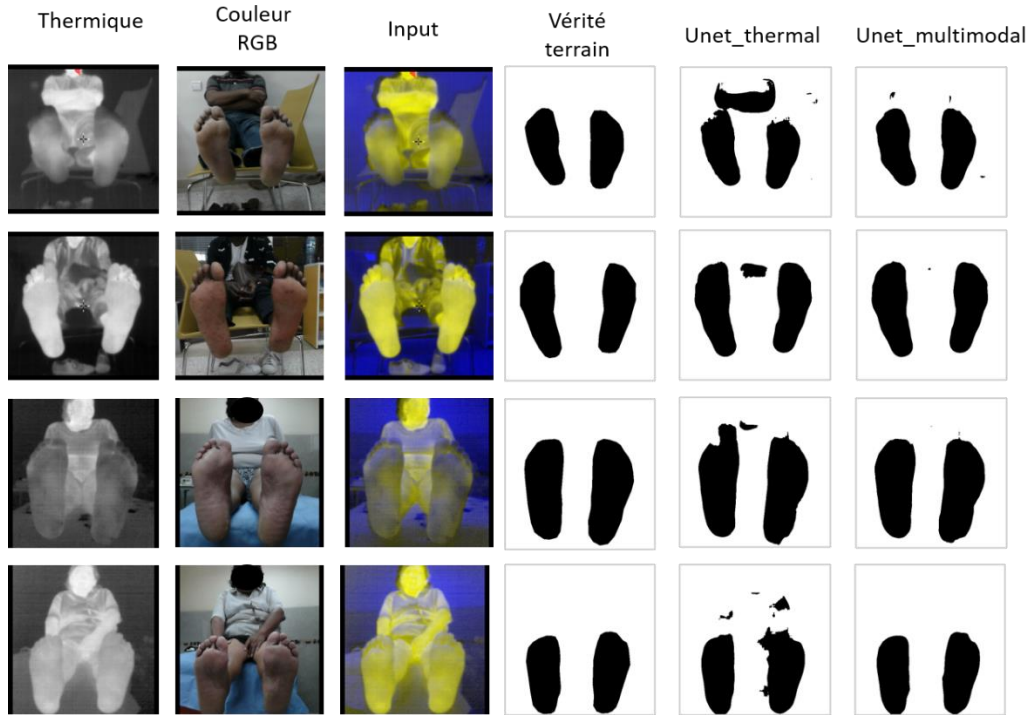


Figure 64: résultats de UNet_thermal vs UNet_multimodal

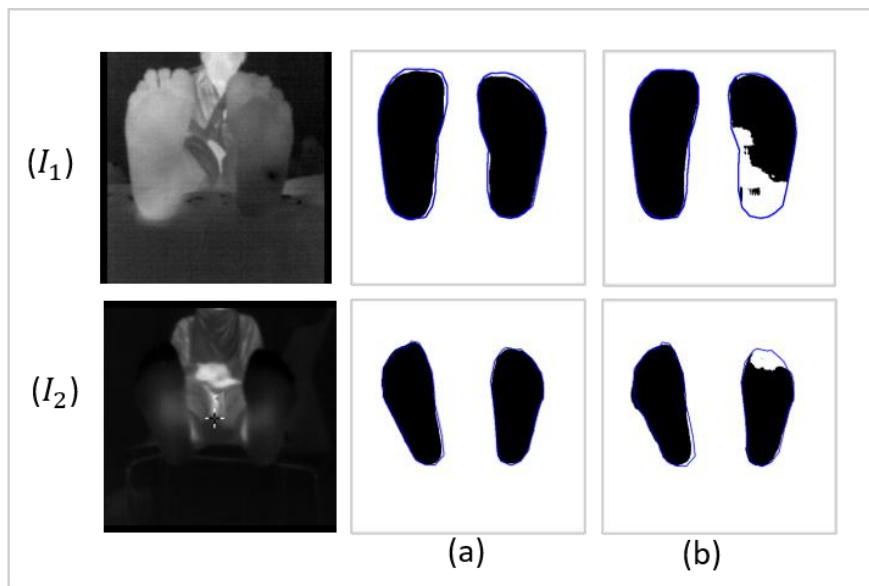


Figure 65: résultats de (a) UNet_multimodal et (b) UNet_thermal sur deux exemples d'images thermiques difficiles

Ces résultats prometteurs ont confirmé notre idée de créer une architecture neuronale multispectrale qui prend en entrée les deux images, thermique et RGB afin d'améliorer la qualité de segmentation, et de surmonter les limites des méthodes classiques.

Dans la section suivante, nous présenterons notre architecture DE-ResUnet pour la segmentation multimodale de la voûte plantaire.

3.7 Nouvelle architecture proposée (DE-ResUnet)

Dans cette section, nous présentons la nouvelle architecture neuronale appelée Double Encoder Residual UNet (DE-ResUnet) dédiée à la segmentation sémantique des images de pieds diabétiques. Le réseau est présenté dans la figure 66.

DE-ResUnet est une architecture parallèle basée sur la structure encodeur-décodeur, elle est construite sur la base des réseaux UNet [113] et ResNet [110], et s'inspire de réseaux multispectraux tels que MFNet [31], et RTFNet [119] qui utilisent les deux types d'informations en entrée : les images thermiques et RGB.

DE-ResUnet est composé de trois parties : un encodeur thermique, pour l'extraction des caractéristiques de l'image thermique, un encodeur RGB, pour l'extraction des caractéristiques de l'image visible (RGB), et un décodeur, qui a pour but de projeter sémantiquement les caractéristiques apprises par les encodeurs sur l'espace des pixels.

Les différences entre notre DE-ResUnet et le UNet original consistent en trois caractéristiques principales. Premièrement, le réseau contient deux encodeurs au lieu d'un, afin d'extraire les caractéristiques de deux sources différentes. Ensuite, le ResNet pré-entraîné [38] a été utilisé comme extracteur de caractéristiques dans chaque encodeur. Enfin, un petit décodeur avec une seule couche convolutive dans chaque bloc a été conçu afin de réduire les paramètres de l'architecture et d'accélérer l'inférence.

Les deux encodeurs peuvent être considérés comme des réseaux de neurones convolutifs sans couches entièrement connectées. Chaque encodeur commence par un bloc convolutif initial qui se constitue d'une opération de convolution, une normalisation par lots (batch normalization), et une couche d'activation d'unité linéaire rectifiée (ReLU).

Les encodeurs sont identiques l'un à l'autre, sauf pour le nombre des canaux d'entrée. Nous avons changé le nombre de canaux d'entrée de la couche convolutive du bloc initial de l'encodeur thermique à 1. Un sous-échantillonnage utilisant une fonction de regroupement par le maximum (max pooling) de 3x3 et d'un pas de 2 est appliqué après le bloc initial, suivi de quatre couches résiduelles employées séquentiellement pour réduire progressivement la résolution et augmenter le nombre de canaux des cartes de caractéristiques.

Dans la dernière étape des encodeurs, nous fusionnons les informations couleur (RGB) et thermiques en appliquant une sommation par élément des cartes de caractéristiques correspondantes. Il faut noter que la forme de la carte de caractéristiques ne change pas après

l'opération de fusion. La sortie de cette dernière couche est prise comme entrée du décodeur. Un bloc d'opération convolutive agit comme un pont entre l'encodeur et le décodeur.

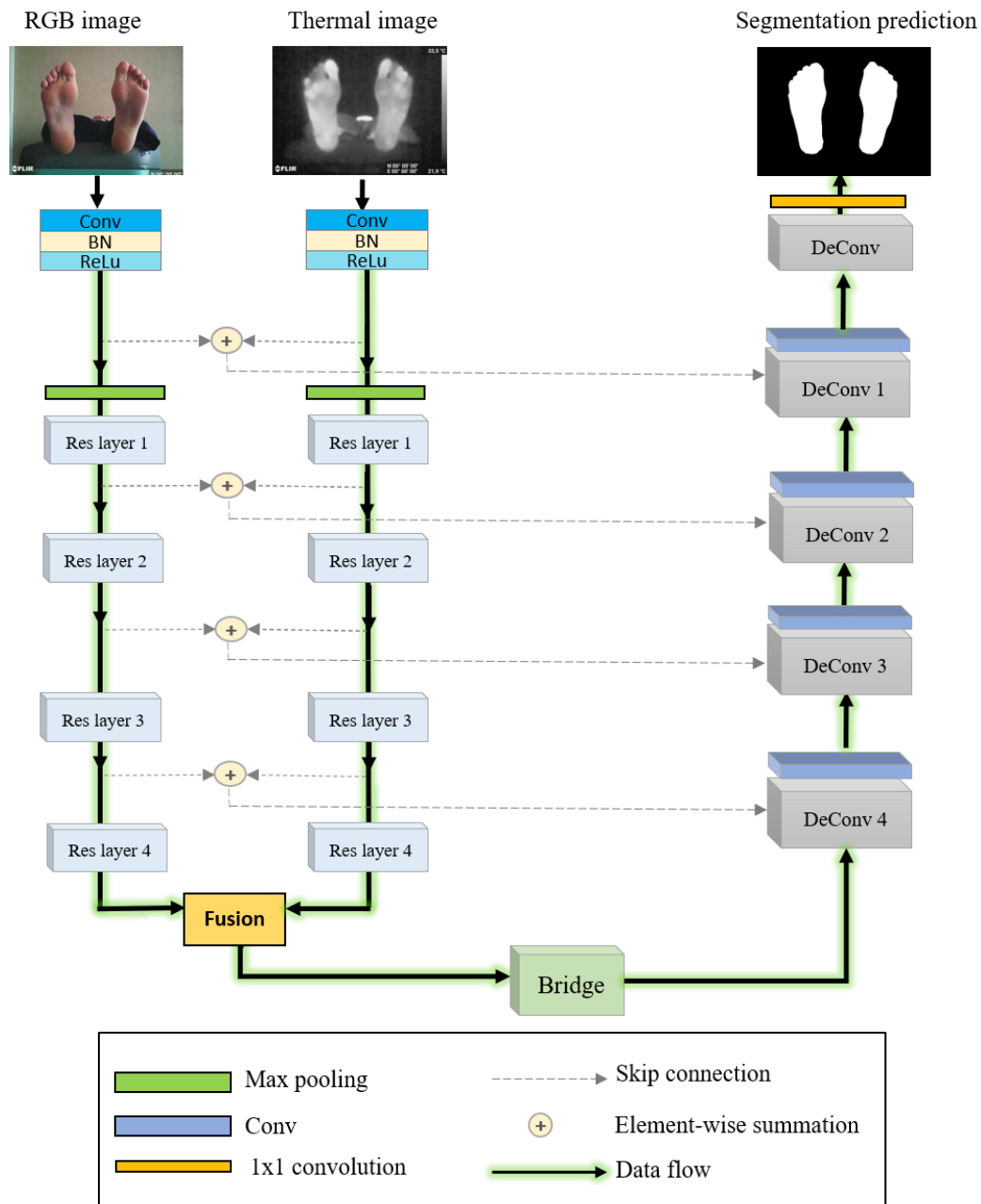


Figure 66: l'architecture proposée DE-ResUnet

Dans la partie décodeur, la résolution de la carte des caractéristiques est progressivement restaurée à celle des images d'entrée. Tout comme dans le réseau UNet, notre décodeur consiste en un sur-échantillonnage et une concaténation, suivis par des opérations de convolution régulières. Ainsi, chaque unité du décodeur est constituée d'un bloc de sur-échantillonnage suivi d'une opération de convolution pour produire des cartes de caractéristiques denses, comme le montre la figure 67.a. Vu que le sur-échantillonnage est une opération peu dense,

nous avons besoin d'une bonne antériorité des étapes précédentes pour mieux présenter la localisation. Pour cette raison, nous concaténons les caractéristiques à plus haute résolution des encodeurs avec celles sur-échantillonnées, ce qui est présenté dans la figure 66 par des « skip connections ». Cette opération préserve les informations peu profondes et récupère les détails fins dans la prédiction. Ce qui permet au décodeur de récupérer les caractéristiques perdues pendant la fusion et le processus de sous-échantillonnage. L'étape finale du décodeur consiste à une convolution 1x1 afin de projeter les probabilités de classes au niveau du pixel.

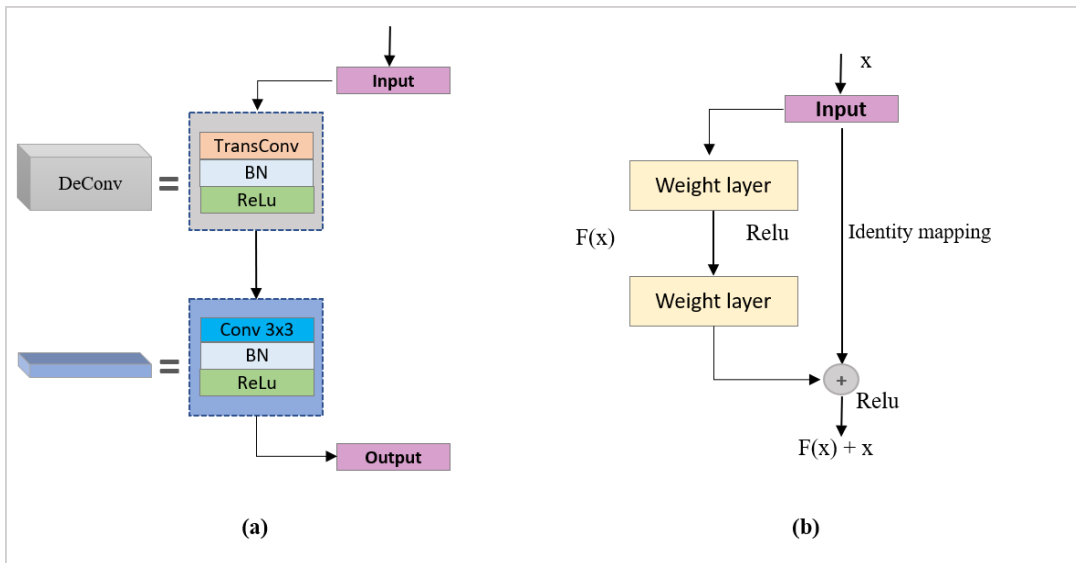


Figure 67: (a) bloc du décodeur de DE-ResUnet (sur-échantillonnage suivi d'une opération de convolution) (b) schéma illustratif d'un bloc résiduel [110]

3.8 Expérimentations

3.8.1 Détails de l'implémentation

Toutes les expériences de ce travail ont été exécutées sur google colaboratory, souvent abrégé en "Colab", un service hébergé de notebooks jupyter préconfigurés avec les bibliothèques essentielles d'apprentissage automatique et d'intelligence artificielle, telles que TensorFlow, PyTorch et Keras. Il est adapté à l'apprentissage automatique, ne nécessite aucune configuration et permet d'accéder aux ressources de calcul, y compris les cartes graphiques GPU. Nous avons implémenté et exécuté nos expériences en langage Python, en utilisant la bibliothèque PyTorch. La GPU utilisée était NVIDIA Tesla T4. Nous avons entraîné l'architecture proposée DE-ResUnet en utilisant un optimiseur de descente de gradient stochastique (SGD) avec un momentum de 0,9 et une dégradation des pondérations (weight decay) de 0,0005. Le taux d'apprentissage initial est fixé à 0,01 et à chaque époque, il a été multiplié par un taux de dégradation de 0,94, afin de diminuer progressivement.

Notre base de données comprend 398 images, qui ont été labellisées à l'aide de l'outil « Image Labeler » fourni par MATLAB (version R2018a). L'ensemble de données est divisé en 50% pour l'apprentissage, 25% pour la validation et les derniers 25% sont utilisés pour les tests. De plus, l'ensemble d'entraînement a été augmenté pour obtenir plus de données en effectuant des modifications telles que des retournements horizontaux, des rotations, des filtres de flou et des changements de contraste afin d'éviter un surapprentissage. Le nombre total d'images dans l'ensemble d'entraînement est maintenant de 1393 images. Avant chaque époque, les images d'entraînement sont mélangées de façon aléatoire. Chaque réseau a été entraîné jusqu'à la convergence, à laquelle aucune diminution supplémentaire de la perte n'est observée. Chaque image n'a été utilisée qu'une seule fois dans une époque. Nous avons utilisé la perte d'entropie croisée comme fonction objective pour la rétropropagation.

3.8.2 Mesures des performances

Afin d'évaluer quantitativement la précision de notre architecture, nous avons adopté les métriques d'évaluation les plus utilisées dans le domaine de la segmentation sémantique, à savoir l'accuracy, l'IoU (intersection over union), F1-score, Recall, précision et le coefficient Dice. Les définitions et formules de ces métriques seront détaillées en ce qui suit.

L'accuracy de chaque classe dans la segmentation désigne la mesure de précision de la segmentation en fonction de chaque classe. Elle mesure la proportion de pixels classés correctement par rapport à la classe spécifique. ($mAcc$), est la valeur moyenne de la précision pour chaque classe (arrière-plan, voute plantaire), elle est calculée par l'équation (3).

$$mAcc = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (3)$$

IoU (Intersection over Union) par classe est un indicateur qui mesure la similitude entre la segmentation prédite et la segmentation réelle pour chaque classe. Elle est calculée en divisant l'intersection de la segmentation inférée et de la vérité terrain, par l'union. $mIoU$ est la valeur moyenne de IoU de chaque classe (équation 4).

$$mIoU = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{TP_i}{TP_i + FP_i + FN_i} \quad (4)$$

Le F1-score est une métrique utilisée pour évaluer la performance des modèles de segmentation d'images. Elle permet de résumer les valeurs de la précision et du rappel en une seule métrique, donnant ainsi une image complète de la qualité de la segmentation effectuée par un modèle.

Mathématiquement, le F1-score est défini comme étant la moyenne harmonique de la précision et du Recall, ce qui se traduit par l'équation suivante :

$$F1_score = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (5)$$

Le rappel ou **Recall** en anglais est une métrique qui permet de savoir le pourcentage de positifs bien prédit par notre modèle. C'est le nombre de positifs bien prédit (TP) divisé par l'ensemble des positifs (TP+FN). Sa formule mathématique est la suivante :

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

La précision, assez similaire au Recall. Elle permet de connaître le nombre de prédictions positives bien effectuées. Plus la précision est élevée, plus le modèle minimise le nombre de faux positif. Elle est calculée par l'équation suivante :

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

Coefficient de similarité Dice, il quantifie l'écart entre le masque de segmentation obtenu et la vérité terrain. Cette mesure est fréquemment utilisée par les chercheurs dans le domaine de l'évaluation de la segmentation des images médicales.

$$Dice = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (8)$$

3.9 Résultats et discussion

3.9.1 Etude comparative

Pour valider le système de segmentation des voutes plantaire que nous avons proposés, il est nécessaire de le comparer aux autres architectures d'apprentissage profond les plus connues évoquées précédemment. À cette fin, plusieurs expériences ont été menées.

Nous avons comparé l'architecture DE-ResUnet à RTFNet [119], MFNet [31], UNet[113], SegNet [114], et DeepLabV3 [123]. Comme nous l'avons présenté dans la sous-section précédente 4.3.3.2, les architectures UNet, SegNet et Deeplabv3 sont conçues pour des images à 3 canaux (RGB). Par conséquent, afin de les comparer à notre architecture multimodale, il est nécessaire de modifier les couches d'entrée de ces trois réseaux pour les adapter aux données « RGB-Thermique » à 4 canaux. Ces données « RGB-thermique » sont obtenues en empilant les 3 canaux de l'image couleur avec le canal thermique, ce qui donne 4 canaux en entrée.

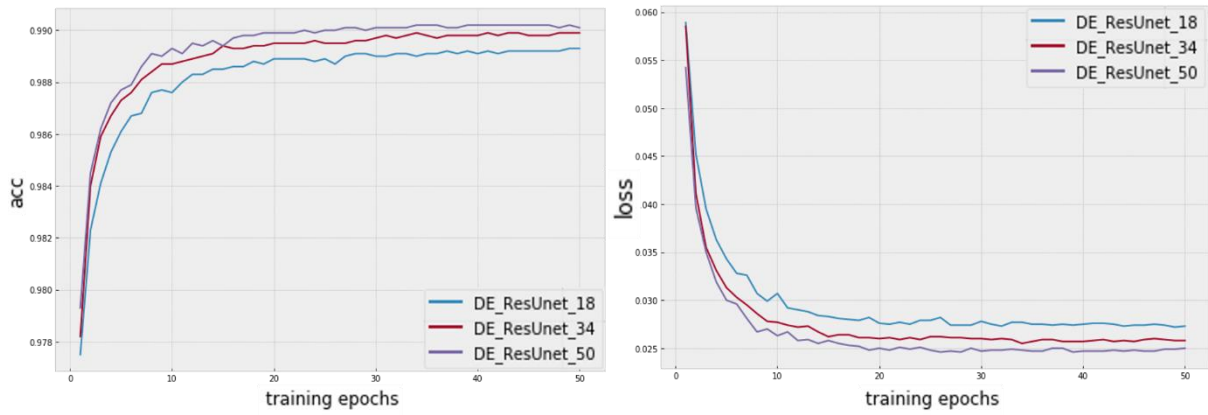


Figure 68: performances de DE-ResUnet avec les trois backbones

Dans la description de notre architecture (section 3.7), nous avons précisé que ResNet pré-entraîné a été choisi comme backbone dans les deux encodeurs de DE-ResUnet, afin de tirer profit de la force de l'apprentissage par transfert, qui d'une part réduit le temps d'apprentissage du modèle et d'autre part améliore ses performances.

Dans un premier temps, il nous a fallu de choisir le ResNet à utiliser pour notre tâche. De ce fait, nous avons testé DE-ResUnet en utilisant 3 types différents; à savoir ResNet-18, ResNet-34 et ResNet-50. Nous avons opté pour ces trois architectures afin d'éviter le problème de sur-apprentissage. En effet, un nombre plus important de couches (101 ou 152) peut entraîner un sur-apprentissage, notamment dans notre cas où la base de données est limitée. Les graphes de la figure 68 montrent la supériorité de ResNet-50 utilisé comme encodeur dans notre réseau, par rapport à ResNet-18 et 34.

Dans ce qui suit, tous les résultats représentés dans les tableaux et les figures correspondent à notre réseau avec ResNet-50 comme backbone.

Tableau 5: les résultats comparatifs (%) sur la base de données du test. (4c) indique l'utilisation des 4 canaux empilés (RGB + thermique)

Méthodes	Fond		Pied		mAcc	mIoU	F1-score	Recall	Précision	Dice
	Acc	IoU	Acc	IoU						
SegNet (4c)	99,10	98,12	95,97	92,63	97,54	95,37	96,17	96,3	95,97	96,17
UNet (4c)	99,03	98,03	95,90	92,28	97,46	95,15	96,15	96,08	96,22	96,15
DeepLab(4c)	99,55	98,61	96,21	94,55	97,78	96,58	96,91	97,39	96,42	96,91
MFNet	99,13	98,25	96,40	93,12	97,76	95,69	96,68	96,52	96,85	96,68
RTFNet_50	99,11	98,67	96,41	94,60	97,76	96,63	96,44	96,81	96,08	96,44
DE_ResUnet	99,43	98,72	97,39	95,20	98,41	97	97,40	97,69	97,11	97,40

Le tableau ci-dessus énumère les résultats quantitatifs de la comparaison des différentes architectures. En général, le modèle DE_ResUnet a les meilleures performances en termes de mAcc, mIoU, F1-score, rappel, précision et coefficient de Dice. Les évaluations quantitatives basées sur l'accuracy (Acc) et l'intersection over union (IoU) montrent que la classe « Fond » a obtenu des scores moyens très élevés, de $\sim 99\%$ avec toutes les architectures. Ces scores élevés sont dus à la facilité de la détection de cette classe, vu que la plupart des pixels de nos images correspondent à l'arrière-plan.

Ces résultats liés au background sont moins informatifs dans notre étude, car notre région d'intérêt est la surface plantaire du pied. Cette dernière doit être segmentée avec plus de précision. La classe pied est la classe la plus importante dans cette étude. DE-ResUnet a obtenu le meilleur résultat pour cette classe avec un score IoU de 95,20% et une Acc de 97,39%, suivi par RTFNet avec un score IoU de 94,60%. DE-ResUnet a obtenu le meilleur résultat, vu que l'extraction des caractéristiques a été effectuée séparément, ce qui n'est pas le cas pour UNet, SegNet et DeepLabv3. La meilleure précision globale de segmentation a été obtenue par DE-ResUnet avec une valeur de mAcc=98,41%, mIoU= 97%, et F1_score =97,40%. Ces scores peuvent être observés sur les résultats qualitatifs des figures 69,70 et 71.

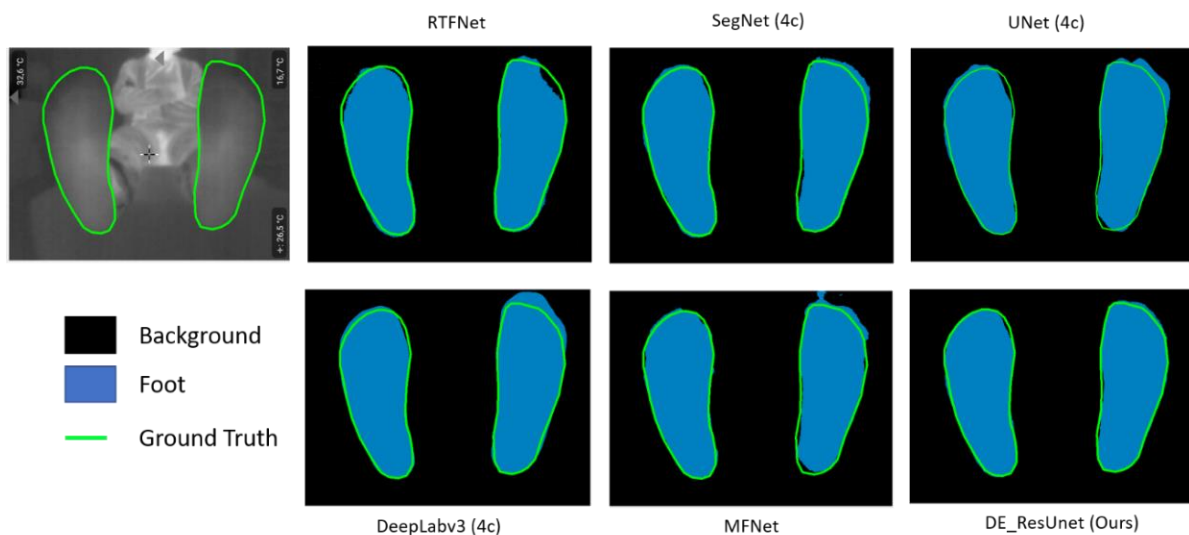


Figure 69: exemple illustratif montrant l'image thermique en entrée et les prédictions données par toutes les architectures. Le masque de vérité terrain est représenté par le contour vert

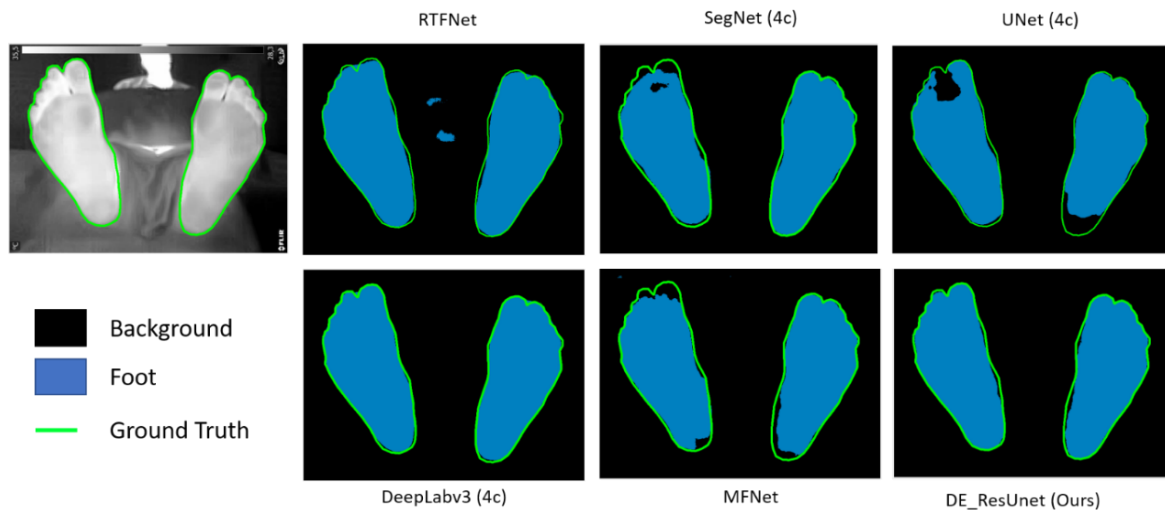


Figure 70: exemple illustratif montrant la robustesse de DE-ResUnet et DeepLabv3 dans la délimitation précise des détails fins des orteils et talons de pied.

Les figures 69 et 70 montrent des exemples de segmentations prédites par les réseaux de fusion des images thermiques et RGB. A partir de ces résultats, on peut voir que DE-ResUnet arrive à segmenter les voutes plantaires de manière robuste et précise, même pour les images difficiles acquises dans des conditions différentes (figures 71, 72).

Plusieurs études médicales [124] ont montré que certaines zones du pied diabétique sont plus sujettes aux ulcérations que d'autres, cela est indiqué dans la figure 7 (chapitre 1 section 1.2.6). Ces zones sont appelées les zones à haut risque d'ulcération. Parmi ces zones, on trouve les orteils et les talons. Principalement, au niveau de ces zones la pression est plus forte lors de la marche. Il est donc nécessaire que ces parties soient très bien segmentées. En revenant aux résultats, nous remarquons que DE-ResUnet est plus efficace que les autres architectures dans la détection des détails fins et il arrive à délimiter correctement les orteils et les talons (figures 71, 72).

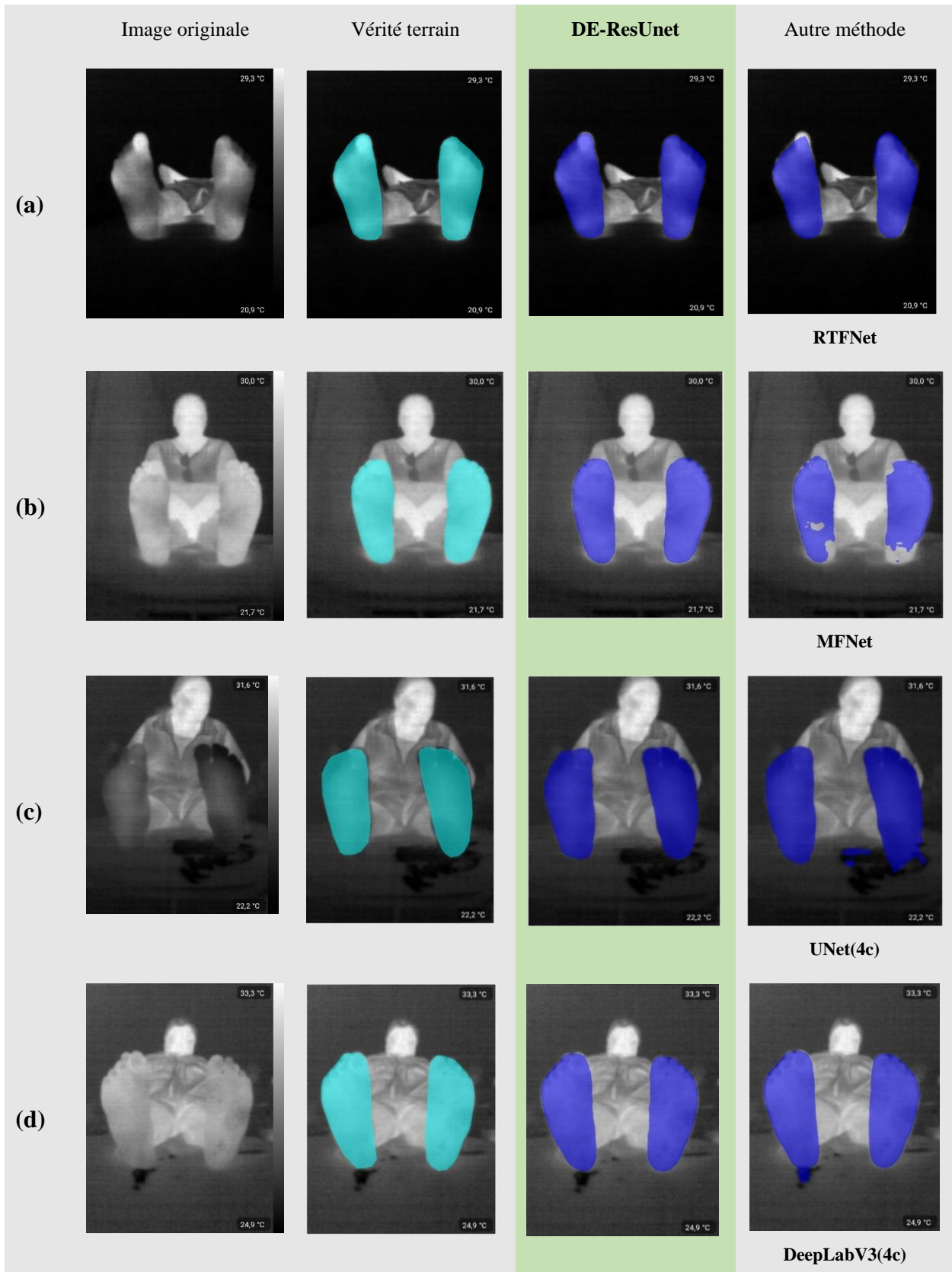


Figure 71: Résultats de segmentation prédites par DE-ResUnet (colonne verte) et les autres architectures. (a) comparaison à RTFNet, (b) comparaison entre à MFNet, (c) comparaison à UNet(4c), (d) comparaison à DeepLabV3 (4c)



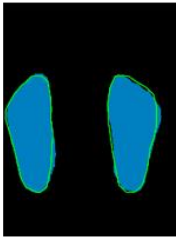


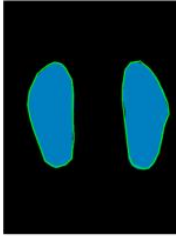

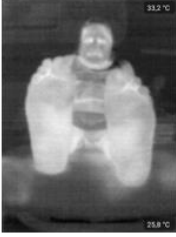
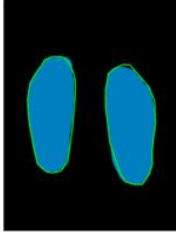






Difficulté	Couleur	Thermique	Résultat
Pieds froids Confondus au fond			
Talon froid du pied droit Confondu au fond			
Orteils Confondus au épaules			
Pieds froids Confondus au fond			
Orteils froids			

Figure 72: prédictions de notre architecture DE-ResUnet sur des cas d'images difficiles à segmenter. Le contour en vert représente la vérité terrain

Nous avons également mesuré la vitesse d'inférence des réseaux avec une carte graphique NVIDIA Tesla T4. Le tableau 6 montre que le coût moyen du temps de notre réseau est inférieur à celui de RTFNet. Alors que UNet reste le plus rapide avec un coût moyen de 3,35 ms.

Nous constatons que les autres réseaux sont rapides sur Tesla T4. Cependant, ils ne sont pas en mesure de fournir une précision satisfaisante comme la nôtre. « ms » correspond au coût du temps en millisecondes, FPS représente "frame per second" qui se réfère à la vitesse à laquelle

le modèle peut traiter et segmenter les images. Cela signifie le nombre d'images traitées en une seconde.

Tableau 6: la vitesse d'inférence de chaque architecture.

Méthodes	Tesla T4 GPU	
	ms	FPS
SegNet (4c)	4.75 ms	210.53
UNet (4c)	3.35 ms	298.91
DeepLabv3 (4c)	11.6 ms	86.08
MFNet	6.76 ms	147.89
RTFNet_50	15.78 ms	63.36
DE-ResUnet	11.89 ms	84.08

3.9.2 Etude d'ablation

L'objectif principal de ce travail est de montrer que l'utilisation simultanée de l'information thermique et couleur améliorera la précision de la segmentation sémantique des pieds diabétiques. Pour cela, nous avons mené une étude d'ablation, où nous comparons notre réseau multimodal DE-ResUnet avec deux autres versions utilisant uniquement l'encodeur thermique ou l'encodeur RGB. Nous avons testé DE-ResUnet en enlevant l'encodeur RGB pour évaluer les bénéfices apportés par l'utilisation de l'information couleur. Nous appelons cette variante T-ResUnet (Thermal_ResUnet). De même, nous avons retiré l'encodeur thermique de DE-ResUnet pour voir comment le réseau se comporte lorsqu'il ne reçoit que l'information RGB. Cette variante est nommée R-ResUnet (RGB_ResUnet). Les deux variantes ont été comparées en les entraînant sur les mêmes données et en utilisant les mêmes paramètres décrits dans la section 3.8.1, que ceux utilisés pour entraîner DE-ResUnet.

Tableau 7: résultats quantitatifs de l'étude d'ablation

Approche	mIoU	mAcc
T_ResUnet (Thermal)	93,2	96,8
R_ResUnet (RGB)	94,4	97,5
DE_ResUnet	97	98,41

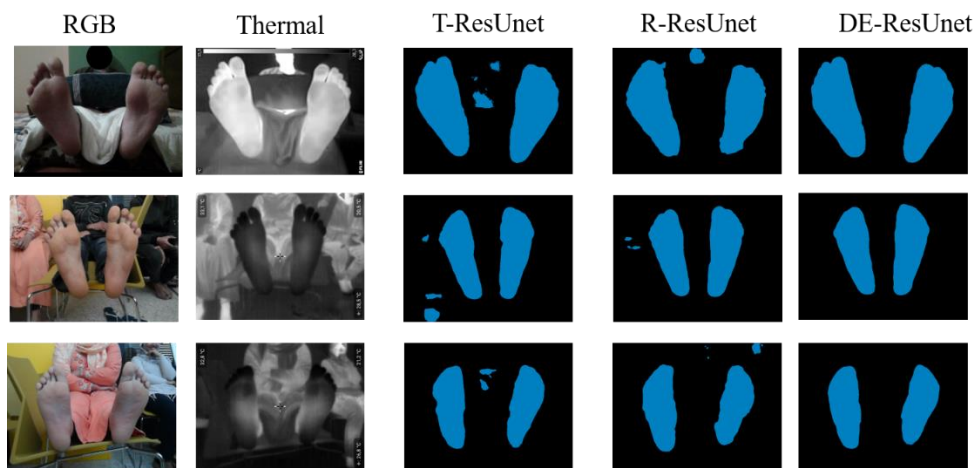


Figure 73 :Résultats de DE-ResUnet et de ses deux variantes T-ResUnet et R_ResUnet.

La figure 73 illustre les résultats de l'étude d'ablation. En comparant les résultats de R_ResUnet et T_ResUnet, nous constatons que R_ResUnet donne généralement de meilleures performances. Cela est attendu car les images RGB contiennent plus de détails morphologiques que les images thermiques. Cependant, on voit clairement que les deux sont inférieurs à notre architecture proposée DE-ResUnet. Cela prouve que la fusion des données thermiques et RGB est une approche efficace pour améliorer les performances. Les résultats montrent que l'information RGB contribue remarquablement à la fusion des données, ce qui explique les meilleures performances obtenues par l'architecture DE-ResUnet.

3.9.3 Evaluation de DE_ResUnet sur une autre base de données

Pour valider la performance de notre architecture DE-ResUnet, nous avons choisi de l'appliquer sur une autre base de données différente de la nôtre, comprenant des images thermiques et RGB de scènes urbaines. Cette démarche nous permettra de vérifier si l'architecture était capable de fournir des résultats probants sur une problématique différente de celle pour laquelle elle a été conçue. A cette fin, nous avons utilisé la base de données publique publiée par Qishen Ha [31] composée d'images de scènes urbaines acquises grâce à la caméra InfReC R500, capable de diffuser simultanément les images RGB et thermiques.

La base de données comprend 1569 paires d'images RGB et thermiques, réparties entre 820 prises pendant la journée et 749 pendant la nuit. Elle comprend 9 classes sémantiques manuellement étiquetées, incluant la classe de fond non étiquetée. La résolution des images est de 480 x 640. Nous avons suivi la même méthode de partitionnement proposée dans [31] et [119], où l'ensemble d'entraînement est composé de 50% des images de jour et 50% des images

de nuit, et l'ensemble de validation est composé de 25% des images de jour et 25% des images de nuit, les images restantes sont utilisées pour les tests.

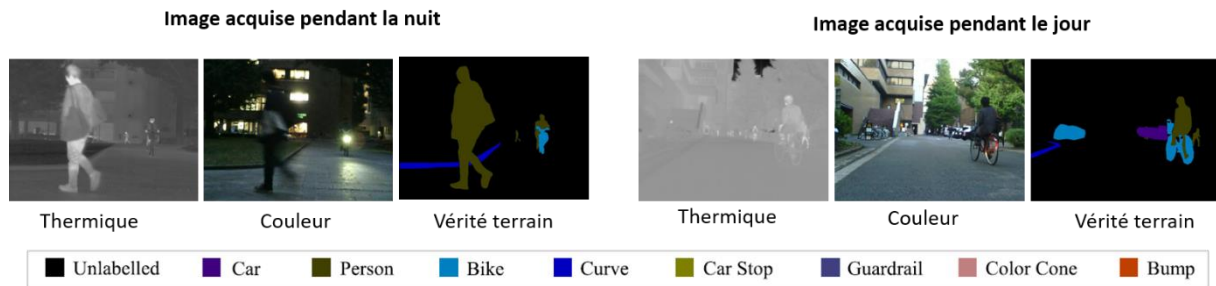


Figure 74: Exemples d'images de la deuxième base de données

La base d'entraînement a été élargie en effectuant un flip horizontal sur les images et leurs étiquettes correspondantes. Nous avons comparé les performances de DE_ResUnet, RTFNet et MFNet en les entraînant sur le même ensemble d'entraînement, et en utilisant les mêmes paramètres précédemment utilisés dans la section 3.8.1.

Tableau 8 : Résultats de DE_ResUnet, RTFNet et MFNet sur la deuxième base de données

Méthodes	Car		Person		Bike		Curve		Car stop		Guardrail		Color cone		Bump		mAcc	mIoU
	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU		
MFNet	74.34	66.94	61.16	56.03	62.05	46.23	35.14	29.38	14.26	12.75	0	0	35.12	30.38	28.68	27.86	45,54	40,69
RTFNet-50	89.82	85.70	74,01	66,37	70,83	55,81	54,07	41,5	21,02	17,65	34,09	5,68	44,86	37,30	56,13	48,43	60,46	50,7
DE-ResUnet	91.14	85.64	81.56	72.12	74.14	63.36	55.31	41.41	42.14	28.31	22.99	3.54	56.77	44.44	75.39	57.61	66.51	54.94

Le tableau 8 énumère les résultats obtenus de DE_ResUnet, RTFNet, et MFNet sur la base de test de la deuxième base de données des scènes urbaines. Nous constatons que notre architecture DE_ResUnet obtient le meilleur score en termes des deux métriques. DE_ResUnet a obtenu une mAcc de 66,51% et mIoU de 54,94% suivi par RTFNet-50 qui a obtenu une mAcc de 60,46% et mIoU de 50,7%. On remarque que DE_ResUnet parvient à segmenter la majorité des classes avec une bonne précision. RTFNet-50 dépasse DE_ResUnet dans la classe « Guardrail » avec une IoU de 5,68% et Acc de 34,09%, par rapport à 3,54% et 22,99% respectivement. Alors que MFNet ne parvient pas à détecter cette classe. Comme indiqué dans le papier original de la base de données [31], les classes sont extrêmement déséquilibrées. La classe Guardrail occupe la plus petite partie des pixels, il y a donc très peu de données d'entraînement pour la classe

Guardrail. Nous croyons que les modèles ne sont pas bien entraînés sur cette classe en raison des données d'entraînement insuffisantes, ce qui explique l'apparition des résultats 0.0 pour la méthode MFNet. De plus, il y a 393 images dans la base de test, mais seulement 4 images contenant la classe Guardrail. Nous pensons donc que la présence extrêmement faible de pixels de la classe Guardrail dans les images de test est une autre raison des résultats 0.0. La figure 75 montre des résultats qualitatifs des réseaux de fusion de données dans des scénarios typiques de jour et de nuit. En général, nous pouvons voir que notre architecture DE_ResUnet est capable de segmenter de manière robuste et précise les objets dans des conditions d'éclairage variées qui ne sont pas satisfaisantes ou même difficiles. La troisième ligne représente un exemple d'image où les piétons ne sont pas clairement vus dans l'image RGB à cause des conditions d'éclairage et de la nuit, DE_ResUnet arrive à segmenter cet exemple avec une grande précision en comparaison aux deux autres réseaux.

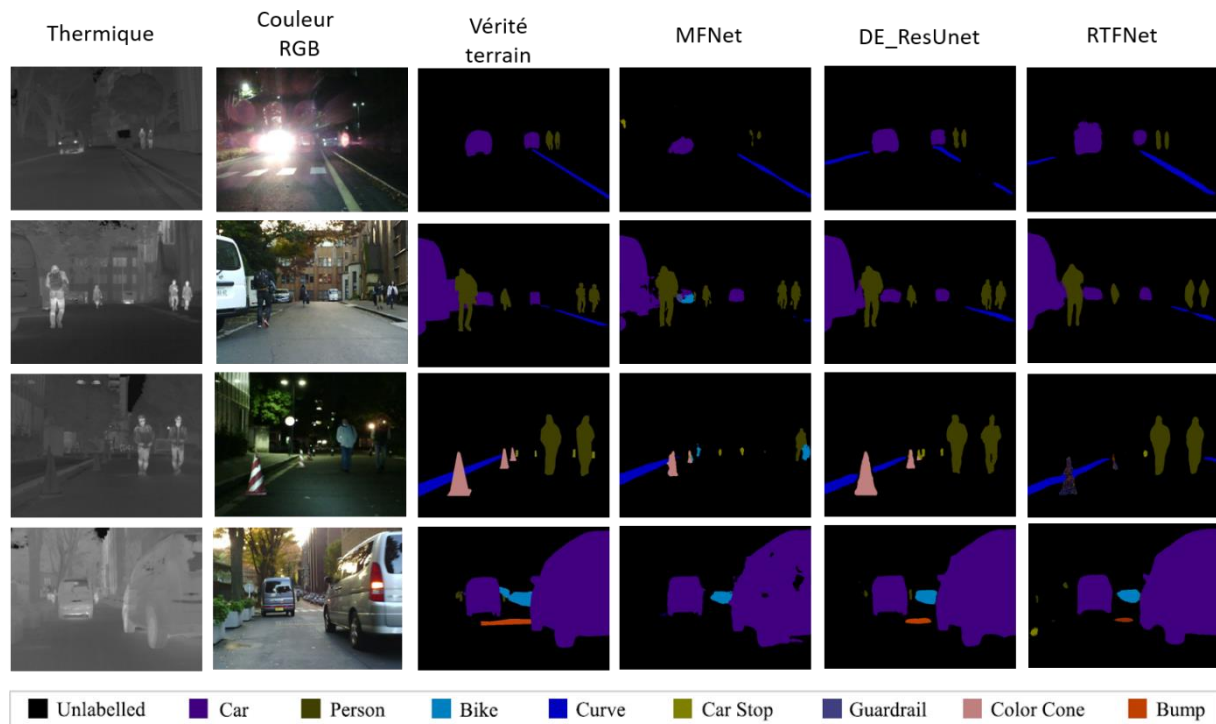


Figure 75: résultats qualitatifs de DE_ResUnet, MFNet et RTFNet sur les scènes urbaines

Nous avons comparé les performances des trois modèles en les testant sur des images de test acquises pendant la nuit et pendant le jour. Les résultats montrent que notre architecture DE_ResUnet surpasse les deux autres en termes de précision. Avec une mIoU=54,82 pour les images de nuit et mIoU de 47,88 des images du jour.

Tableau 9: les résultats comparatifs de mAcc (%) et mIoU dans les scénarios jour et nuit

Méthodes	Jour		Nuit	
	mAcc	mIoU	mAcc	mIoU
MFNet	40,08	35,42	41,61	37,34
RTFNet-50	53,91	43,93	58,6	51,27
DE-ResUnet	62,31	47,88	63,16	54,82

Ces résultats démontrent que notre architecture peut être étendue à d'autres problématiques différentes de celle pour laquelle elle a été conçue initialement, en raison de sa capacité à fournir des résultats satisfaisants.

3.10 Application mobile

Nous rappelons que notre objectif principal dans le projet STANDUP est de fournir un outil de détection des hyperthermies dans le pied diabétique à l'aide d'un smartphone équipé de la caméra thermique FlirOne Pro. La première étape de ce système est la segmentation des voutes plantaires. Dans les travaux précédents de notre collègue Asma Bougrine, une première version de l'application mobile « StandupV1 » a été développée. Dans cette première version on a utilisé le réseau de neurones DeepLab pour la segmentation des images thermiques des pieds. Or elle a montré des limitations dans certains cas où les pieds sont difficiles à segmenter, comme montré dans la figure 59. Pour cela, nous avons pensé à implémenter notre architecture DE-ResUnet qui permet de profiter des deux modalités (thermique et RGB) afin d'améliorer la segmentation, et surpasser ces limitations.

Cette application mobile est constituée de trois modules principaux :

- L'acquisition des images (thermique + RGB),
- La segmentation de la voûte plantaire avec DE-ResUnet,
- L'affichage de la carte de différence thermique et de la localisation des éventuelles hyperthermies.

3.10.1 Application Standup V1

Dans la version StandupV1, TensorFlow a été utilisé pour entraîner et tester le modèle DeepLab. Après l'entraînement, un programme a généré des fichiers de contrôle pour enregistrer tous les paramètres dans un fichier '.Pb', qui est utilisé ultérieurement dans Android via TensorFlow lite, la bibliothèque mobile la plus acceptable pour déployer des modèles sur Android. À cette fin, Google fournit une API python officielle pour convertir un modèle TensorFlow en un modèle TensorFlow lite.

L'étape suivante consiste à aligner les deux pieds (gauche et droit) pour calculer la différence de température point à point, afin de détecter les zones d'hyperthermie. Pour la version StandupV1 ils ont utilisé ICP comme algorithme de recalage.

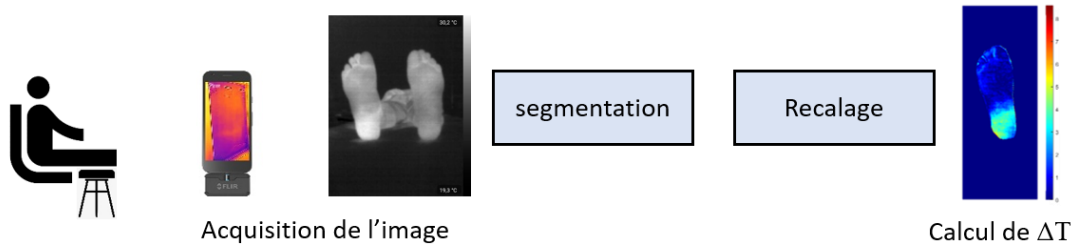


Figure 76: processus de l'application Standup V1

L'application Standup V1 se compose de quatre interfaces utilisateurs, à savoir :



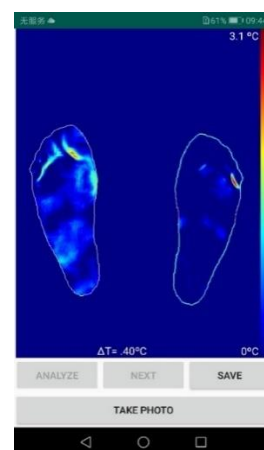
(a) La page d'accueil



(b) Affichage de l'image thermique capturée



(c) Les pieds segmentés



(d) La carte de différence de température

Figure 77: interfaces utilisateur de l'application Standup V1

Tout d'abord, la page d'accueil (figure 77.a) contient le logo du projet STANDUP avec un bouton Caméra utilisé pour ouvrir la caméra thermique attachée, l'interface suivante (figure 77.b) permet d'afficher l'image thermique capturée. En appuyant sur la touche « Next », la segmentation commence en exécutant le modèle DeepLab intégré au téléphone. La touche « Analyze » lance le processus du recalage et ensuite le calcul de ΔT , la dernière interface montre les zones d'hyperthermie dans les deux pieds. L'utilisateur doit appuyer sur « Save » pour sauvegarder le résultat obtenu.

3.10.2 Application Standup V2

La nouvelle version Standup V2 qu'on propose dans le cadre de notre thèse ne diffère pas trop de l'ancienne version. La nouveauté de Standup V2 consiste à l'utilisation des deux modalités ; image thermique et image couleur, en intégrant notre approche proposée DE-ResUnet dans le téléphone mobile.

Notre modèle a été entraîné en utilisant le Framework pytorch et sauvegardé sous l'extension «.pth». La première étape consistait à le convertir en fichier «.ptl» afin de pouvoir l'intégrer dans l'application Android. Cette conversion est effectuée en utilisant « Torch mobile optimizer ».

Cette fois-ci et contrairement à Standup V1, notre nouvelle application prend en considération les deux images thermique et RGB acquises par la caméra thermique attachée (figure 78).

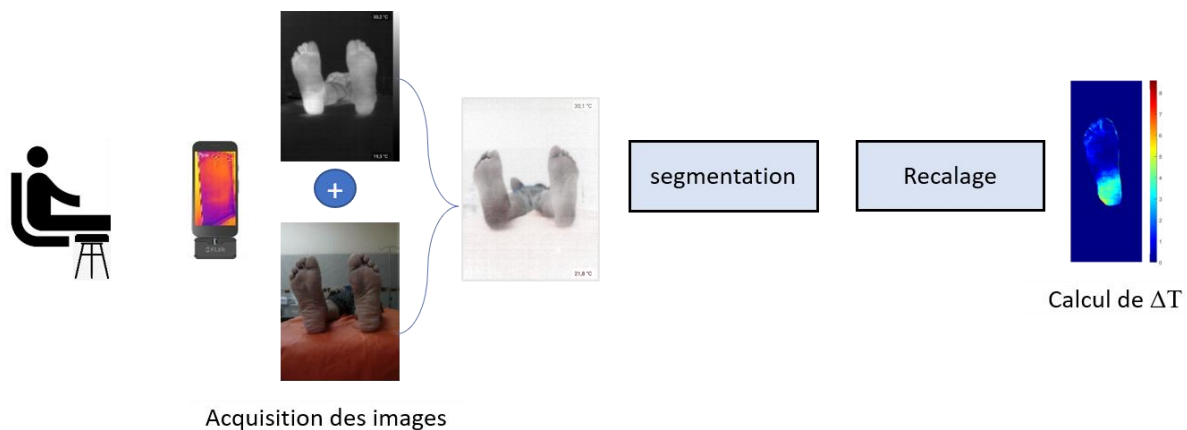


Figure 78: processus de l'application Standup V2

L'application Standup V2 se compose également de quatre interfaces graphiques.

Tout d'abord, la page d'accueil contient le logo du projet STANDUP avec un bouton Caméra utilisé pour ouvrir la caméra thermique attachée, et un bouton Galerie qu'on a ajouté, utilisé

pour sélectionner les images capturées précédemment dans la galerie du téléphone. La conception de l'interface est actuellement simple et peut être modifiée ultérieurement.

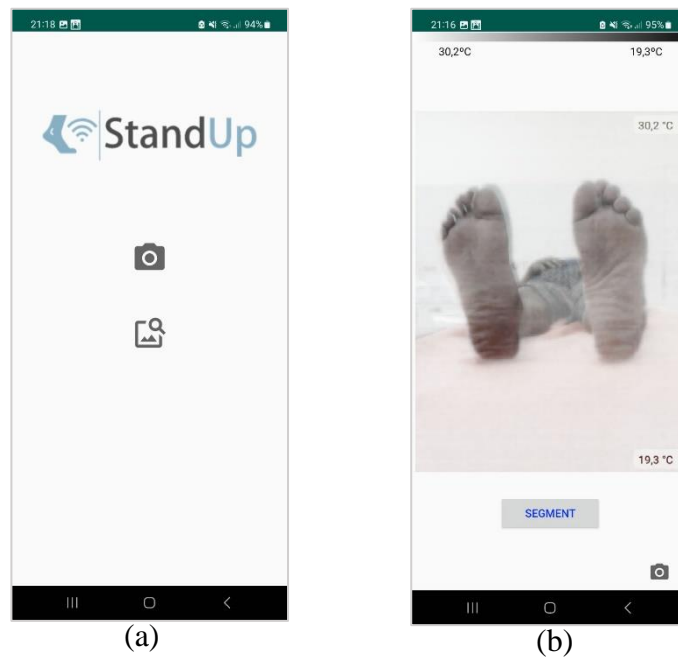


Figure 79 : (a) page d'accueil StandupV2, (b) 1^{ère} interface graphique

L'interface suivante (figure 79.b) affiche l'image empilée (thermique + RGB) et les valeurs maximales et minimales des températures de l'image. En cliquant sur le bouton "SEGMENT", la segmentation des pieds commencera en exécutant le modèle DE_ResUnet intégré au téléphone mobile.

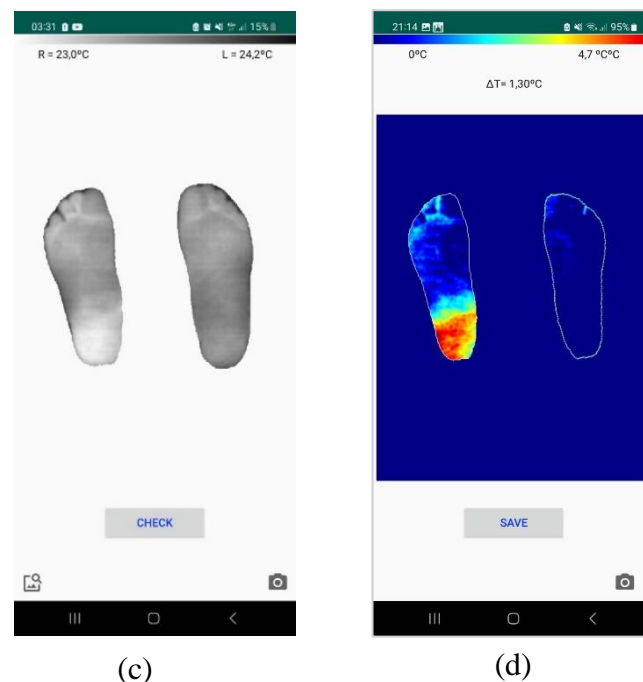


Figure 80: Interfaces graphiques de StandupV2, (c) Segmentation, (d) calcul de ΔT

Lorsque la segmentation est terminée, le résultat s'affiche sur la troisième interface (figure 80.c) avec la température moyenne calculée de chaque pied. Le bouton "CHECK" permet de lancer le recalage et calculer la carte de différence de température entre pied gauche et droit. La dernière interface montre les zones d'hyperthermie visibles sur les deux surfaces. La touche « SAVE » permet à l'utilisateur de sauvegarder le résultat obtenu dans la galerie.

Nous avons développé deux prototypes de l'application Standup V2, à savoir, « Standup V2 DERU » qui utilise notre architecture DE-ResUnet dans la phase de segmentation, et « Standup V2 DL » qui utilise le réseau DeepLab v3 qu'on a entraîné également sur les images empilés (4-channel RGB_Thermal). Dans la section suivante, nous allons comparer les applications implémentées.

3.10.3 Temps de calculs des applications Android

Les trois applications ont été testées en temps réel à l'aide de trois smartphones différents (Samsung S8, Huawei P30 pro et Samsung S22 Ultra). Le processus de test se compose de deux parties, un test de « segmentation » et un test de « recalage + calcul ΔT ».

Tout d'abord, on prend la photo des pieds du patient, puis on lance la segmentation, et en même temps, le temps d'exécution est calculé.

Nous faisons la même chose avec le processus de « recalage + calcul de ΔT », afin d'obtenir son temps d'exécution. Finalement, le temps d'exécution total de l'application sera le total du temps de « segmentation » et du temps de « recalage + calcul ΔT ». La figure suivante illustre le processus de test qu'on a suivi.

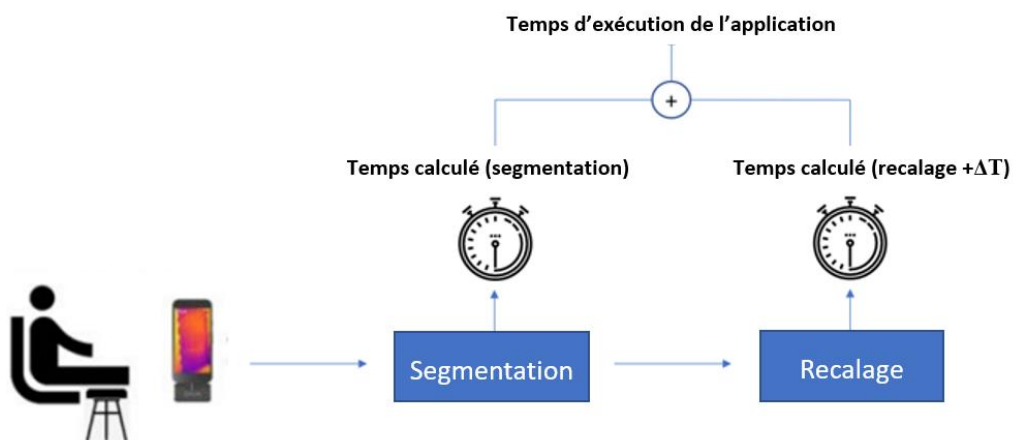


Figure 81: Calcul de temps d'exécution

Les résultats des tests sont présentés dans les tableaux ci-dessous, V1 représente l'application Standup V1, V2-DL représente l'application Standup V2 DL et V2-DR représente l'application Standup V2 DERU :

Tableau 10: résultats sur le Smartphone S8

Smartphone: S8			
Applications	V1	V2-DL	V2-DR
Segmentation	17.89 s	21.87 s	7.52 s
Recalage +calcul ΔT	7.24 s	7.85 s	7.56 s
Total	25.13 s	29.72 s	15.08 s

Tableau 11: résultats sur le smartphone P30 pro

Smartphone: P30 pro			
Applications	V1	V2-DL	V2-DR
Segmentation	6.48 s	9.6 s	4.58 s
Recalage + calcul ΔT	5.17 s	5.06 s	4.61 s
Total	11.65 s	14.66 s	9.19 s

Tableau 12: résultats sur le smartphone S22 Ultra

Smartphone: S22 ultra			
Applications	V1	V2-DL	V2-DR
Segmentation	9.57 s	11.84 s	5.65 s
Recalage + calcul ΔT	4.50 s	4.41 s	4.36 s
Total	14.07 s	16.25 s	10.01 s

D'après les résultats des tableaux, on observe que le temps d'exécution total minimal parmi les trois applications testées est celui de l'application V2-DR, qui met en œuvre le modèle DE_ResUnet avec 15,08 secondes pour le S8, 9,19 secondes pour le P30 pro et 10,01 secondes pour le S22 ultra.

En se basant sur le type du smartphone utilisé, le P30 pro offre un temps d'exécution minimal pour chaque application. Contrairement au smartphone S8 qui a un temps d'exécution plus élevé

par rapport aux autres, ce qui est normal car les nouvelles versions des smartphones ont une mémoire de traitement plus élevée et utilisent la dernière version d'Android. Pour conclure, les deux applications V2-DR et V2-DL peuvent fournir de bons résultats en termes de temps d'exécution, et peuvent donc être utilisées en toute confiance dans des situations cliniques réelles.

3.11 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes techniques de segmentation existantes, aussi bien classiques que basées sur l'apprentissage profond, ainsi que les travaux connexes qui ont abordé la segmentation de la voûte plantaire du pied et les méthodes qu'ils ont utilisées. Nous avons également présenté notre propre architecture de réseau de neurones appelée DE-ResUnet, qui combine des images thermiques et couleur pour améliorer la qualité de segmentation. Après avoir comparé DE-ResUnet à d'autres architectures connues, nous avons constaté que notre modèle surpassait les autres architectures avec un taux de mIoU de 97% et un taux de mAcc de 98,41%. En outre, DE_ResUnet a montré son efficacité dans une tâche distincte de la nôtre, consistant à segmenter les scènes urbaines. La dernière partie de ce chapitre était consacrée à l'implémentation de l'application mobile Standup V2 qui intègre notre modèle développé. Nous avons comparé les performances de Standup V2 aux performances de l'application Standup V1 en termes de temps d'exécution sur différents types de smartphones et avons constaté que Standup V2 se démarquait sur tous les types de smartphones.

Chapitre 4 : Etude clinique

Sommaire

Chapitre 4 : Etude clinique	111
4.1 Introduction	112
4.2 Population	112
4.3 Examens cliniques	113
4.3.1 Examens neurologiques.....	113
4.3.2 Examens artériels	114
4.3.3 Classification des patients par risque	115
4.4 Extraction des données thermiques.....	116
4.5 Analyse statistique.....	118
4.6 Analyse de l'hyperthermie.....	123
4.7 Conclusion.....	128

4.1 Introduction

Nous cherchons à améliorer le diagnostic précoce des lésions du pied diabétique en utilisant des méthodes novatrices basées sur l'analyse d'images thermiques. Pour y parvenir, nous avons mené une étude clinique auprès de patients atteints de diabète de type II. Cette étude a confirmé l'utilité de l'imagerie thermique pour détecter les ulcérations du pied à un stade précoce.

4.2 Population

Un groupe de 145 patients diabétiques de type II a participé à notre campagne d'acquisition à l'hôpital Dos De Mayo au Pérou. Cette campagne a été réalisée sous la supervision de spécialistes et de diabétologues. Les sujets sont des patients diabétiques qui suivent un examen régulier dans le département de diabétologie de cet hôpital. Pour chaque nouveau patient, nous expliquons le but de notre étude et décrivons le protocole d'acquisition des images. Chaque patient a la possibilité d'accepter ou de refuser de participer à l'étude. Nous avons exclu de cette campagne les patients présentant des ulcères, des amputations partielles ou totales. Notre population est composée de 90 femmes et 55 hommes, avec un âge moyen de 63 ans.

Pour chaque patient, nous avons recueilli les données suivantes : l'âge, l'indice de masse corporelle (BMI) et le TOD (time of diagnosis) qui représente le nombre d'années au cours desquelles le patient a été diagnostiqué diabétique. La figure suivante montre la distribution de ces informations.

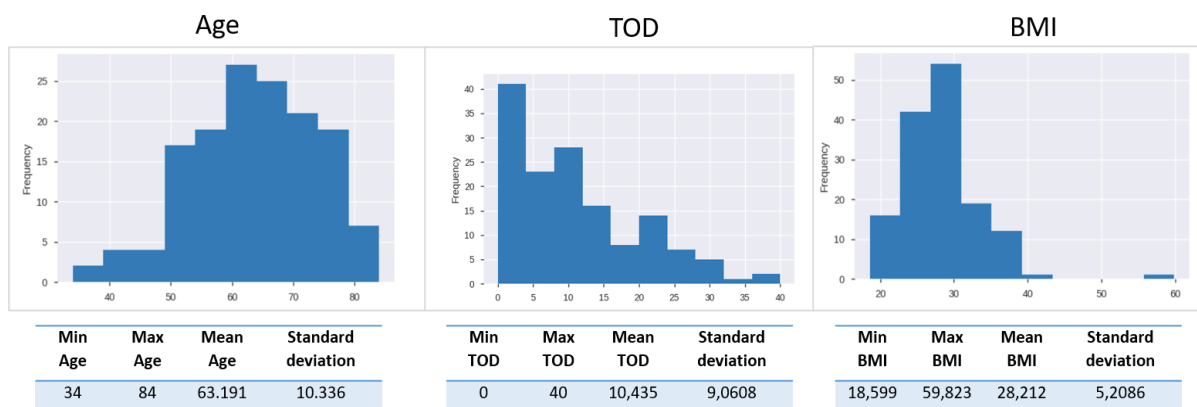


Figure 82: distribution de l'âge, TOD et BMI

Lors de cette campagne d'acquisition, des examens médicaux ont été réalisés par les spécialistes afin de diagnostiquer les complications pouvant être liées au pied diabétique qu'on a décrit dans

le chapitre I (section 1.2.5), telles que la neuropathie, et l'ischémie. Ces complications peuvent être des facteurs de risque d'ulcération.

4.3 Examens cliniques

4.3.1 Examens neurologiques

La neuropathie périphérique est un dysfonctionnement des cellules du système nerveux périphérique. Comme nous l'avons dit dans la section 1.2.5, cette maladie touche le plus souvent les extrémités, c'est-à-dire les pieds et les mains. Afin de détecter ce problème, notre équipe médicale à HNDM a effectué différents examens ; le premier test consiste au calcul du score total des symptômes, connu sous l'abréviation TSS « Total Symptom Score »[125]. Il s'agit d'un score calculé grâce à un questionnaire du patient, qui permet d'évaluer l'état neurologique du pied. Dans cet examen les médecins considèrent quatre symptômes que le patient peut ressentir ; les brûlures, les picotements, les douleurs perçantes, et les engourdissements. D'après les médecins, les symptômes sont cliniquement significatifs lorsque le TSS dépasse 4. Le tableau du questionnaire est fourni en annexe C dans la fiche médicale. Le deuxième examen est un examen d'observation de pieds, dans lequel le médecin repère des signes anormaux comme les difformités, la présence de peau sèche, des ongles incarnés ou des infections etc. L'autre examen réalisé est celui du monofilament 10g (figure 83.a). Il permet d'évaluer la sensibilité sensorielle des pieds. Son principe consiste à appliquer cet outil perpendiculairement sur des zones précises de la surface plantaire (figure 83.a et c), sans que le patient voie si l'examineur applique le monofilament, et où il l'applique. Après le monofilament 10g, les médecins appliquent le test du diapason 128 Hz. Ce dernier permet d'évaluer la sensibilité vibratoire du pied. Finalement, le dernier test qui a été appliqué est la barre thermique. Le médecin utilise une barre qui a une extrémité chaude et le patient doit mentionner s'il ressent la chaleur. En se basant sur ces examens, le médecin arrive à décider si le patient est neuropathique ou non.

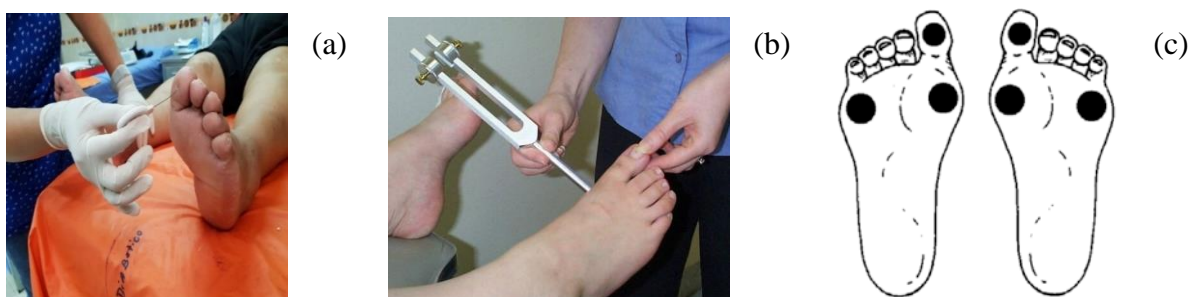


Figure 83: (a) le monofilament 10g, (b) le diapason 128 Hz, et (c) les zones d'application du monofilament 10g

4.3.2 Examens artériels

Une fois que le praticien prend une décision finale concernant l'état neurologique du pied, la deuxième étape consiste à évaluer l'état vasculaire du pied. Dans ce contexte, notre équipe médicale du HNDM a effectué des examens pour détecter les problèmes d'ischémie.

Dans un premier temps, le médecin commence par un questionnaire permettant de savoir si le patient a des facteurs de risque qui peuvent engendrer l'ischémie, comme une hypertension artérielle, un problème vasculaire ou si le patient fume. Ensuite, une examination physique de l'état du pied est effectuée. Cette dernière permet de chercher les signes apparents de l'ischémie comme la couleur pale de la peau, la présence des poules ou non, et si la peau du pied est froide. Ces examens aident le médecin à avoir une idée générale sur le fonctionnement des artères, mais ne lui permettent pas de prendre une décision finale concernant le patient, et dire si la personne est ischémique ou non. Pour cette raison, les médecins réalisent l'examen Doppler Ultrasons [126]. Ce test est non invasif, utilisé pour estimer le flux sanguin dans les vaisseaux en faisant rebondir des ondes sonores à haute fréquence sur les globules rouges en circulation. L'examen Doppler peut aider à diagnostiquer de nombreuses affections, notamment; les caillots sanguins, un mauvais fonctionnement des valvules des veines des jambes, une diminution de la circulation sanguine dans les jambes (artériopathie périphérique), et bien d'autres problèmes. Ce test peut être effectué comme alternative à des procédures plus invasives, comme l'angiographie qui consiste à injecter un colorant dans les vaisseaux sanguins pour qu'ils apparaissent clairement sur les images radiographiques. Notre équipe de spécialistes ont effectué le test doppler pour chacun des patients, et ont calculé ce qu'on appelle l'ABI (Ankle Brachial Index) (figure 85) précédemment décrit dans la section (1.2.6) du premier chapitre. Cet indice est considéré comme pathologie s'il est inférieur à 0,9.

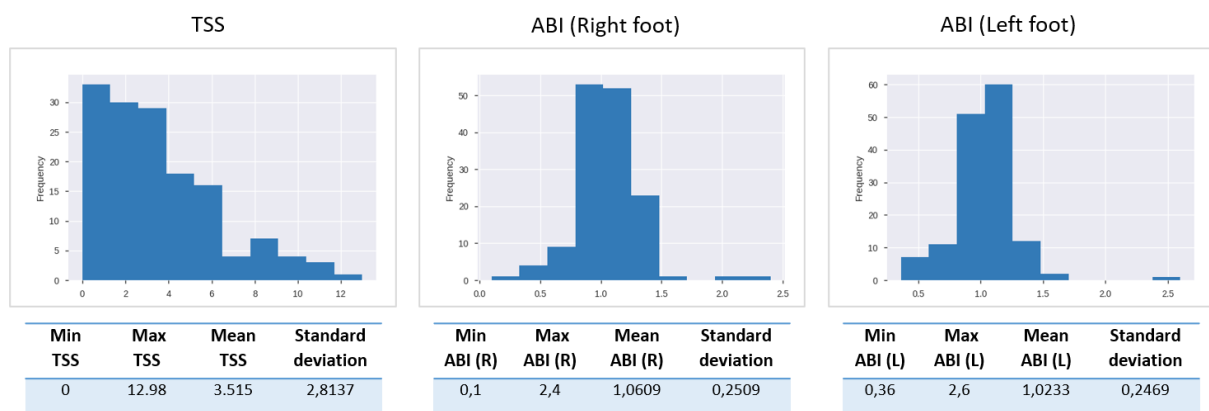
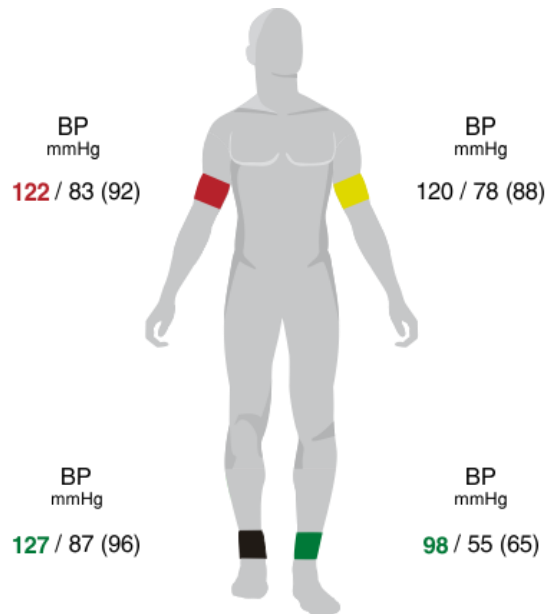


Figure 84: les histogrammes du TSS, ABI (droit) et ABI (gauche)



$$ABI = \frac{\text{Systolic Ankle Pressure}}{\text{Highest Systolic Brachial Pressure}}$$

$$ABI_{\text{left}} = \frac{98 \text{ mmHg}}{122 \text{ mmHg}} = 0.80$$

$$ABI_{\text{right}} = \frac{127 \text{ mmHg}}{122 \text{ mmHg}} = 1.04$$

Figure 85: calcul de l'ABI du pied gauche et pied droit [127]

4.3.3 Classification des patients par risque

Les examens cliniques effectués ont donné lieu à une classification des patients en 3 groupes de risque d'ulcération, à savoir R0, R1 et R2.

- R0 : Groupe à faible risque (pas de LOPS, pas de PAD) : Patients sans neuropathie ni ischémie.
- R1 : Groupe à risque moyen (LOPS, pas de PAD) : Patients atteints de neuropathie, sans ischémie.
- R2 : Groupe à risque élevé (PAD ± LOPS) : Patients ischémiques.

Selon les experts [24] [128] [27], le patient diabétique a une maladie artérielle périphérique (PAD) si la valeur de l'ABI est $<0,9$. Sinon le patient n'a aucun problème artériel si $0,9 \leq ABI \leq 1,3$. En revanche, on a trouvé des patients qui ont un $ABI > 1,3$, ceci indique la présence de vaisseaux incompressibles et dans ce cas l'examen Doppler n'est pas concluant pour confirmer ou infirmer la présence d'une maladie artérielle, d'autres méthodes de diagnostic doivent être

réalisées par un médecin angiologue. De ce fait, nous avons exclu de cette étude un total de 17 patients ayant un $ABI > 1,3$. Notre nouvelle population se compose de 128 patients diabétiques, ci-dessous la distribution et les caractéristiques des groupes à risque.

Tableau 13 : les caractéristiques des groupes à risque d'ulcération

<i>Groupe</i>	<i>Caractéristiques</i>	<i>Total</i>
R0 (risque faible)	$TSS \leq 4$ and $0.9 \leq ABI \leq 1.3$	58
R1 (risque moyen)	$TSS > 4$ and $0.9 \leq ABI \leq 1.3$	28
R2 (risque élevé)	$ABI < 0.9$	42

4.4 Extraction des données thermiques

Afin de montrer la pertinence de la thermographie dans le diagnostic précoce du pied diabétique, nous devons extraire et analyser toutes les informations thermiques qui s'avèrent utiles des images précédemment acquises (chapitre II).

Une série d'étapes de prétraitement est nécessaire. La toute première tâche consiste à segmenter les deux pieds et les séparer du reste de l'arrière-plan (figure 86), pour l'effectuer, nous avons utilisé notre architecture proposée DE-ResUnet qui est détaillée dans le chapitre III.

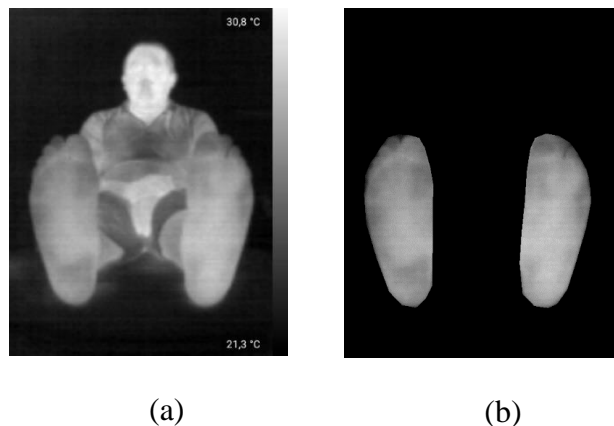


Figure 86 : (a) image originale, (b) pieds segmentés

Une fois les pieds sont segmentés, l'étape suivante consiste à extraire les caractéristiques thermiques de notre zone d'intérêt (voute plantaire). A partir du thermogramme des pieds (figure 86.b), nous pouvons calculer la moyenne de température de chaque pied (gauche et droit), et calculer également la différence de température point à point entre le pied gauche et le pied droit, appelée $|\Delta T|$.

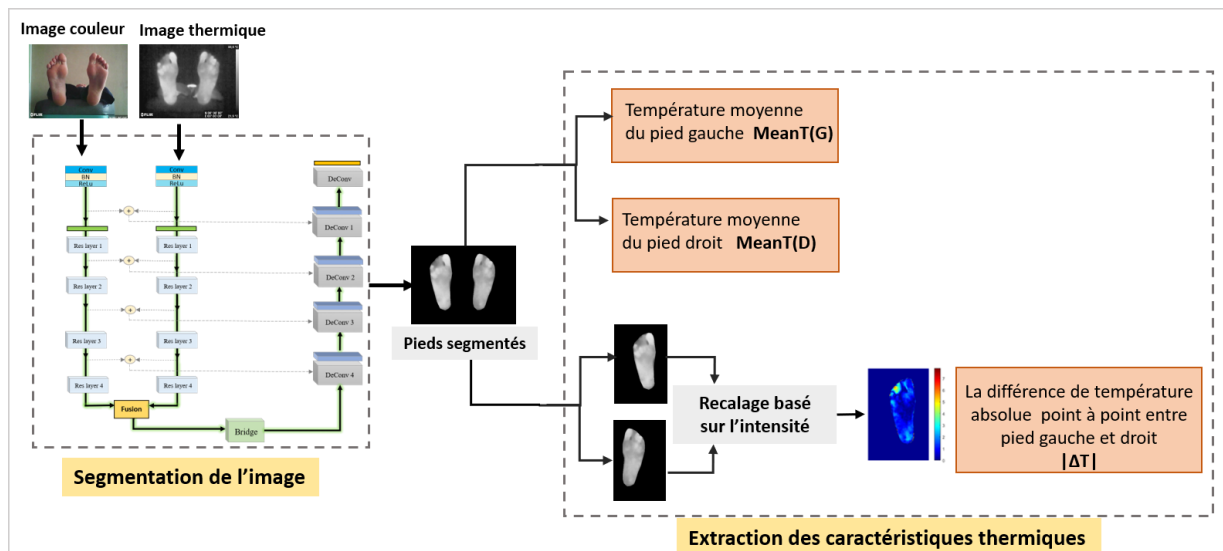


Figure 87: schéma explicative des étapes suivies pour l'extraction des mesures thermiques

Le calcul de $|\Delta T|$ nécessite d'abord un alignement des deux pieds controlatéraux, car ils ne sont pas exactement les mêmes images miroir l'un de l'autre. Pour cette étape, nous avons divisé l'image en deux parties (pied droit et pied gauche), ensuite nous avons adopté l'algorithme du recalage basé sur l'intensité « Intensity based registration » [129] après l'avoir comparé à d'autres méthodes comme ICP [6] utilisée par Vilcahuaman, et il a donné de meilleurs résultats.

Dans le processus du recalage, le pied droit est considéré comme une image de référence, et le pied gauche (renversé horizontalement) est recalé. Le schéma représenté dans la figure 87 résume l'ensemble des étapes effectuées.

Une fois que le pied gauche et le pied droit sont alignés, on est capable de calculer la différence moyenne de température point à point entre les deux pieds. Les informations thermiques extraites des images infrarouges sont les suivantes :

- La température moyenne de la surface plantaire des pieds gauche et droit nommées respectivement MeanT(G) et MeanT(D).
- La différence de température absolue point à point entre les deux pieds, nommée $|\Delta T|$.

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. Donc, ces informations thermiques qu'on a pu extraire sont aussi calculées pour chaque patient à deux instants différents T0 et T10. Le schéma ci-dessous illustre les informations thermiques de chaque patient.

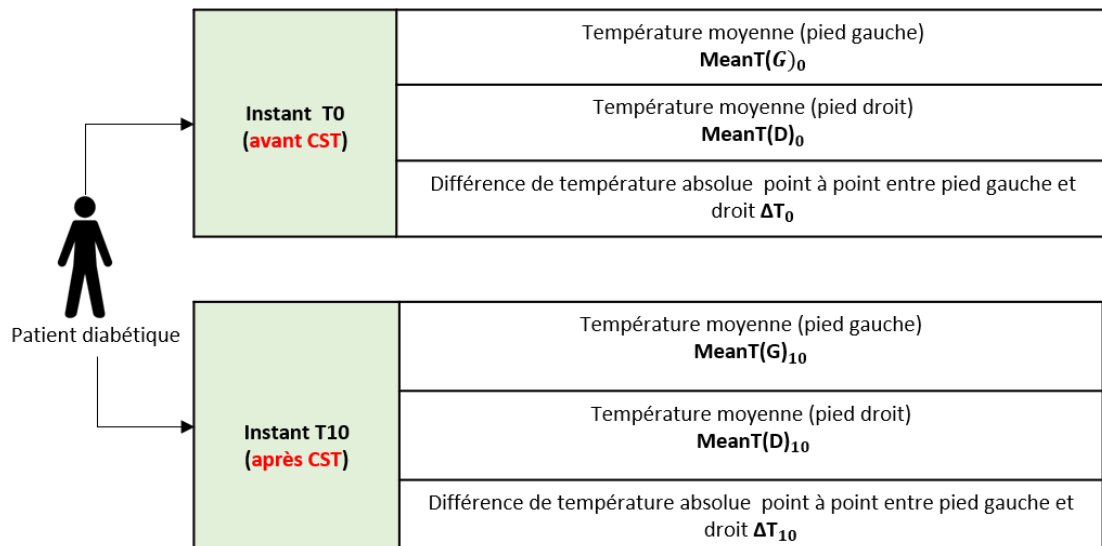


Figure 88: les informations thermiques extraites pour chaque patient à deux instants différents (T0 et T10)

4.5 Analyse statistique

Seuls 128 patients ont été considérés dans le cadre de cette section, vu qu'on a éliminé les patients qui ont un ABI >1,3. Dans les sections précédentes 4.3 et 4.4, nous avons décrit en détail la démarche suivie pour la collecte des données cliniques et des données thermiques qui seront utilisées dans cette étude statistique. En effet, chaque patient diabétique dispose d'une part d'informations médicales liées aux examens qu'il a subi durant nos campagnes d'acquisition à l'hôpital du Pérou, et d'autre part des informations thermiques qu'on a extrait des images infrarouges après un processus de traitements bien défini.

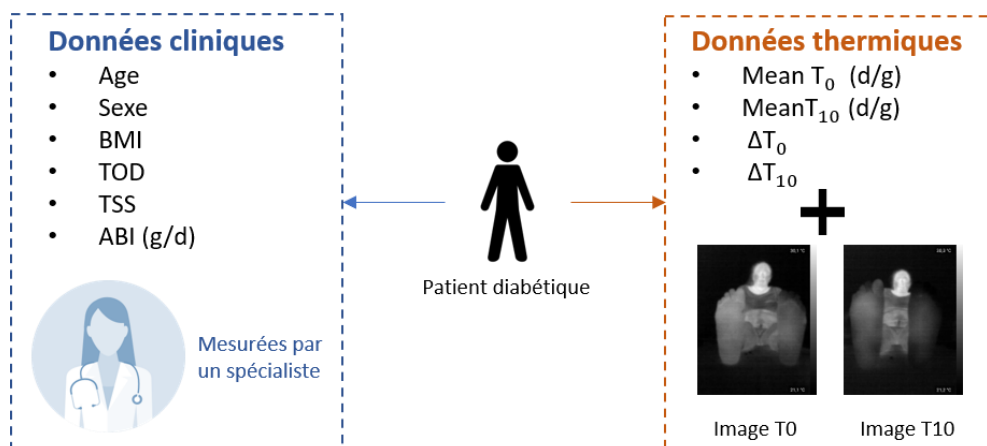


Figure 89: les données cliniques et thermiques de chaque patient

Le tableau suivant présente les moyennes et déviations standards de l'âge, le sexe, TOD, BMI, le TSS, et l'ABI (gauche et droit), qui ont été observés dans les 3 groupes à risque.

Tableau 14: moyennes et déviation standard de l'âge, sexe, TOD (time of diagnosis), BMI (Body mass index), TSS (total Symptom score), ABIG et ABId en utilisant la classification par risque

Les caractéristiques du patient				
Variables	Global	Classification par risque		
		R0	R1	R2
Effectif	128	58	28	42
Age (année)	62.81 ±10.4	61.5 ±11	62.3±10.2	65±9.56
Sexe (F/M)	79/49	33/25	18/10	28/14
TOD (année)	10.17 ±8.85	7.70 ±8.41	11.5±7.41	12.7±9.60
BMI (kg/m²)	27.83 ± 5.08	28.1±5.80	28.2±4.79	27.2 ±4.16
TSS	3.38±2.75	1.64±1.15	6.89±2.25	3.44±2.39
ABId	1.01 ±0.2	1.10 ±0.11	1.09±0.1	0.83±0.21
ABIG	0.982 ±0.2	1.07±0.11	1.07±0.1	0.79±0.2

Pour savoir si une différence existe entre ces trois groupes, un test ANOVA [130] est effectué avec un niveau de signification de 0.05 sur l'âge, le TOD, et le BMI. On n'a pas inclus le TSS et l'ABI(g/d) dans ce test vu que la classification des groupes par risque est basée principalement sur ces variables. Le tableau 15 montre les résultats du test.

Tableau 15: résultats du test ANOVA sur l'âge, le TOD, et le BMI

Variable	F-value	P-value
Age (année)	1.47	0.23
TOD (année)	4.51	0.013
BMI (kg/m ²)	0.55	0.57

D'après le résultat obtenu, seul le TOD est différent entre les 3 groupes (F= 4.51). Il est de 12.7 ans chez le groupe R2 (risque élevé), 11.5 ans pour le groupe R1 (risque moyen) et de 10.17 chez le groupe R0 (risque faible). Cela signifie que le temps de diagnostic du diabète est un indice important dans la classification des patients par risque.

Un deuxième test ANOVA a été également appliqué sur les informations thermiques des groupes, pour déterminer s'il existe une différence statistiquement significative entre les groupes à risque en fonctions des informations thermiques extraites des images. Les données thermiques utilisées dans le test sont :

- MeanT(G)₀ / MeanT(G)₁₀ : température moyenne du pied gauche à T0 et T10.

- $\text{MeanT(D)}_0 / \text{MeanT(D)}_{10}$: température moyenne du pied droit à T0 et T10.
- $|\Delta T_0| / |\Delta T_{10}|$: La différence de température absolue point à point entre pied gauche et droit à T0 et T10.

Tableau 16: les valeurs moyennes et les déviations standards des informations thermiques détaillées pour chaque groupe de risque.

Les informations thermiques du patient				
Variables	Global	Classification par risque		
		R0	R1	R2
Effectif	128	58	28	42
MeanT(G)₀	27,87 ± 2.18	27,56 (± 2.10)	28,64 (± 2,09)	27,79 (± 2,26)
MeanT(D)₀	27,98 ± 2.16	27,64 (± 2,08)	28,74 (± 2,15)	27,94 (± 2,20)
 \Delta T₀ 	0,49 ± 0.28	0,47 (± 0,30)	0,40 (± 0,12)	0,56 (± 0,31)
MeanT(G)₁₀	25,84 ± 2.55	25,51 (± 2,66)	26,54 (± 2,81)	25,82 (± 2,14)
MeanT(D)₁₀	25,96 ± 2.54	25,64 (± 2,64)	26,60 (± 2,88)	25,99 (± 2,08)
 \Delta T₁₀ 	0,58 ± 0.30	0,54 (± 0,31)	0,55 (± 0,23)	0,66 (± 0,31)

Tableau 17 : Résultats du test ANOVA sur les informations thermiques des groupes R0, R1 et R2

Information thermique	<i>F-value</i>	<i>P-value</i>
MeanT(G)₀	2.402	0.0947
MeanT(D)₀	2.529	0.0838
MeanT(G)₁₀	1.58	0.21
MeanT(D)₁₀	1.367	0.259
 \Delta T₀ 	3.168	0.0454
 \Delta T₁₀ 	2.258	0.109

A partir des résultats du tableau 17, nous déduisons que la différence de température absolue point à point $|\Delta T_0|$ entre le pied gauche et le pied droit ($F= 3.168$) a un effet sur la classification des patients en groupes de risque ($p\text{-value} < 0.05$). Le tableau 16 affiche les moyennes de $|\Delta T|$ relatives à chaque catégorie de risque. Nous pouvons voir clairement que le groupe R2 (risque élevé) a une différence de température plus élevée entre les pieds controlatéraux ($|\Delta T_0| = 0,56$

et $|\Delta T_{10}| = 0,66$), par rapport aux deux autres groupes R0 et R1, de ce fait, $|\Delta T|$ est une mesure thermique qui s'avère utile pour différencier entre les groupes de risque.

R2 (risque élevé) sont des personnes ischémiques, ce qui signifie qu'elles ont des problèmes de circulation sanguine et que le flux sanguin vers leurs jambes est très faible en raison du rétrécissement des artères. Du point de vue clinique, ces patients ont généralement les pieds froids.

Dans le but d'analyser le résultat obtenu dans le tableau 17, il a été nécessaire de revenir à notre population pour comprendre les raisons de cette augmentation dans la différence de température entre les deux pieds controlatéraux des patients ischémiques (R2). Nous avons combiné alors les deux groupes R0 et R1 ensemble (personnes non ischémiques). Ensuite nous avons appliqué le test de Student [131] pour comparer les moyennes entre les deux catégories (ischémique vs non-ischémique).

Tableau 18: résultats du test Student pour les deux groupes ischémiques et non-ischémiques

	$ \Delta T_0 $	$ \Delta T_{10} $
Test T-Student		
T-value	-2.1271	-2.1572
P-value	0.03536	0.03289
Valeurs moyennes		
Non-ischémiques (R0+R1)	0.4546567	0.5443506
Ischémiques (R2)	0.5659962	0.6655314

Les résultats du test Student montrent qu'il existe une différence significative entre les patients ischémiques et non-ischémiques, en fonction de $|\Delta T_0|$ et de $|\Delta T_{10}|$, ($T=-2.13$) et ($T=-2.15$) respectivement.

En analysant notre population, nous avons constaté que la plupart des patients du groupe R2 (ischémiques) ont un ABI $<0,9$ dans l'un des deux pieds, cela veut dire qu'ils ont un problème d'ischémie sur l'un des deux pieds, et ce dernier a tendance à avoir une température plus basse que l'autre pied normal. 29 patients sur 42 du groupe R2 ont un problème PAD uniquement dans l'un des deux pieds (10 patients ont PAD dans le pied droit, et 19 ont un problème de PAD au niveau du pied gauche). Cette asymétrie peut justifier l'augmentation des différences de température point à point entre les pieds controlatéraux.

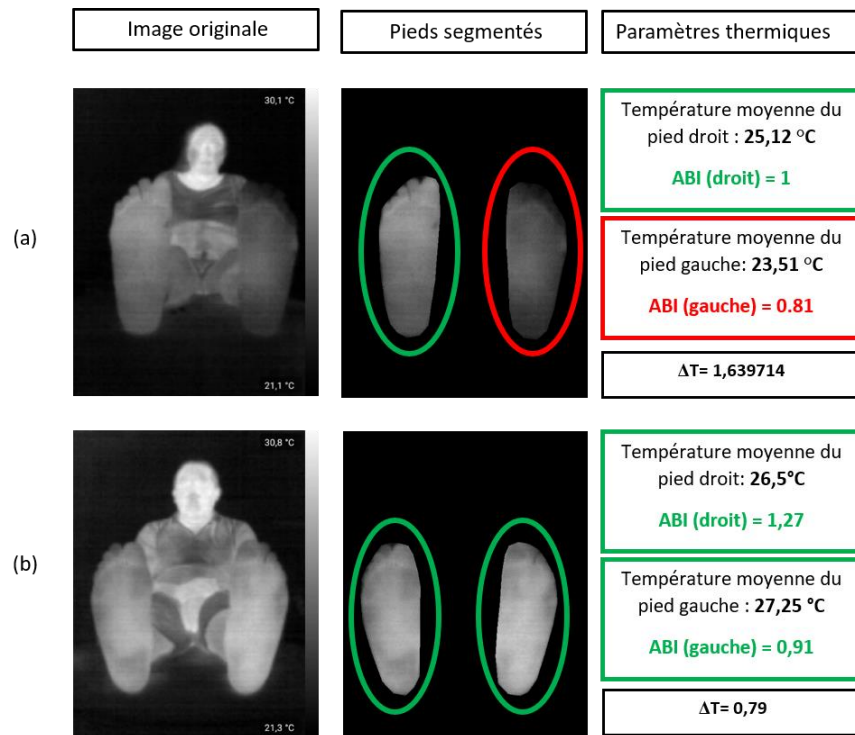


Figure 90 : la ligne (a) correspond à un patient diabétique avec un problème PAD au pied gauche, la ligne (b) représente un patient non-ischémique

Le patient de la première ligne (figure 90) souffre de troubles artériels périphériques dans le pied gauche (entouré en rouge), vu que la valeur ABI (gauche) mesurée par le médecin est de $0,81 < 0,9$. En se basant sur l'image thermique, nous pouvons voir que le pied gauche (ischémique) de ce patient est plus froid que le pied droit (normal), chose qui est attendue car le flux sanguin est faible dans le pied gauche. Cela conduit à une différence de température point à point élevée ($|\Delta T|=1,64$) par rapport à un patient non ischémique (figure 90 ligne b) qui a un $|\Delta T|=0,79$.

Ces premiers résultats statistiques indiquent que la différence de température $|\Delta T|$ peut être utilisée comme un outil complémentaire à l'examen médical Doppler. Ça permettra de distinguer entre les ischémiques et les non-ischémiques.

A partir du tableau 14, on remarque que le groupe R1 des personnes neuropathiques ont des moyennes de température des surfaces plantaires plus élevées de 1°C par rapport aux deux autres groupes de risque R0 et R2. Ce résultat est peu surprenant car d'un point de vue clinique, on sait que les personnes neuropathiques ont les pieds plus chauds que les non-neuropathiques. Ceci a été confirmé expérimentalement dans d'autres études antérieures [2], [3]. Les informations quantitatives et visuelles fournies par l'image thermique sont compatibles avec

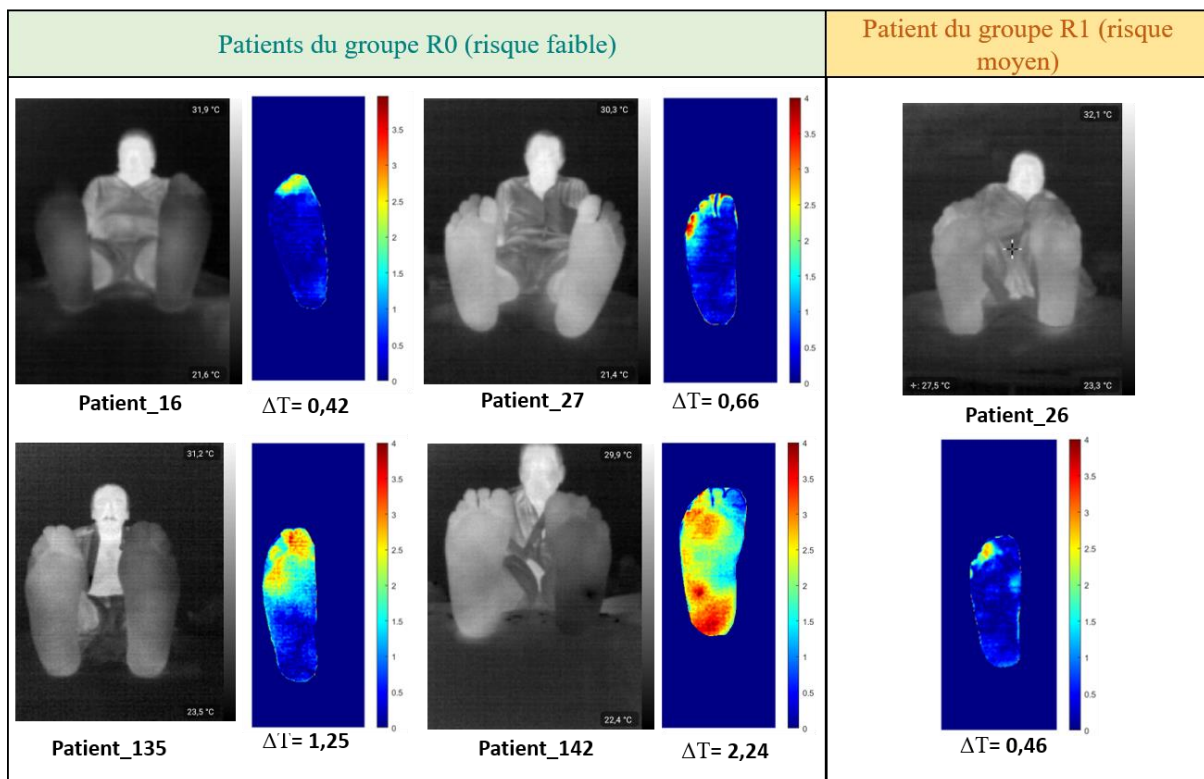
les mesures et les décisions prises par les spécialistes. Ce qui prouve que la thermographie est un outil prometteur dans le diagnostic des problèmes liés au pied diabétique.

4.6 Analyse de l'hyperthermie

L'hyperthermie est définie comme une différence de température supérieure à $2,2^{\circ}\text{C}$ entre une région d'un pied et la même région du pied opposé. Cette information est l'un des indicateurs les plus prometteurs dans le diagnostic du pied diabétique [1]. L'objectif de cette section est de mettre en évidence une éventuelle hyperthermie chez les patients diabétiques.

L'image de la différence de température absolue point à point $|\Delta T|$ est calculée et affichée pour chacun des 128 patients à deux instants différents ; à T0 (avant le Cold Stress Test) et à T10 après l'application du test thermique CST.

Nous avons constaté qu'à l'instant T0, 12 patients parmi 128 ont des zones d'hyperthermie au niveau de leurs pieds. 4 font partie du groupe R0 (risque faible), un patient du groupe R1 (risque moyen) et 7 font partie du groupe R2 (risque élevé). La figure 91 représente les cartes de différence thermique $|\Delta T|$ de ces patients. D'après ces premiers résultats, on constate que la majorité des patients ayant une hyperthermie sont des patients ischémiques R2 (risque élevé).



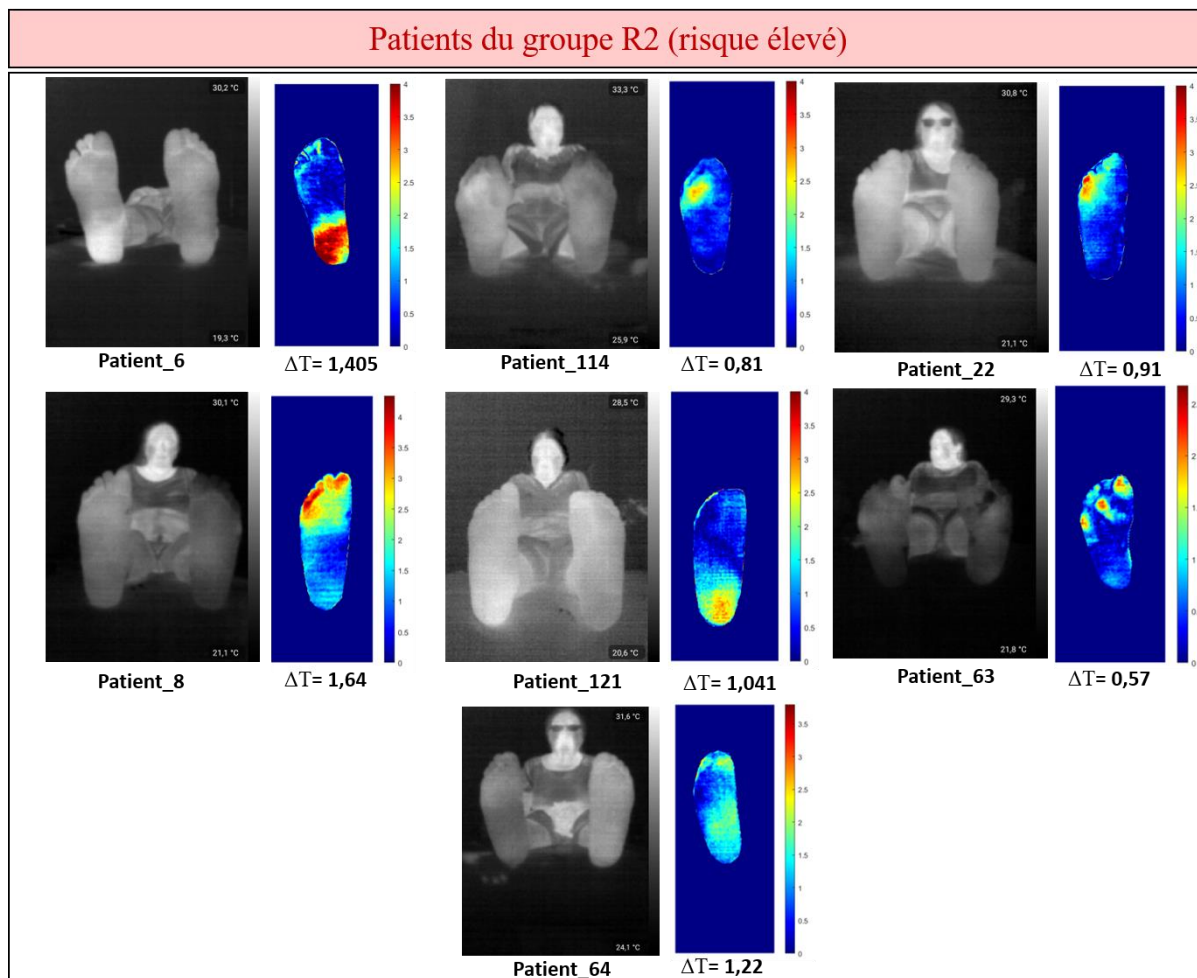


Figure 91: Cartes des différences thermiques $|\Delta T|$ pour les 12 patients diabétiques à l'instant T0

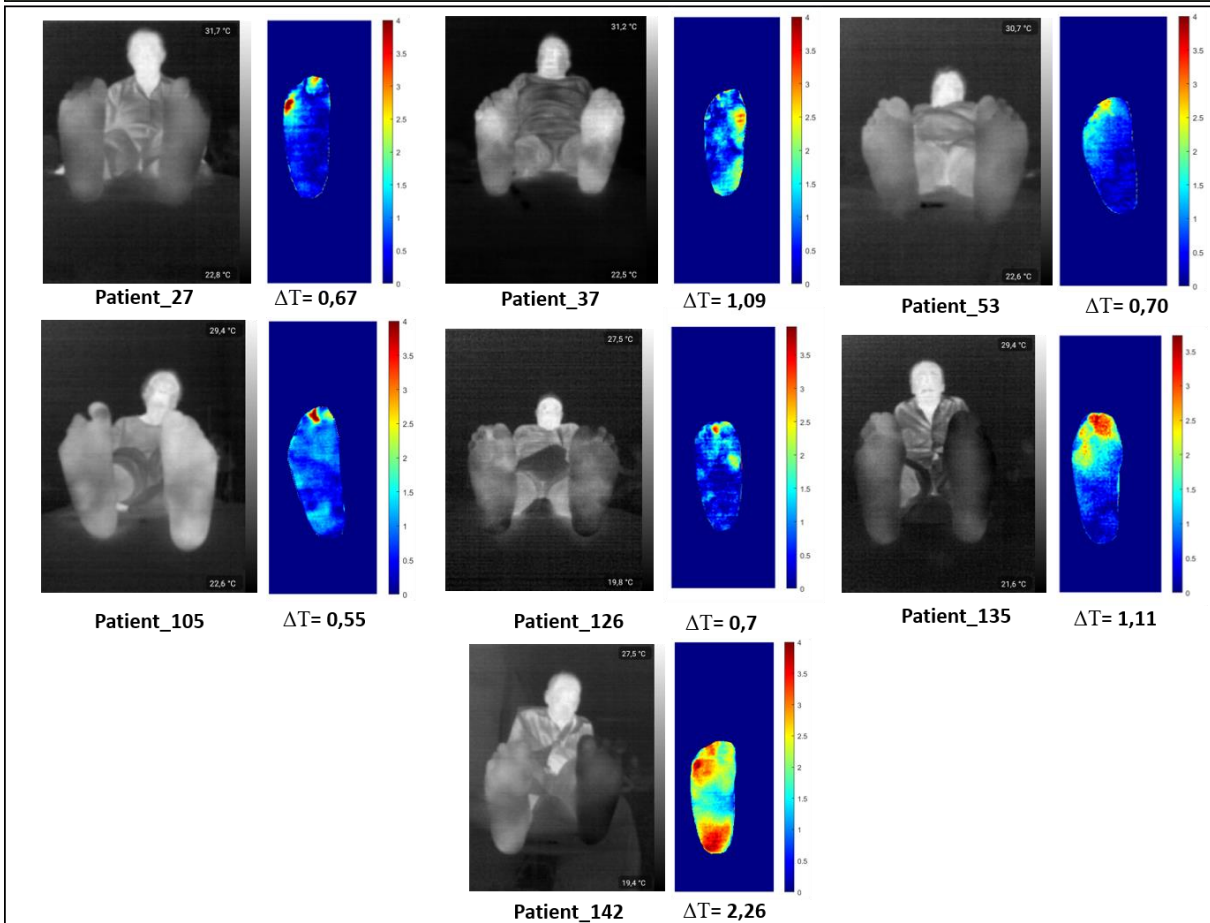
Nous avons calculé pour une deuxième fois les différences thermiques $|\Delta T|$ à l'instant T10, après l'application du Cold Stress Test. Cette fois ci, un total de 21 patients parmi 128 a des zones d'hyperthermie, dont 7 du groupe R0, 3 du groupe R1 et 11 sont des personnes ischémiques (R2). Ci-dessous (figure 92), les cartes de différences thermiques de ces 21 patients.

A partir de ces résultats, on constate que les patients 6, 8, 22, 26, 27, 114, 121, 135 et 142 présentent des hyperthermies dans les deux instants T0 et T10 (avant et après le CST).

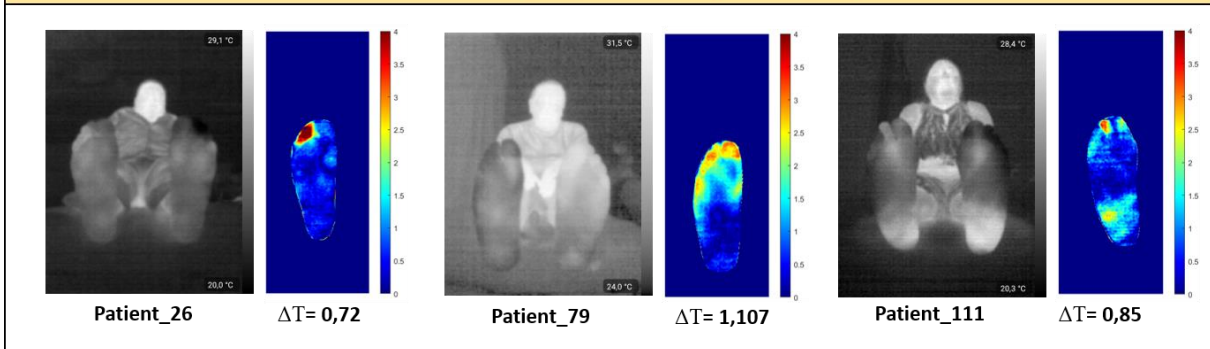
Cela signifie que même après l'immersion des pieds dans l'eau froide et l'attente de thermorégulation (10 min), les régions d'hyperthermie persistent chez ces patients, et même deviennent plus remarquables comme c'est le cas pour les patients 22, 114, 26, 135 et 142.

Ce qui pourra être un fort indicateur d'existence d'une anomalie.

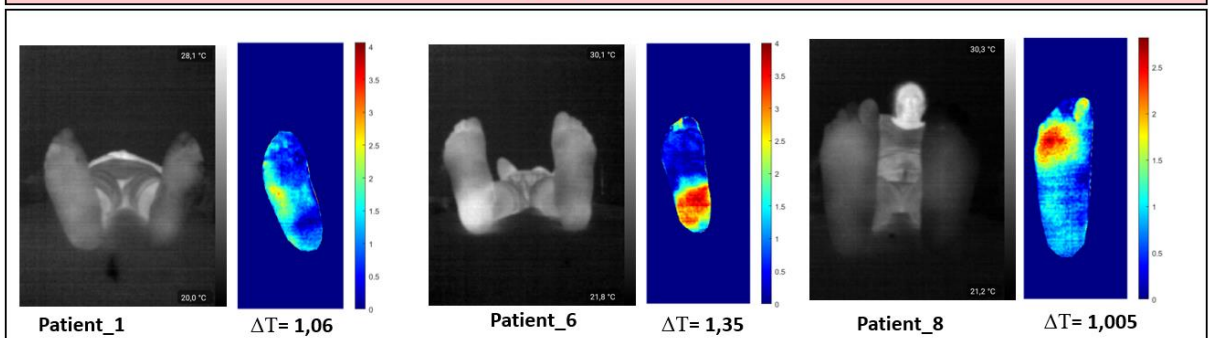
Patients du groupe R0 (risque faible)



Patients du groupe R1 (risque moyen)



Patients du groupe R2 (risque élevé)



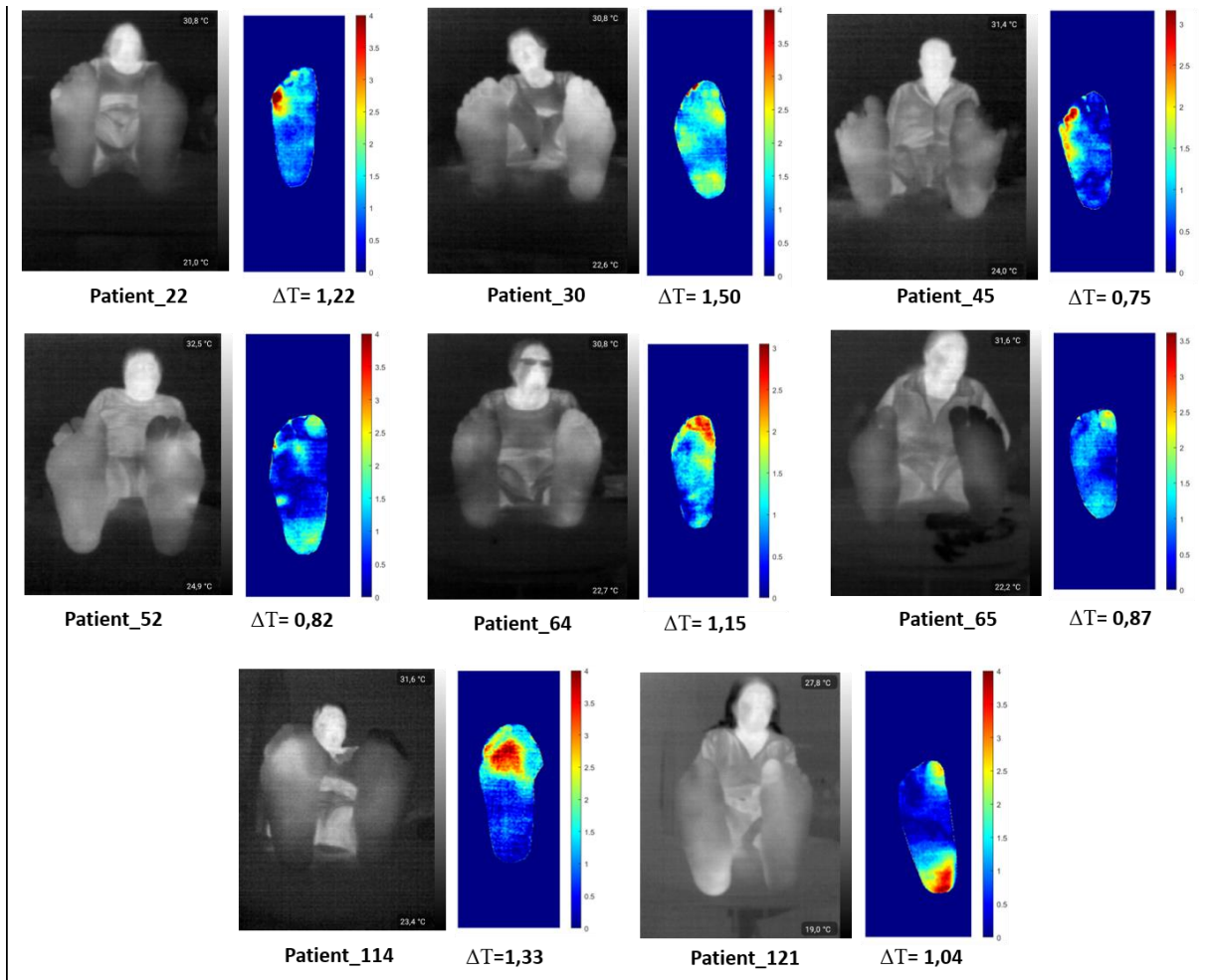


Figure 92: : Cartes des différences thermiques $|\Delta T|$ pour les 21 patients diabétiques à l'instant T10

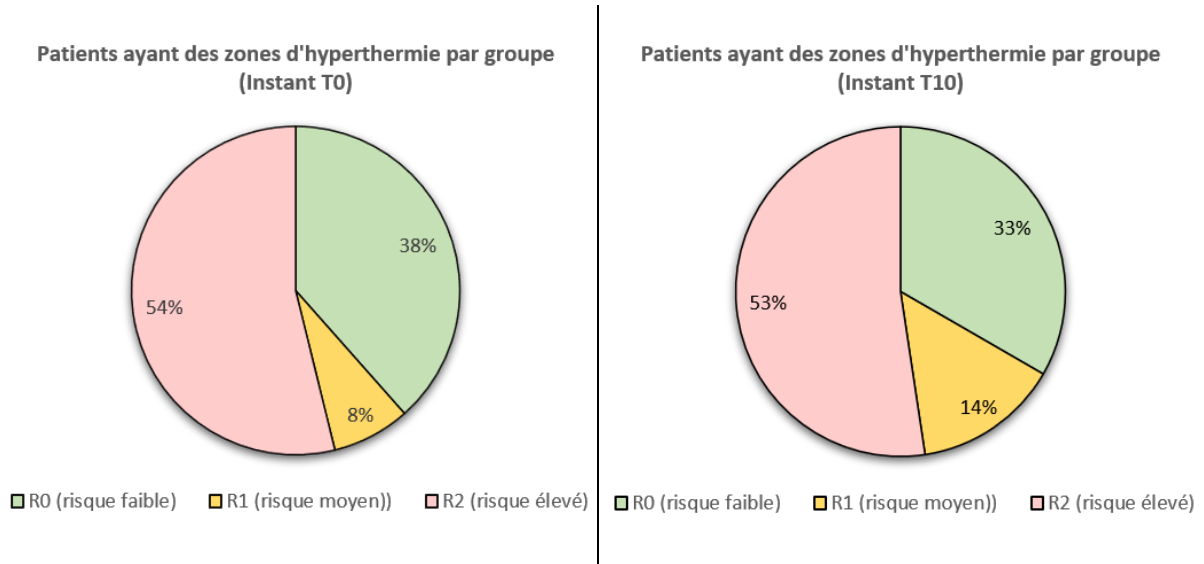


Figure 93: pourcentage des patients présentant des zones d'hyperthermie à deux instants T0 et T10.

Nous avons également calculé et affiché des cartes de différence thermique pour le groupe témoin (sujets non diabétiques), pour analyser la différence avec les patients diabétiques. En

résultat, nous avons trouvé que 2 témoins parmi 125 présentent une hyperthermie significative sur des zones de leurs pieds. Cela signifie que 98,4% des personnes saines n'ont pas de problèmes d'hyperthermie. Les images et les cartes de différence des deux sujets sains sont illustrées dans la figure 94.

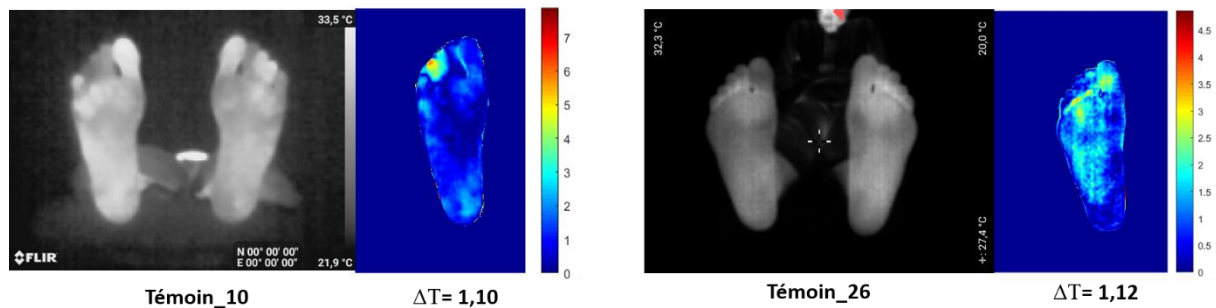


Figure 94: cartes de différence thermique des deux sujets sains ayant une zone d'hyperthermie

Le reste du groupe témoin n'ont aucune hyperthermie. Ce résultat est attendu, car les personnes saines ont généralement une symétrie dans la distribution de température entre le pied gauche et le pied droit, et même après l'application du Cold Stress Test, ces personnes ont une thermorégulation rapide vu qu'elles ne souffrent pas de problèmes artériels ou neurologiques. La figure ci-dessous représente quelques exemples de cartes thermiques de personnes non diabétiques.

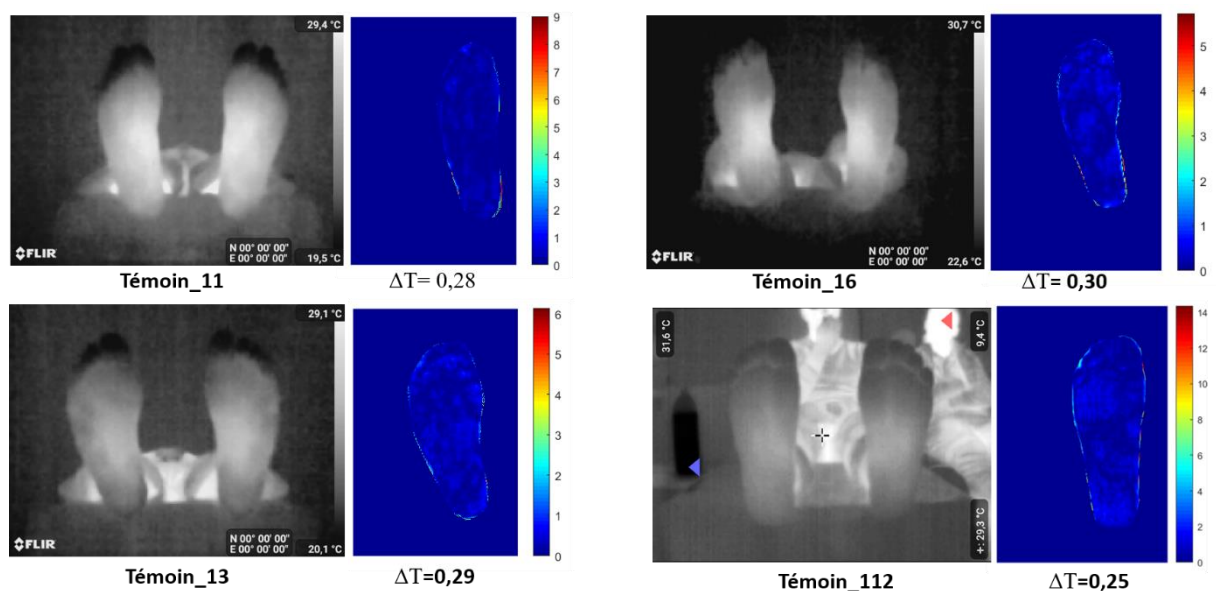


Figure 95: cartes de différence thermique des personnes saines

4.7 Conclusion

Suite à l'étude statistique qu'on a menée, Il a été constaté que la température moyenne de la surface plantaire (gauche et droite) augmente de 1°C chez les patients à risque moyen (R1) par rapport au deux autres groupes (R0 et R2), ce résultat est cliniquement significatif vu que les patients à risque moyen sont des neuropathiques et d'habitude cette catégorie a tendance à avoir les pieds plus chauds. Il a été constaté également qu'une différence significative existe entre les patients ischémiques et les non-ischémiques, en fonction de $|\Delta T|$. La moyenne de $|\Delta T|$ est élevée chez les patients ischémiques par rapport aux non-ischémiques. 29 patients sur 42 du groupe R2 (ischémiques) ont un problème PAD uniquement dans l'un des deux pieds. Cette asymétrie peut justifier l'augmentation des différences de température point à point $|\Delta T|$ entre les pieds controlatéraux, vu qu'un pied ischémique est généralement plus froid qu'un pied normal.

Afin de mettre en évidence l'hyperthermie dans la détection des zones à risque d'ulcération, nous avons calculé et affiché les cartes de différence de température $|\Delta T|$ pour les 128 patients. Des zones d'hyperthermie ($|\Delta T|$ supérieure à 2,2°C) ont été détectées chez 12 personnes parmi 128 à l'instant T0 et 21 personnes parmi 128 à l'instant T10.

Notre essai clinique a révélé qu'en moyenne 10 à 16% des personnes de type 2 venant à l'hôpital pour une consultation ordinaire dans le service de diabétologie ont une région significative d'hyperthermie. Cette proportion est nettement plus élevée que chez les personnes en bonne santé, où l'hyperthermie est observée chez 1.6% uniquement. A notre connaissance, nous sommes les premiers à avoir effectué une analyse aussi détaillée des régions d'hyperthermie, qui peut être d'une aide précieuse pour la prévention précoce des ulcères à l'hôpital.

Conclusion générale et perspectives

Au cours de ce travail de thèse, nous souhaitons développer une application mobile conviviale pour détecter les hyperthermies de la voûte plantaire chez les patients diabétiques. 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 invasif, et convivial.

Grâce à une série de campagnes d'acquisitions effectuées dans différents pays ; à savoir, la France, le Maroc et le Pérou, nous avons pu créer notre base de données multimodales (thermique et RGB) qui est à notre connaissance la première base d'images de voûte plantaire contenant à la fois les images multimodales de patients diabétiques et de personnes saines.

Le premier défi qui se présentait devant nous était la segmentation robuste des images thermiques, en utilisant des réseaux de neurones profonds et fusionnant les deux modalités ; thermiques et RGB. Dans ce contexte nous avons pu proposer notre nouvelle architecture DE-ResUnet conçue pour la segmentation des images de voûtes plantaires en fusionnant l'image thermique et RGB. Le deuxième objectif consistait à intégrer l'architecture proposée dans une application mobile permettant de détecter des hyperthermies dans le pied diabétique.

Finalement, une étude clinique pour des patients diabétiques a été menée afin d'étudier les relations entre les grandeurs cliniques et les paramètres thermiques.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté le cadre général dans lequel se situent nos travaux. L'état de l'art présentait plusieurs technologies permettant de mesurer la température du pied : la thermographie par contact et la thermographie infrarouge. Nous nous intéressons à la thermographie par caméra thermique qui a l'avantage d'être rapide, sans contact, non invasive, indolore, non irradiante et peu coûteuse. Plusieurs études de la littérature ont eu recours à l'utilisation de l'imagerie thermique pour évaluer et analyser le pied diabétique.

Dans le second chapitre nous décrivons la démarche qu'on a suivi pour la création de notre base de données. Nous avons comparé notre protocole d'acquisition aux autres études existantes de l'état de l'art. Toutes ces études mettent en place un protocole d'acquisition et de traitement d'images contraignants, contrairement à notre protocole STANDUP qui est convivial et n'impose aucune contrainte ni lors de l'acquisition ni lors du traitement des données.

Nous avons ensuite présenté dans le chapitre suivant les méthodes de segmentation existantes, classiques et neuronales qui étaient utilisées dans les travaux précédents. Ensuite, Nous avons proposé une nouvelle architecture profonde nommée DE-ResUnet dédiée à la segmentation des

voûtes plantaires en tirant parti des deux modalités acquises par notre caméra. A savoir, l'image thermique et l'image RGB. Cette fusion de données dans le processus de segmentation a donné des résultats performants qui ont dépassé les méthodes existantes dans la littérature. Afin d'évaluer notre approche proposée, il était nécessaire de la comparer à d'autres architectures neuronales de l'état de l'art. La méthode proposée a surpassé les autres méthodes en termes de IoU et d'Acc (respectivement 97% et 98.41%). Elle a prouvé une bonne robustesse par rapport aux images bruitées et difficiles à segmenter. Notre méthode a été intégrée dans une application Android qui permet de détecter les zones d'hyperthermie dans les pieds.

Cette application mobile est constituée de trois modules principaux :

- l'acquisition des images (thermique+RGB),
- la segmentation de la voûte plantaire par DE-ResUnet,
- l'affichage de l'image de différence thermique et des éventuelles zones en hyperthermie.

Le dernier chapitre est dédiée à l'étude clinique qu'on a effectué. Cette étude a eu lieu au sein du service de diabétologie de l'Hôpital National Dos de Mayo (HNDM), au Pérou.

Nous avons effectué un test de stress thermique sur 128 patients diabétiques que nous avons classés en 3 groupes de risque (R0, R1 et R2). Il a été constaté que la température moyenne de la surface plantaire (gauche et droite) augmente de 1°C chez les patients à risque moyen (R1) par rapport au deux autres groupes (R0 et R2), ce résultat est cliniquement significatif vu que les patients à risque moyen sont des neuropathiques et d'habitude cette catégorie a tendance à avoir les pieds plus chauds. Il a été constaté également qu'une différence significative existe entre les patients ischémiques (R2) et les non-ischémiques (R0 et R1), en fonction de $|\Delta T|$. La moyenne de $|\Delta T|$ est élevée chez les patients ischémiques par rapport aux non-ischémiques. 29 patients sur 42 du groupe R2 (ischémiques) ont un problème PAD uniquement dans l'un des deux pieds. Cette asymétrie peut justifier l'augmentation des différences de température point à point $|\Delta T|$ entre les pieds controlatéraux, vu qu'un pied ischémique est généralement plus froid qu'un pied normal.

Afin de mettre en évidence l'hyperthermie dans la détection des zones à risque d'ulcération, nous avons calculé et affiché les cartes de différence de température $|\Delta T|$ pour les 128 patients. Des zones d'hyperthermie ($|\Delta T|$ supérieure à 2,2°C) ont été détectées chez 12 personnes parmi 128 à l'instant T0 et 21 personnes parmi 128 à l'instant T10.

Dans cet essai clinique nous avons déduit qu'en moyenne 10 à 16% des personnes de type 2 venant à l'hôpital pour une consultation ordinaire dans le service de diabétologie ont une région

significative d'hyperthermie. Contrairement aux personnes saines dont l'hyperthermie peut survenir chez 1.6% uniquement. Cette analyse met clairement en évidence les régions d'hyperthermie et peut être d'une aide substantielle dans la prévention précoce des ulcères à l'hôpital.

Les résultats obtenus lors des études cliniques ont confirmé la pertinence de notre approche. Cependant, il y a encore des opportunités pour renforcer le projet en y apportant des améliorations supplémentaires. Bien que le démonstrateur soit déjà fonctionnel, il pourrait être optimisé pour augmenter ses performances et rendre son utilisation plus intuitive pour les utilisateurs.

Dans notre travail, nous n'avons pas encore pleinement exploité les potentiels de l'étude par stress thermique. Pour y parvenir, des développements supplémentaires sont nécessaires. En particulier, il est important d'aligner les images acquises à l'instant T0 avec celles acquises à l'instant T10 pour éviter les décalages causés par les mouvements du pied ou de la caméra. Pour cela, des algorithmes de recalage non rigides peuvent être utilisés. C'est l'un des objectifs de la thèse d'Asma Aferhane, étudiante en thèse à l'université d'Agadir et membre du projet STANDUP. Asma a utilisé des architectures neuronales pour résoudre ce défi et les premiers résultats sont très prometteurs. Enfin, nous pourrions également introduire une nouvelle stratégie pour organiser les informations présentes dans les images thermiques du pied en utilisant différentes régions d'intérêts adaptées à des objectifs spécifiques tels que les aspects vasculaires, nerveux ou mécaniques.

La figure suivante indique ces 3 types d'information a priori dont on dispose pour la voûte plantaire.

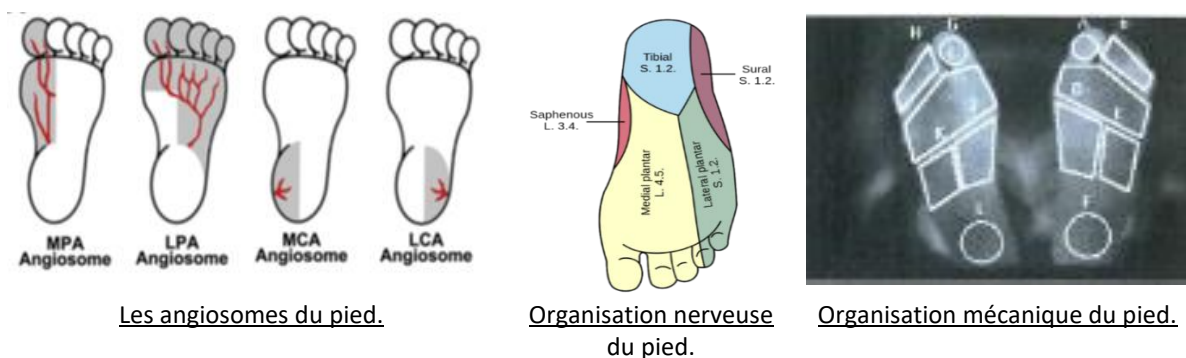


Figure 96: la division des surfaces plantaires en régions d'intérêt

Les résultats obtenus dans ce travail et ceux à venir dans un futur proche sont les prémises d'un système de mesure de température de la voûte plantaire innovant, facile à utiliser, efficace et

abordable, qui pourra être utilisé tant en milieu clinique qu'à domicile pour les personnes atteintes de diabète. Ce système permettra une surveillance régulière et efficace des patients, en prévenant les complications liées à cette maladie, et en améliorant ainsi leur qualité de vie.

Annexes

Annexe A : Fiche de consentement pour la campagne HNDM

CONSENTIMIENTO INFORMADO DEL PACIENTE O COLABORADOR

Proyecto: Determinación de la capacidad de la prueba de estrés térmico para predicción diagnóstica de isquemia y neuropatía en el control de rutina de pie diabético usando termografía.

Yo¹, [Redacted] N° HC: 2508394 DNI: [Redacted]

He leído la hoja informativa que me ha sido entregada²
He tenido oportunidad de efectuar preguntas sobre el estudio.
He recibido respuestas satisfactorias.
He recibido suficiente información en relación con el estudio.
He hablado con el Dr./Investigador:
Entiendo que la participación es voluntaria.
Entiendo que puedo abandonar el estudio:

- Cuando lo desee.
- Sin que tenga que dar explicaciones.
- Sin que ello afecte a MIS cuidados médicos.

También he sido informado/a de forma clara, precisa y suficiente de los siguientes extremos que afectan a los datos personales que se contienen en este consentimiento y en la ficha o expediente que se abra para la investigación:

- Estos datos serán tratados y custodiados con respeto a mi intimidad y a la vigente normativa de protección de datos.
- Sobre estos datos me asisten los derechos de acceso, rectificación, cancelación y oposición que podré ejercitar mediante solicitud ante el investigador responsable en la dirección de contacto que figura en este documento.
- Estos datos no podrán ser cedidos sin mi consentimiento expreso y no lo otorgo en este acto.

Doy mi consentimiento sólo para la extracción necesaria en la investigación de lo que se me ha informado y para que sean utilizadas los datos e imágenes exclusivamente en ella, sin posibilidad de compartir o ceder éstas, en todo o en parte, a ningún otro investigador, grupo o centro distinto del responsable de esta investigación o para cualquier otro fin.

Declaro que he leído y conozco el contenido del presente documento, comprendo los compromisos que asumo y los acepto expresamente. Y, por ello, firmo este consentimiento informado de forma voluntaria para MANIFESTAR MI DESEO DE PARTICIPAR EN ESTE ESTUDIO DE INVESTIGACIÓN SOBRE Determinación de la capacidad de la prueba de estrés térmico para predicción diagnóstica de isquemia y neuropatía en el control de rutina de pie diabético usando termografía., hasta que decida lo contrario. Al firmar este consentimiento no renuncio a ninguno de mis derechos. Recibiré una copia de este consentimiento para guardarlo y poder consultarlo en el futuro.


Nombre del paciente o colaborador: [Redacted] Nombre del investigador: RACHID HARBA
DNI: [Redacted] DNI: [Redacted]
Firma: [Redacted] Firma: [Redacted]

Identificación del Grupo responsable de la investigación: Dr. Hugo Cesar Arbañil Huamán HNDM; PhD. Ing. Rachid Harba, U. de Orleans (Francia); PhD. Ing. Luis Alberto Vilcahuamán Cajacuri PUCP; Lic. María Teresa Arista Rivera HNDM.
Dirección de contacto del Investigador y/o del Grupo de responsables de la investigación y del tratamiento de los datos: Programa de Diabetes HNDM / Servicio de Rehabilitación HNDM

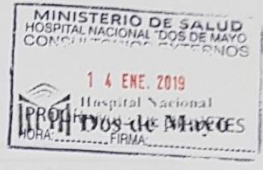
NOTAS : Fecha: 14/01/19

- 1 Indicar el nombre completo
- 2 Incorporar de forma inseparable o al dorso de éste documento.

Annexe C : La fiche médicale de la campagne HNDM



PERÚ Ministerio de Salud



Servicio de Endocrinología
Unidad de Pie Diabético
Ficha de Evaluación de Factores de Riesgo para Pie Diabético

I. Datos Generales:



a. Apellidos y nombres: Lupo Carolina Trujillo

b. Fecha de Evaluación: 14 / 01 / 19

c. Edad: 68 Sexo: M F

d. Historia Clínica N°: 2508394

e. Dirección: Corsal Puro feet store 19 Distrito: Vicosno

f. DNI N°: 7118117  701911021 

g. Tipo de Diabetes: 1 2 NE

h. Tiempo de Diagnóstico (años): ± 20 años

Hijo: Jose Angel Escobar Jr

II. Evaluación del Estado Neurológico del Pie

2.1 Valoración Clínica de Síntomas Neuropáticos: TOTAL SYMPTOM SCORE (TSS)*

Rasgos del TSS	Puntaje	Total†
Dolor punzante, lancinante, penetrante, como cuchillo	—	3,39
Dolor quemante, ardor	—	
Parestesia (hormigueo, electricidad, picazón)	1.66	
Adormecimiento, entumecido	2.55	

Tipos	Intensidad del Síntoma			
	Ausente	Leve (Duele pero es tolerable)	Moderado (Causa molestia pero no dificulta la vida diaria)	Severo (Mala calidad de vida, dificulta actividad diaria)
Nunca u ocasional	0.00	0.00	0.00	0.00
Ocasional pero anormal (por lo menos 1/3 del tiempo)	0.00	1.00	2.00	3.00
Frecuente (1/3 – 2/3 del tiempo)	0.00	1.33	2.33	3.33
Continuo (más de 2/3 del tiempo)	0.00	1.66	2.66	3.66

* Bastyr EJ 3rd, Price KL, Brill V; MBBQ Study Group. Development and validity testing of the neuropathy total symptom score-6: questionnaire for the study of sensory symptoms of diabetic peripheral neuropathy. Clin Ther 2005;27:1278-94.

† Síntomas clínicamente significativos: puntaje ≥4

1

2.2 Examen Físico: signos

Piel seca/fisuras/hiperqueratosis	Si	No	Dedos en martillo o garra	Si	No
Onicomicosis	Si	No	Neuro-Artropatía de Charcot	Si	No
Callos (<i>heloma</i>)	Si	No	Dedos rígidos	Si	No
Úlcera activa indolora	Si	No	Atrofia de interóseos	Si	No
Dedos sobrepuestos	Si	No	Prominencias óseas	Si	No
Hallux valgus	Si	No	Pérdida del arco interno	Si	No
Signo del abanico	Si	No		Si	No

2.3 Evaluación de la Sensibilidad Protectora: Monofilamento de 10 g*



Normal



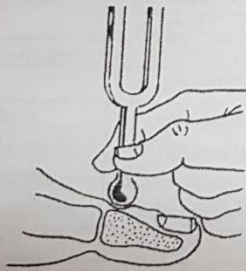
Anormal



Procedimiento: el monofilamento debe ser aplicado 2 veces en el mismo sitio pero alternando con por lo menos una aplicación "simulada" en la cual el monofilamento no es aplicado (total tres interrogaciones por punto.) La sensibilidad protectora estará presente en cada punto si el paciente responde correctamente 2 de 3 aplicaciones. La sensibilidad protectora será anormal en el pie si hay ausencia de percepción en al menos 1 punto.

* Marque con un (+) ó (-) en cada punto de evaluación del pie según sea percibido o no el monofilamento.

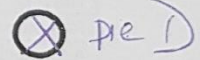
2.4 Evaluación de la Sensibilidad Vibratoria: Diapasón 128 Hz



Normal

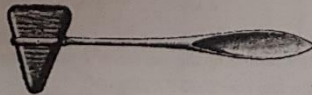


Anormal



Procedimiento: el diapasón deberá ser aplicado en la cabeza del primer metatarsiano. El diapasón debe ser aplicado 2 veces en el mismo punto alternando con por lo menos una aplicación "simulada" en la cual no es aplicado. La prueba será anormal si el examinador percibe la vibración por un tiempo mayor de 10 segundos después que el paciente reportó desaparición de la percepción de vibración o no percibe la vibración en por lo menos 2 de 3 aplicaciones por pie.

2.5 Evaluación del Reflejo Aquiliano: martillo de reflejos



Presente



Ausente



2.6 Evaluación de la sensibilidad térmica: barra térmica



Normal



Anormal



2

III. Evaluación Estado Vascular Arterial del Pie

3.1 Factores de Riesgo

Hipertensión arterial	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?	Antecedente de úlcera	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?
Hipercolesterolemia	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?	Antecedente de amputación	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?
Tabaquismo	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?	Cardiopatía isquémica/enfermedad cerebro vascular	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?
Claudicación intermitente	Si <input checked="" type="checkbox"/>	no	?	Enfermedad arterial periférica	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	?

15 cuartos/cuarta omba

3.2 Valoración Clínica de Síntomas de Enfermedad Arterial Periférica: CLASIFICACIÓN DE FONTAINE*

Estadio	Clínica
I	Asintomático
<u>IIa</u>	Claudicación leve (sin dolor de reposo pero con claudicación a una distancia mayor de 200 m)
IIb	Claudicación moderada a severa (sin dolor de reposo pero con claudicación a una distancia menor de 200 m)
III	Dolor nocturno y/o de reposo
IV	Ulceración o gangrena

* FONTAINE R, KIM M, KIENY R. [Surgical treatment of peripheral circulation disorders]. Helv Chir Acta 1954; 21:499.

3.3 Examen Físico: signos

Piel fría distal	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	Pulsos		
Piel adelgazada	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	Pulso pedio derecho		Si <input checked="" type="checkbox"/> No
Piel brillante	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	Pulso pedio izquierdo		Si <input checked="" type="checkbox"/> No
Pérdida de vello	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	Pulso tibial posterior derecho		Si <input checked="" type="checkbox"/> No
Palidez, acrocianosis, gangrena	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>	Pulso tibial posterior izquierdo		Si <input checked="" type="checkbox"/> No
Rubor de dependencia	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>			
Retardo en el llenado capilar (>3-4s)	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>			
Bypass/angioplastia	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>			
Atrofia de la grasa subcutánea	Si	No <input checked="" type="checkbox"/>			

3.4 Índice Tobillo/ Brazo (ITB)

Presión Arterial Sistólica (mmHg)	Brazo Derecho: <u>100</u>	Brazo Izquierdo: <u>120</u>		
ITB= $\frac{\text{presión de las arterias del tobillo}}{\text{presión más alta de los brazos}}$	PA Pedia derecha	PA Tibial Posterior derecha	PA Pedia Izquierda	PA Tibial Posterior Izquierda
	<u>140</u> mmHg	<u>80</u> mmHg	<u>100</u> mmHg	<u>120</u> mmHg
PA Braquial Mayor	<u>120</u> mmHg	<u>0.6</u>	<u>0.83</u>	<u>1</u>

Pie Derecho (marque con un aspa)		Pie izquierdo (marque con un aspa)	
>1,3	Rigidez de paredes arteriales	>1,3	Rigidez de paredes arteriales
0,9 - 1,3	Normal	0,9 - 1,3	Normal
<u>0,7 - 0,9</u>	Enfermedad arterial leve	<u>0,7 - 0,9</u>	Enfermedad arterial leve
<u>0,4 - 0,7</u>	Enfermedad arterial moderada	0,4 - 0,7	Enfermedad arterial moderada
<0,4	Enfermedad arterial severa	<0,4	Enfermedad arterial severa

HOSPITAL NACIONAL "DOS DE MAYO"
 Dr. Carlos A. Horna Díaz
 MR. ENDOCRINOLOGÍA
 CMP-74180

IV. Diagnóstico Global de la Evaluación del Pie (marque con un aspa)	
Normal	Sin neuropatía y sin insuficiencia arterial
Polineuropatía diabética (PND)	Síntomas y/o signos de neuropatía + 2 ó más pruebas sensitivo/motoras anormales (monofilamento, diapasón, reflejo aquiliano, sensibilidad térmica)
Enfermedad Arterial Periférica (EAP)	Síntomas y/o signos de insuficiencia arterial + ITB < 0,9
V. Estratificación de Riesgo* (marque con un aspa)	

Categoría de Riesgo	Definición	Recomendaciones	Seguimiento
0	No PND, NO EAP No deformidades	Educación del paciente en el cuidado del pie, incluyendo información sobre el calzado	Anualmente (MG o especialista)
1	PND con o sin deformidades	Calzado ortopédico Considerar cirugía profiláctica correctiva de las deformidades Educación del paciente	Cada 3 – 6 meses (MG o especialista)
2	EAP con o sin PND	Calzado ortopédico Consultar con cirugía vascular para seguimiento conjunto	Cada 2 – 3 meses (especialista)
3	Historia de úlcera o amputación	Educación del paciente en el cuidado del pie, incluyendo información sobre el calzado. Consultar con cirugía vascular para seguimiento conjunto si presentara EAP	Cada 1 – 2 meses (especialista)

PND= polineuropatía diabética, EAP= enfermedad arterial periférica

*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 2008; 31:1679.

VI. Valoración de Factores de Riesgo social, educacional y de autocuidado

Vive solo(a)	Si	No	Calzado de punta estrecha	Si	No
Higiene adecuada de los pies	Si	No	Calzado demasiado ancho	Si	No
Recibió educación diabetológica	Si	No	Calzado con taco de altura mayor a 2,5cm	Si	No
Edemas, linfedemas en miembros inferiores	Si	No	Calzado que deja descubiertos dedos o talón	Si	No
Uñas encarnadas, mal corte de uñas	Si	No	Calzado con costuras internas	Si	No
Infección local	Si	No	Calzado en mal estado (roto, desgastado, deformado)	Si	No
Maceración interdigital	Si	No	Calzado sin contrafuerte	Si	No

VII. Recomendaciones

Servicios Preventivos	Exámenes Auxiliares	Interconsultas
Educación diabetológica	Índice Tobillo / Brazo	Endocrinología
Podología	Ecografía Doppler Color Arterial	Cirugía de Tórax y Cardiovascular
Medidas ortopédicas	Radiografía de Pie	Traumatología
Evaluación y Tx. de úlcera	Electromiografía	Psicología
		Odontología
		Nutrición
		Medicina Física y Rehabilitación

4

IGSS - MINS
HOSPITAL NACIONAL "DOS DE MAYO"

Dr. ROSA M. PANDO ALVAREZ
Médico Asesora del Comité de Evaluación
Firma y Sello del Evaluador
C.M.P. 16026 R.N.E. 12782

Bibliographie

- [1] D. G. Armstrong, K. Holtz-Neiderer, C. Wendel, M. J. Mohler, H. R. Kimbriel, et L. A. Lavery, « Skin Temperature Monitoring Reduces the Risk for Diabetic Foot Ulceration in High-risk Patients », *The American Journal of Medicine*, vol. 120, n° 12, p. 1042-1046, déc. 2007, doi: 10.1016/j.amjmed.2007.06.028.
- [2] L. Vilcahuaman *et al.*, « 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*, vol. 51, D. A. Jaffray, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2015, p. 228-231. doi: 10.1007/978-3-319-19387-8_55.
- [3] S. Bagavathiappan *et al.*, « Correlation between Plantar Foot Temperature and Diabetic Neuropathy: A Case Study by Using an Infrared Thermal Imaging Technique », *J Diabetes Sci Technol*, vol. 4, n° 6, p. 1386-1392, nov. 2010, doi: 10.1177/193229681000400613.
- [4] L. Vilcahuaman *et al.*, « Detection of diabetic foot hyperthermia by infrared imaging », in *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, août 2014, p. 4831-4834. doi: 10.1109/EMBC.2014.6944705.
- [5] R. Cohen, « The Chan-Vese Algorithm ». arXiv, 15 juillet 2011. doi: 10.48550/arXiv.1107.2782.
- [6] P. J. Besl et N. D. McKay, « A method for registration of 3-D shapes », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 2, p. 239-256, févr. 1992, doi: 10.1109/34.121791.
- [7] « STANDUP - Le project ». Consulté le: 26 août 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.standupproject.eu/home/fr>
- [8] D. Hernandez-Contreras, H. Peregrina-Barreto, J. Rangel-Magdaleno, J. Ramirez-Cortes, et F. Renero-Carrillo, « Automatic classification of thermal patterns in diabetic foot based on morphological pattern spectrum », *Infrared Physics & Technology*, vol. 73, p. 149-157, nov. 2015, doi: 10.1016/j.infrared.2015.09.022.
- [9] P.-C. Sun, S.-H. E. Jao, et C.-K. Cheng, « Assessing Foot Temperature Using Infrared Thermography », *Foot Ankle Int.*, vol. 26, n° 10, p. 847-853, oct. 2005, doi: 10.1177/107110070502601010.
- [10] Y. Lucas, R. Niri, S. Treuillet, H. Douzi, et B. Castaneda, « Wound Size Imaging: Ready for Smart Assessment and Monitoring », *Advances in Wound Care*, vol. 10, n° 11, p. 641-661, nov. 2021, doi: 10.1089/wound.2018.0937.
- [11] R. Niri, H. Douzi, Y. Lucas, et S. Treuillet, « A Superpixel-Wise Fully Convolutional Neural Network Approach for Diabetic Foot Ulcer Tissue Classification », in *Pattern Recognition. ICPR International Workshops and Challenges*, Cham, 2021, p. 308-320. doi: 10.1007/978-3-030-68763-2_23.
- [12] A. D. Deshpande, M. Harris-Hayes, et M. Schootman, « Epidemiology of Diabetes and Diabetes-Related Complications », *Physical Therapy*, vol. 88, n° 11, p. 1254-1264, nov. 2008, doi: 10.2522/ptj.20080020.
- [13] « L'hyperglycémie », *Diabète Québec*. <https://www.diabete.qc.ca/fr/vivre-avec-le-diabete/soins-et-traitements/hypoglycemie-et-hyperglycemie/lhyperglycemie/> (consulté le 14 septembre 2022).

-
- [14] « 20200302_133352_2406-IDF-ATLAS-FRENCH-BOOK.pdf ». Consulté le: 14 septembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: https://diabetesatlas.org/upload/resources/material/20200302_133352_2406-IDF-ATLAS-FRENCH-BOOK.pdf
- [15] R. Williams *et al.*, « Global and regional estimates and projections of diabetes-related health expenditure: Results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas, 9th edition », *Diabetes Res Clin Pract*, vol. 162, p. 108072, avr. 2020, doi: 10.1016/j.diabres.2020.108072.
- [16] « Le diabète de type 1 », *Diabète Québec*. <https://www.diabete.qc.ca/fr/comprendre-le-diabete/tout-sur-le-diabete/types-de-diabete/le-diabete-de-type-1/> (consulté le 14 septembre 2022).
- [17] W.-P. You et M. 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*, vol. 4, n° 1, p. e000161, mars 2016, doi: 10.1136/bmjdr-2015-000161.
- [18] L. Guariguata, U. Linnenkamp, J. Beagley, D. R. Whiting, et N. H. Cho, « Global estimates of the prevalence of hyperglycaemia in pregnancy », *Diabetes Res Clin Pract*, vol. 103, n° 2, p. 176-185, févr. 2014, doi: 10.1016/j.diabres.2013.11.003.
- [19] G. Ha Van, *LE PIED DIABÉTIQUE*, 2008^e éd. Masson, 2008.
- [20] N. C. Schaper *et al.*, « Practical Guidelines on the prevention and management of diabetic foot disease (IWGDF 2019 update) », *Diabetes Metab Res Rev*, vol. 36 Suppl 1, p. e3266, mars 2020, doi: 10.1002/dmrr.3266.
- [21] J. J. van Netten *et al.*, « Definitions and criteria for diabetic foot disease », *Diabetes/Metabolism Research and Reviews*, vol. 36, n° S1, p. e3268, 2020, doi: 10.1002/dmrr.3268.
- [22] C. W. Hicks et E. Selvin, « Epidemiology of Peripheral Neuropathy and Lower Extremity Disease in Diabetes », *Curr Diab Rep*, vol. 19, n° 10, p. 86, août 2019, doi: 10.1007/s11892-019-1212-8.
- [23] « Peripheral artery disease (PAD) - Symptoms and causes », *Mayo Clinic*. <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/peripheral-artery-disease/symptoms-causes/syc-20350557> (consulté le 17 juillet 2022).
- [24] A. J. M. Boulton *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*, vol. 31, n° 8, p. 1679-1685, août 2008, doi: 10.2337/dc08-9021.
- [25] G. E. Reiber *et al.*, « Causal pathways for incident lower-extremity ulcers in patients with diabetes from two settings. », *Diabetes Care*, vol. 22, n° 1, p. 157-162, janv. 1999, doi: 10.2337/diacare.22.1.157.
- [26] A. J. M. Boulton, R. A. Malik, J. C. Arezzo, et J. M. Sosenko, « Diabetic Somatic Neuropathies », *Diabetes Care*, vol. 27, n° 6, p. 1458-1486, juin 2004, doi: 10.2337/diacare.27.6.1458.
- [27] V. Aboyans *et al.*, « Measurement and Interpretation of the Ankle-Brachial Index », *Circulation*, vol. 126, n° 24, p. 2890-2909, déc. 2012, doi: 10.1161/CIR.0b013e318276fbc.

-
- [28] L. A. Lavery, D. G. Armstrong, S. A. Vela, T. L. Quebedeaux, et J. G. Fleischli, « Practical criteria for screening patients at high risk for diabetic foot ulceration », *Arch Intern Med*, vol. 158, n° 2, p. 157-162, janv. 1998, doi: 10.1001/archinte.158.2.157.
- [29] L. J. Jiang *et al.*, « A perspective on medical infrared imaging », *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 29, n° 6, p. 257-267, janv. 2005, doi: 10.1080/03091900512331333158.
- [30] E. S. Barr, « Historical Survey of the Early Development of the Infrared Spectral Region », *American Journal of Physics*, vol. 28, n° 1, p. 42-54, janv. 1960, doi: 10.1119/1.1934975.
- [31] Q. Ha, K. Watanabe, T. Karasawa, Y. Ushiku, et T. Harada, « MFNet: Towards real-time semantic segmentation for autonomous vehicles with multi-spectral scenes », in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, BC, sept. 2017, p. 5108-5115. doi: 10.1109/IROS.2017.8206396.
- [32] A. Taieb et H. Dekkiche, « Infrared Imaging as a Means of Analyzing and Improving Energy Efficiency of Building Envelopes: The case of a LEED Gold Building », *Procedia Engineering*, vol. 118, p. 639-646, 2015, doi: 10.1016/j.proeng.2015.08.497.
- [33] A. C. Muller et S. Narayanan, « Cognitively-engineered multisensor image fusion for military applications », *Information Fusion*, vol. 10, n° 2, p. 137-149, avr. 2009, doi: 10.1016/j.inffus.2008.08.008.
- [34] W. K. Wong, P. N. Tan, C. K. Loo, et W. S. Lim, « An Effective Surveillance System Using Thermal Camera », in *2009 International Conference on Signal Acquisition and Processing*, Kuala Lumpur, avr. 2009, p. 13-17. doi: 10.1109/ICSAP.2009.12.
- [35] E. F. J. Ring, « The historical development of thermometry and thermal imaging in medicine », *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 30, n° 4, p. 192-198, janv. 2006, doi: 10.1080/03091900600711332.
- [36] S. J. Mambou, P. Maresova, O. Krejcar, A. Selamat, et K. Kuca, « Breast Cancer Detection Using Infrared Thermal Imaging and a Deep Learning Model », *Sensors*, vol. 18, n° 9, Art. n° 9, sept. 2018, doi: 10.3390/s18092799.
- [37] V. Vasdev *et al.*, « Thermal imaging in rheumatoid arthritis knee joints and its correlation with power Doppler ultrasound », *Medical Journal Armed Forces India*, p. S0377123722000806, sept. 2022, doi: 10.1016/j.mjafi.2022.05.011.
- [38] M. Chojnowski, « Infrared thermal imaging in connective tissue diseases », *Reumatologia*, vol. 55, n° 1, p. 38-43, 2017, doi: 10.5114/reum.2017.66686.
- [39] J. D. Hardy et C. Muschenheim, « RADIATION OF HEAT FROM THE HUMAN BODY. V. THE TRANSMISSION OF INFRA-RED RADIATION THROUGH SKIN », *J Clin Invest*, vol. 15, n° 1, p. 1-9, janv. 1936, doi: 10.1172/JCI100746.
- [40] J. D. Hardy, « THE RADIATION OF HEAT FROM THE HUMAN BODY: I. An Instrument for Measuring the Radiation and Surface Temperature of the Skin », *J Clin Invest*, vol. 13, n° 4, p. 593-604, juill. 1934, doi: 10.1172/JCI100607.
- [41] F. Ring, A. Jung, et J. Žuber, *Infrared Imaging: A casebook in clinical medicine*. IOP Publishing, 2015. Consulté le: 19 septembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://iopscience.iop.org/book/edit/978-0-7503-1143-4>
- [42] « Raynaud's Phenomenon », *Wellcome Collection*. <https://wellcomecollection.org/works/p9t35r6n> (consulté le 19 septembre 2022).

-
- [43] B. B. Lahiri, S. Bagavathiappan, T. Jayakumar, et J. Philip, « Medical applications of infrared thermography: A review », *Infrared Physics & Technology*, vol. 55, n° 4, p. 221-235, juill. 2012, doi: 10.1016/j.infrared.2012.03.007.
- [44] D. Singh et A. K. Singh, « Role of image thermography in early breast cancer detection-Past, present and future », *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 183, p. 105074, janv. 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2019.105074.
- [45] M. Gautherie, « Thermobiological assessment of benign and malignant breast diseases », *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, vol. 147, n° 8, p. 861-869, déc. 1983, doi: 10.1016/0002-9378(83)90236-3.
- [46] J. R. Keyserlingk, P. D. Ahlgren, E. Yu, et N. Belliveau, « Infrared Imaging of the Breast: Initial Reappraisal Using High-Resolution Digital Technology in 100 Successive Cases of Stage I and II Breast Cancer », *Breast J*, vol. 4, n° 4, p. 245-251, juill. 1998, doi: 10.1046/j.1524-4741.1998.440245.x.
- [47] H. Goller, D. W. Lewis, et R. E. Mclaughlin, « THERMOGRAPHIC STUDIES OF HUMAN SKIN SUBJECTED TO LOCALIZED PRESSURE », *American Journal of Roentgenology*, vol. 113, n° 4, p. 749-754, déc. 1971, doi: 10.2214/ajr.113.4.749.
- [48] R. E. Sandrow, J. S. Torg, M. S. Lapayowker, et E. J. Resnick, « The Use of Thermography in the Early Diagnosis of Neuropathic Arthropathy in the Feet of Diabetics »:, *Clinical Orthopaedics and Related Research*, vol. 88, p. 31-33, oct. 1972, doi: 10.1097/00003086-197210000-00004.
- [49] M. Anburajan, S. Sivanandam, S. Bidiyarsmi, B. Venkatraman, M. Menaka, et B. Raj, « Changes of skin temperature of parts of the body and serum asymmetric dimethylarginine (ADMA) in type-2 diabetes mellitus Indian patients », *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2011, p. 6254-6259, 2011, doi: 10.1109/IEMBS.2011.6091544.
- [50] Z. S. G. Jiang et Mengjie Zhang, « Metabolism parameter analysis of diabetics based on the thermography », in *Proceedings of the Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society [Engineering in Medicine and Biology]*, oct. 2002, vol. 3, p. 2226-2227 vol.3. doi: 10.1109/IEMBS.2002.1053253.
- [51] S. Sivanandam, M. Anburajan, B. Venkatraman, M. Menaka, et D. Sharath, « Estimation of blood glucose by non-invasive infrared thermography for diagnosis of type 2 diabetes: an alternative for blood sample extraction », *Mol. Cell. Endocrinol.*, vol. 367, n° 1-2, p. 57-63, mars 2013, doi: 10.1016/j.mce.2012.12.017.
- [52] A.-S. Sejling *et al.*, « Infrared thermographic assessment of changes in skin temperature during hypoglycaemia in patients with type 1 diabetes », *Diabetologia*, vol. 58, n° 8, p. 1898-1906, août 2015, doi: 10.1007/s00125-015-3616-6.
- [53] P.-I. Brånemark, S.-E. Fagerberg, L. Langer, et J. Säve-Söderbergh, « Infrared thermography in diabetes mellitus a preliminary study », *Diabetologia*, vol. 3, n° 6, p. 529-532, 1967, doi: 10.1007/BF01213572.
- [54] M. Bharara, J. Schoess, A. Nouvong, et D. G. Armstrong, « Wound Inflammatory Index: A “Proof of Concept” Study to Assess Wound Healing Trajectory », *J Diabetes Sci Technol*, vol. 4, n° 4, p. 773-779, juill. 2010, doi: 10.1177/193229681000400402.
- [55] H. Peregrina-Barreto, L. A. Morales-Hernandez, J. J. Rangel-Magdaleno, J. G. Avina-Cervantes, J. M. Ramirez-Cortes, et R. Morales-Caporal, « Quantitative Estimation of Temperature Variations in Plantar Angiosomes: A Study Case for Diabetic Foot »,

-
- Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2014, p. 1-10, 2014, doi: 10.1155/2014/585306.
- [56] T. Nagase *et al.*, « Variations of plantar thermographic patterns in normal controls and non-ulcer diabetic patients: Novel classification using angiosome concept », *Journal of Plastic, Reconstructive & Aesthetic Surgery*, vol. 64, n° 7, p. 860-866, juill. 2011, doi: 10.1016/j.bjps.2010.12.003.
- [57] D. Hernandez-Contreras, H. Peregrina-Barreto, J. Rangel-Magdaleno, J. A. Gonzalez-Bernal, et L. Altamirano-Robles, « A quantitative index for classification of plantar thermal changes in the diabetic foot », *Infrared Physics & Technology*, vol. 81, p. 242-249, mars 2017, doi: 10.1016/j.infrared.2017.01.010.
- [58] A. W. Chan, I. A. MacFarlane, et D. R. Bowsher, « Contact Thermography of Painful Diabetic Neuropathic Foot », *Diabetes Care*, vol. 14, n° 10, p. 918-922, oct. 1991, doi: 10.2337/diacare.14.10.918.
- [59] C. Liu, J. J. van Netten, J. G. van Baal, S. A. Bus, et F. van der Heijden, « Automatic detection of diabetic foot complications with infrared thermography by asymmetric analysis », *JBO*, vol. 20, n° 2, p. 026003, févr. 2015, doi: 10.1117/1.JBO.20.2.026003.
- [60] F.-J. Renero-C, « The abrupt temperature changes in the plantar skin thermogram of the diabetic patient: looking in to prevent the insidious ulcers », *Diabetic Foot & Ankle*, vol. 9, n° 1, p. 1430950, janv. 2018, doi: 10.1080/2000625X.2018.1430950.
- [61] A. Gatt *et al.*, « Establishing Differences in Thermographic Patterns between the Various Complications in Diabetic Foot Disease », *Int J Endocrinol*, vol. 2018, p. 9808295, 2018, doi: 10.1155/2018/9808295.
- [62] A. Bougrine, R. Harba, R. Canals, R. Ledee, et M. Jabloun, « A COMPARISON OF ACTIVE CONTOUR PRIOR SHAPE SEGMENTATION METHODS: APPLICATION TO DIABETIC PLANTAR FOOT THERMAL IMAGES », *Computer Science*, p. 9.
- [63] A. Bougrine, R. Harba, R. Canals, R. Ledee, et M. Jabloun, « A joint snake and atlas-based segmentation of plantar foot thermal images », in *2017 Seventh International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, Montreal, QC, nov. 2017, p. 1-6. doi: 10.1109/IPTA.2017.8310081.
- [64] A. Bougrine, R. Harba, R. Canals, R. Ledee, et M. Jabloun, « On the segmentation of plantar foot thermal images with Deep Learning », in *2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, A Coruna, Spain, sept. 2019, p. 1-5. doi: 10.23919/EUSIPCO.2019.8902691.
- [65] R. M. Stess *et al.*, « Use of Liquid Crystal Thermography in the Evaluation of the Diabetic Foot », *Diabetes Care*, vol. 9, n° 3, p. 267-272, mai 1986, doi: 10.2337/diacare.9.3.267.
- [66] E.-R. Perciun et A.-M. Buse, « The Handheld Infrared Thermometry in the Diabetic Foot – Useful but Debatable Technique », vol. 27, n° 3, p. 5, 2020.
- [67] K. Roback, « An overview of temperature monitoring devices for early detection of diabetic foot disorders », *Expert Review of Medical Devices*, vol. 7, n° 5, p. 711-718, sept. 2010, doi: 10.1586/erd.10.35.
- [68] L. A. Lavery *et al.*, « Home monitoring of foot skin temperatures to prevent ulceration », *Diabetes Care*, vol. 27, n° 11, p. 2642-2647, nov. 2004, doi: 10.2337/diacare.27.11.2642.

-
- [69] K. Roback, M. Johansson, et A. Starkhammar, « Feasibility of a Thermographic Method for Early Detection of Foot Disorders in Diabetes », *Diabetes Technology & Therapeutics*, vol. 11, n° 10, p. 663-667, oct. 2009, doi: 10.1089/dia.2009.0053.
- [70] R. G. Frykberg, A. Tallis, et E. Tierney, « Diabetic Foot Self Examination with the TempstatTM as an Integral Component of a Comprehensive Prevention Program », p. 6.
- [71] « Värmemätning för diagnos av begynnande fotproblem vid diabetes - PDF Gratis nedladdning ». <https://docplayer.se/107863271-Varmematning-for-diagnos-av-begynnande-fotproblem-vid-diabetes.html> (consulté le 19 septembre 2022).
- [72] J. Saminathan, M. Sasikala, Vb. Narayanamurthy, K. Rajesh, et R. Arvind, « Computer aided detection of diabetic foot ulcer using asymmetry analysis of texture and temperature features », *Infrared Physics & Technology*, vol. 105, p. 103219, mars 2020, doi: 10.1016/j.infrared.2020.103219.
- [73] K. Ammer, P. Melnizky, O. Rathkolb, et E. F. Ring, « Thermal imaging of skin changes on the feet of type II diabetics », in *2001 Conference Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Istanbul, Turkey, 2001, vol. 3, p. 2870-2872. doi: 10.1109/IEMBS.2001.1017387.
- [74] P.-C. Sun, H.-D. Lin, S.-H. E. Jao, Y.-C. Ku, R.-C. Chan, et C.-K. Cheng, « Relationship of skin temperature to sympathetic dysfunction in diabetic at-risk feet », *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 73, n° 1, p. 41-46, juill. 2006, doi: 10.1016/j.diabres.2005.12.012.
- [75] C. Liu, F. van der Heijden, M. E. Klein, J. G. van Baal, S. A. Bus, et J. J. van Netten, « Infrared dermal thermography on diabetic feet soles to predict ulcerations: a case study », présenté à SPIE BiOS, San Francisco, California, USA, mars 2013, p. 85720N. doi: 10.1117/12.2001807.
- [76] N. Kaabouch, Y. Chen, J. Anderson, F. Ames, et R. Paulson, « Asymmetry analysis based on genetic algorithms for the prediction of foot ulcers », présenté à IS&T/SPIE Electronic Imaging, San Jose, CA, janv. 2009, p. 724304. doi: 10.1117/12.805975.
- [77] N. Kaabouch et W.-C. Hu, « Alternative Technique to Asymmetry Analysis-Based Overlapping for Foot Ulcer Examination: Scalable Scanning », *J Diabetes Metab*, vol. 01, n° S5, 2012, doi: 10.4172/2155-6156.S5-003.
- [78] N. Kaabouch, « Enhancement of the asymmetry-based overlapping analysis through features extraction », *J. Electron. Imaging*, vol. 20, n° 1, p. 013012, janv. 2011, doi: 10.1117/1.3553240.
- [79] A. Gatt *et al.*, « Thermographic Patterns of the Upper and Lower Limbs: Baseline Data », *International Journal of Vascular Medicine*, 2015. <https://www.hindawi.com/journals/ijvm/2015/831369/> (consulté le 2 mai 2019).
- [80] J. R. Harding, D. F. Wertheim, R. J. Williams, J. M. Melhuish, D. Banerjee, et K. G. Harding, « Infrared imaging in diabetic foot ulceration », in *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vol.20 Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond (Cat. No.98CH36286)*, nov. 1998, vol. 2, p. 916-918 vol.2. doi: 10.1109/IEMBS.1998.745591.
- [81] G. I. Taylor et J. H. Palmer, « The vascular territories (angiosomes) of the body: experimental study and clinical applications », *Br J Plast Surg*, vol. 40, n° 2, p. 113-141, mars 1987.

-
- [82] M. Bharara, E. Boulger, G. S. Grewal, J. N. Schoess, et D. G. Armstrong, « Applications of angiosome classification model for monitoring disease progression in the diabetic feet », in *SummerSim*, 2014.
- [83] L. F. Balbinot, L. H. Canani, C. C. Robinson, M. Achaval, et M. A. Zaro, « Plantar thermography is useful in the early diagnosis of diabetic neuropathy », *Clinics (Sao Paulo)*, vol. 67, n° 12, p. 1419-1425, déc. 2012, doi: 10.6061/clinics/2012(12)12.
- [84] E. F. J. Ring et K. Ammer, « Infrared thermal imaging in medicine », *Physiol. Meas.*, vol. 33, n° 3, p. R33-R46, févr. 2012, doi: 10.1088/0967-3334/33/3/R33.
- [85] « FLIR ONE Pro | Teledyne FLIR ». <https://www.flir.fr/products/flir-one-pro?vertical=condition+monitoring&segment=solutions> (consulté le 21 septembre 2022).
- [86] « STANDUP database of plantar foot thermal and ... | Open Research Europe ». <https://open-research-europe.ec.europa.eu/articles/2-77> (consulté le 18 juillet 2022).
- [87] L. A. V. Cajacuri, « Early diagnostic of diabetic foot using thermal images », p. 140.
- [88] « What is MSX®? » <https://www.flir.com/discover/professional-tools/what-is-msx/> (consulté le 29 mars 2021).
- [89] L. Fraiwan, M. AlKhodari, J. Ninan, B. Mustafa, A. Saleh, et M. Ghazal, « Diabetic foot ulcer mobile detection system using smart phone thermal camera: a feasibility study », *BioMed Eng OnLine*, vol. 16, n° 1, p. 117, déc. 2017, doi: 10.1186/s12938-017-0408-x.
- [90] M. M. Eid, R. N. Yousef, et M. A. Mohamed, « A proposed Automated System to Classify Diabetic Foot from Thermography », vol. 9, n° 12, p. 12, 2018.
- [91] M. Bharara, V. Viswanathan, et J. E. Cobb, « Cold immersion recovery responses in the diabetic foot with neuropathy », *International Wound Journal*, vol. 5, n° 4, p. 562-569, 2008, doi: 10.1111/j.1742-481X.2008.00454.x.
- [92] « Beutel - 2000 - Handbook of medical imaging.pdf ».
- [93] C. Chen *et al.*, « Deep Learning for Cardiac Image Segmentation: A Review », *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, vol. 7, 2020, Consulté le: 28 septembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fcvm.2020.00025>
- [94] « A novel convolutional neural network for kidney ultrasound images segmentation | Elsevier Enhanced Reader ». <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S0169260722000980?token=797C6EA4D7C3970D6BDD4FC931AE6C5E3F0070B4AAF3AB7984AC5613B52CEB19BBC222E83367E035D97019D968D97F1B&originRegion=eu-west-1&originCreation=20220928112948> (consulté le 28 septembre 2022).
- [95] A. M. Mharib, A. R. Ramli, S. Mashohor, et R. B. Mahmood, « Survey on liver CT image segmentation methods », *Artif Intell Rev*, vol. 37, n° 2, p. 83-95, févr. 2012, doi: 10.1007/s10462-011-9220-3.
- [96] S. Gite, A. Mishra, et K. Kotecha, « Enhanced lung image segmentation using deep learning », *Neural Comput & Applic*, janv. 2022, doi: 10.1007/s00521-021-06719-8.
- [97] O. Bernard *et al.*, « Deep Learning Techniques for Automatic MRI Cardiac Multi-Structures Segmentation and Diagnosis: Is the Problem Solved? », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 37, n° 11, p. 2514-2525, nov. 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2837502.

-
- [98] P. K. Sahoo, S. Soltani, et A. K. C. Wong, « A survey of thresholding techniques », *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 41, n° 2, p. 233-260, févr. 1988, doi: 10.1016/0734-189X(88)90022-9.
- [99] N. Otsu, « A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms », *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 9, n° 1, p. 62-66, janv. 1979, doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [100] B. Enyedi, L. Konyha, et K. Fazekas, « Threshold procedures and image segmentation », in *47th International Symposium ELMAR, 2005.*, Zadar, Croatia, 2005, p. 29-32. doi: 10.1109/ELMAR.2005.193633.
- [101] H. G. Kaganami et Z. Beiji, « Region-Based Segmentation versus Edge Detection », in *2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, Kyoto, Japan, sept. 2009, p. 1217-1221. doi: 10.1109/IIH-MSP.2009.13.
- [102] R. Adams et L. Bischof, « Seeded region growing », *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 16, n° 6, p. 641-647, juin 1994, doi: 10.1109/34.295913.
- [103] K.-S. Chuang, H.-L. Tzeng, S. Chen, J. Wu, et T.-J. Chen, « Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation », *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 30, n° 1, p. 9-15, janv. 2006, doi: 10.1016/j.compmedimag.2005.10.001.
- [104] X. Zheng, Q. Lei, R. Yao, Y. Gong, et Q. Yin, « Image segmentation based on adaptive K-means algorithm », *J Image Video Proc.*, vol. 2018, n° 1, p. 68, août 2018, doi: 10.1186/s13640-018-0309-3.
- [105] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos, « Snakes: Active contour models », *Int J Comput Vision*, vol. 1, n° 4, p. 321-331, janv. 1988, doi: 10.1007/BF00133570.
- [106] Momotoculteur, « Fonctionnement du neurone artificiel », *Deeply Learning*, 15 septembre 2018. <https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/fonctionnement-du-neurone-artificiel/> (consulté le 19 octobre 2022).
- [107] Chrislb, *Français : Voix schématique d'un neurone artificiel avec un index j, aussi appelé neurone formel*. 2005. Consulté le: 25 décembre 2022. [En ligne]. Disponible sur: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel_francais.png?uselang=fr
- [108] A. Krizhevsky, I. Sutskever, et G. E. Hinton, « ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks », in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, vol. 25. Consulté le: 19 octobre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>
- [109] X. Liu, Z. Deng, et Y. Yang, « Recent progress in semantic image segmentation », *Artif Intell Rev*, vol. 52, n° 2, p. 1089-1106, août 2019, doi: 10.1007/s10462-018-9641-3.
- [110] K. He, X. Zhang, S. Ren, et J. Sun, « Deep Residual Learning for Image Recognition », *arXiv:1512.03385 [cs]*, déc. 2015, Consulté le: 28 janvier 2020. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1512.03385>
- [111] K. Simonyan et A. Zisserman, « Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition », *arXiv:1409.1556 [cs]*, avr. 2015, Consulté le: 28 janvier 2020. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1409.1556>

-
- [112] J. Long, E. Shelhamer, et T. Darrell, « Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation », p. 10.
- [113] O. Ronneberger, P. Fischer, et T. Brox, « U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation », *arXiv:1505.04597 [cs]*, mai 2015, Consulté le: 10 janvier 2020. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1505.04597>
- [114] V. Badrinarayanan, A. Kendall, et R. Cipolla, « SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation », *arXiv:1511.00561 [cs]*, oct. 2016, Consulté le: 28 janvier 2020. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1511.00561>
- [115] L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, et A. L. Yuille, « Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs ». *arXiv*, 7 juin 2016. Consulté le: 24 octobre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1412.7062>
- [116] D. Hernandez-Contreras, H. Peregrina-Barreto, J. Rangel-Magdaleno, J. Ramirez-Cortes, F. Renero-Carrillo, et G. Avina-Cervantes, « Evaluation of thermal patterns and distribution applied to the study of diabetic foot », in *2015 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC) Proceedings*, mai 2015, p. 482-487. doi: 10.1109/I2MTC.2015.7151315.
- [117] T. Chan et L. Vese, « An Active Contour Model without Edges », in *Scale-Space Theories in Computer Vision*, Berlin, Heidelberg, 1999, p. 141-151. doi: 10.1007/3-540-48236-9_13.
- [118] « Bougrine et al. - 2017 - A joint snake and atlas-based segmentation of plan.pdf ».
- [119] Y. Sun, W. Zuo, et M. Liu, « RTFNet: RGB-Thermal Fusion Network for Semantic Segmentation of Urban Scenes », *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 4, n° 3, p. 2576-2583, juill. 2019, doi: 10.1109/LRA.2019.2904733.
- [120] C. Hazirbas, L. Ma, C. Domokos, et D. Cremers, « FuseNet: Incorporating Depth into Semantic Segmentation via Fusion-Based CNN Architecture », in *Computer Vision – ACCV 2016*, vol. 10111, S.-H. Lai, V. Lepetit, K. Nishino, et Y. Sato, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2017, p. 213-228. doi: 10.1007/978-3-319-54181-5_14.
- [121] C. Palmero, A. Clapés, C. Bahnsen, A. Møgelmoose, T. B. Moeslund, et S. Escalera, « Multi-modal RGB–Depth–Thermal Human Body Segmentation », *Int J Comput Vis*, vol. 118, n° 2, p. 217-239, juin 2016, doi: 10.1007/s11263-016-0901-x.
- [122] D. Ghose, S. M. Desai, S. Bhattacharya, D. Chakraborty, M. Fiterau, et T. Rahman, « Pedestrian Detection in Thermal Images Using Saliency Maps », in *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, Long Beach, CA, USA, juin 2019, p. 988-997. doi: 10.1109/CVPRW.2019.00130.
- [123] L.-C. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, et H. Adam, « Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation ». *arXiv*, 5 décembre 2017. doi: 10.48550/arXiv.1706.05587.
- [124] D. Hernandez-Contreras, H. Peregrina-Barreto, J. Rangel-Magdaleno, et J. Gonzalez-Bernal, « Narrative review: Diabetic foot and infrared thermography », *Infrared Physics & Technology*, vol. 78, p. 105-117, sept. 2016, doi: 10.1016/j.infrared.2016.07.013.
- [125] E. J. Bastyr, K. L. Price, V. Bril, et MBBQ Study Group, « Development and validity testing of the neuropathy total symptom score-6: questionnaire for the study of sensory

-
- symptoms of diabetic peripheral neuropathy », *Clin Ther*, vol. 27, n° 8, p. 1278-1294, août 2005, doi: 10.1016/j.clinthera.2005.08.002.
- [126] K. J. W. Taylor, P. N. Burns, et P. N. T. Well, « Clinical applications of doppler ultrasound », janv. 1987, Consulté le: 31 octobre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.osti.gov/biblio/5083471>
- [127] « Ankle-Brachial-Index (ABI) - medis. GmbH ». <https://www.medis.company/en/methods/ankle-brachial-index> (consulté le 31 octobre 2022).
- [128] M. RAC-ALBU, L. ILIUTA, S. M. GUBERNA, et C. SINESCU, « The Role of Ankle-Brachial Index for Predicting Peripheral Arterial Disease », *Maedica (Bucur)*, vol. 9, n° 3, p. 295-302, sept. 2014.
- [129] D. Bouallal, H. Douzi, et R. Harba, « Registration Methods for Thermal Images of Diabetic Foot Monitoring: A Comparative Study », *IJACSA*, vol. 13, n° 6, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130670.
- [130] T. K. Kim, « Understanding one-way ANOVA using conceptual figures », *Korean J Anesthesiol*, vol. 70, n° 1, p. 22-26, févr. 2017, doi: 10.4097/kjae.2017.70.1.22.
- [131] P. Mishra, U. Singh, C. M. Pandey, P. Mishra, et G. Pandey, « Application of Student's t-test, Analysis of Variance, and Covariance », *Ann Card Anaesth*, vol. 22, n° 4, p. 407-411, 2019, doi: 10.4103/aca.ACA_94_19.