

Integrating Deep Learning in Expert Systems for Medical Diagnosis

1 Context

Le début du XXIème siècle a vu une augmentation spectaculaire d'applications informatiques apportant une assistance à de nombreuses activités humaines, y compris pour le secteur de la médecine. L'utilisation de la technologie appliquée à la santé est devenue un des points d'intérêt de notre société, par exemple pour l'emploi des robots d'assurances en chirurgie, la mesure des données physiologiques comme le taux de sucre dans le sang pour les diabétiques, ou le dossier médical partagé.

L'objectif principal de ce projet de recherche s'appuie sur la start up Lucine, créée pour apporter des solutions innovantes pour les personnes qui, comme sa fondatrice, souffrent de douleurs chroniques, ceci afin d'en diminuer l'impact sur la vie quotidienne et d'en assurer une prise en charge optimisée. L'idée consiste à réaliser une application destinée à un usage personnalisé, permettant de pouvoir mesurer automatiquement les niveaux de douleur ressentis par les détenteurs de l'application envisagée. Cette solution pourra aider les médecins à fournir un traitement adapté aux patients concernés.

La mesure de la douleur n'est pas une tâche facile et constitue depuis longtemps un défi, même pour des professionnels de santé avertis. De nombreuses échelles et méthodes de mesure ont été créées pour répondre à une telle question [1, 2, 3, 4, 5, 6] mais leur efficacité reste limitée. Jusqu'à ce jour, il est encore difficile d'arriver à une mesure précise de la douleur.

La raison principale pour cela est que la douleur est une sensation subjective, et la mesure la plus utilisée est l'auto-évaluation par le patient. Même si cette mesure donne des résultats relativement acceptables, elle est encore insuffisante sur certains aspects, notamment quand on en vient à la notion de douleur simulée [7], ou, plus couramment, lorsque le patient a des difficultés à communiquer, comme lorsqu'il s'agit d'enfants ou de personnes âgées [8].

La création d'une méthode capable de fournir une mesure précise du niveau de douleur ressentie par le patient pourrait aider le système actuel de diagnostic à dépasser cette barrière difficile qu'est la subjectivité de la douleur du patient.

1.1 État de l'art

Plusieurs travaux ont déjà essayé d'obtenir un système de détection de la douleur par l'analyse des données biométriques, telles que les pupilles, la voix, l'ECG etc.). La reconnaissance faciale est l'un des systèmes qui se révèle le plus prometteur pour mesurer et analyser la douleur d'un patient efficacement. Afin d'atteindre cet objectif, plusieurs systèmes ont utilisé des collections de données affectées de codes FACS (*Facial Action Coding System*) [9].

Le principal travail réalisé sur ce sujet a été la recherche menée par l'Université de Pittsburgh "Automatically Detecting Pain in Video Through Facial Action Units" [8]. Cette recherche s'est basée principalement sur l'utilisation des FACS pour détecter la douleur à partir d'images. Les résultats obtenus sont restés limités, puisqu'ils ont porté sur la présence ou l'absence de douleur (*pain or no pain*).

Une autre recherche menée sur le même sujet avec les mêmes données, est celle qui a été menée à l'Université d'Aalborg, Danemark [10]. Cette recherche, plus récente, a obtenu des résultats plus prometteurs, en utilisant une combinaison de réseaux neuronaux convolutionnels, et de réseaux neuronaux récurrents. En combinant ces deux méthodes, il a été possible de considérer non seulement une image et ses FACS, mais aussi d'analyser les images préalables de la séquence considérée, et d'obtenir une meilleure précision des résultats.

Cela permettant ainsi d'atteindre un échelonnement allant de « absence de douleur » (*no pain*) à « forte douleur » (*strong pain*) en passant par « faible douleur » (*weak pain*), ce qui a constitué une première amélioration.

Le point commun de ces recherches est le fait qu'elles utilisent la même base de données pour l'apprentissage et cela ne permet pas de fournir une précision suffisante pour constituer un outil vraiment fiable en adéquation des obligations légales cliniques. De plus, ces recherches se fondent uniquement sur les expressions faciales, et ne prennent pas en considération d'autres facteurs comme le ton de la voix, et la sémantique utilisée dans le dialogue. Ces facteurs permettent pourtant une analyse de la composante émotionnelle, un facteur important lorsqu'il s'agit de mesurer convenablement le niveau de douleur du patient [11].

1.2 Approche

Face aux limitations présentées par les recherches précédemment menées, cette thèse propose une approche originale du problème, avec l'exploitation d'une nouvelle base de données, créée par Lucine grâce à la contribution de volontaires souffrant de douleurs chroniques (tout en respectant la réglementation CNIL ainsi que celles concernant les données de santé) et qui servira à développer une nouvelle méthode basée sur le *Deep Learning*.

Lucine a bien perçu la nécessité, en première instance, de générer une base de données originale et adéquate, et prépare actuellement sa constitution. Il s'agira de collecter un certain nombre de vidéos illustrant des situations où des personnes sont en souffrance, afin de pouvoir constituer un ensemble de données significatives, pouvant permettre d'extraire des éléments sémantiques pertinents d'expression de la douleur. Ainsi, les données disponibles pourront servir de matériau pour une application de *Deep Learning*, qui permettra de bien connaître les paramètres d'une personne en situation de douleur chronique, de diagnostiquer avec précision le niveau de douleur ressentie, et d'en optimiser la prise en charge.

Cependant, même si une nouvelle base de données constitue un bon point de départ, l'apprentissage d'un modèle de *Deep Learning*, pour être efficace, devrait reposer sur une collecte de données quantitativement très importante. Et comme il ne sera matériellement pas possible de récolter autant de données que nous en aurions besoin, nous nous proposons d'utiliser une méthode complémentaire qui devrait permettre de circonvenir les contraintes quantitatives de la base de données envisagée. L'idée consiste à compenser l'insuffisance en volume de l'enquête en utilisant l'expertise des acteurs de terrain comme les médecins et les spécialistes de la douleur, car ils ont une longue expérience et une bonne connaissance du problème, et ne devraient pas être exclus de l'approche proposée.

En effet, un praticien utilise autre chose qu'une simple image pour mesurer la douleur. Il prend en considération de nombreux autres facteurs. Le projet propose donc d'utiliser cette expérience pour compenser le faible volume de données d'entraînement, ce qui pourrait se comparer au fonctionnement des systèmes experts [12].

Afin de réaliser notre objectif, nous allons donc développer des méthodes combinant les mécanismes du *Deep Learning* avec les techniques des systèmes experts. Nous pensons définir un ensemble de règles de type "if-then-else" basée sur les méthodes appliquées par les experts humains, et entraîner des *Deep Learning* à prendre des décisions à chaque nœud de l'arbre de décisions.

2 Objectifs de la thèse

Comme les données sur ce sujet sont plutôt limitées, l'un des principaux objectifs de cette thèse sera d'entraîner des systèmes de *Deep Learning* à être capables de mesurer de la façon la plus précise possible le niveau de douleur à partir d'une vidéo, en utilisant des données réduites grâce à un cœur de facteurs de décision importé, élaborés par des experts qui ont déjà une connaissance de la mesure de la douleur.

Il s'agira ainsi de rendre le processus d'apprentissage moins dépendant de la grande quantité de données à analyser, même si on prendra garde de ne pas sacrifier les capacités de généralisation du modèle.

2.1 Défis scientifiques et technologiques

Les défis scientifiques que nous explorerons durant cette thèse sont :

- proposer un modèle capable de fournir efficacement une mesure de la douleur.
- identifier les principaux points de décision qui peuvent être importés sur la base des connaissances des experts, et qui peuvent être utilisés pour améliorer les modèles d'apprentissage.

3 Organisation

Cette thèse se déroulera sur une période de 36 mois et pendant toute cette durée, le temps de travail se répartira entre le laboratoire hôte (le LABRI, Université de Bordeaux), et la compagnie (Lucine).

3.1 Planning

- **M1 - M6** : Discussion avec les experts humains pour créer un ensemble de règles et un système expert. Identification des conditions pour ces règles.
- **M7 - M12** : Collecte des données permettant d'entraîner et d'évaluer les *Deep Networks* testant les conditions des règles du système expert.
- **M13 - M18** : Entraînements et évaluations des *Deep Networks* à partir des données collectées. Premières publications (dans les domaines de l'Intelligence Artificielle et médical).
- **M19 - M24** : Seconde itération. Nouvelles captures de données selon l'expérience acquise lors de la première itération.
- **M25 - M30** : Nouveaux entraînements et évaluations des *Deep Networks*. Nouvelles publications.
- **M31 - M36** : Rédaction et défense de la thèse.

Références

- [1] Donna Lee Wong, M. Hockenberry-Eaton, D. Wilson, M.L. Winkelstein, and P. Schwartz. Wong-Baker Faces Pain Rating Scale. *Home Health Focus*, 2(8) :62, 1996.
- [2] M. McCaffery and C. Pasero. Pain : Clinical Manual. St Louis, MO : Mosby, 1999.
- [3] R.K. Portenoy and R.M. Tanner. Visual Analog Scale and Verbal Pain Intensity Scale : from Pain Management : Theory and Practice. *Oxford University Press, Inc*, 1 :996, 1996.
- [4] Ronald Melzack. The McGill Pain Questionnaire : Major Properties and Scoring Methods. *Pain*, 1(3) :277–299, 1975.
- [5] Bradley S. Galer and Mark P. Jensen. Development and Preliminary Validation of a Pain Measure Specific to Neuropathic Pain the Neuropathic Pain Scale. *Neurology*, 48(2) :332–338, 1997.

- [6] Richard H. Gracely and Donna M. Kwilosz. The Descriptor Differential Scale : Applying Psychophysical Principles to Clinical Pain Assessment. *Pain*, 35(3) :279–288, 1988.
- [7] C.L. Gwen, C. Marian, Stewart Bartlett, and Kang Lee. Faces of Pain : Automated Measurement of Spontaneous All Facial Expressions of Genuine and Posed Pain. 2007.
- [8] Patrick Lucey, Jeffrey F. Cohn, Iain Matthews, Simon Lucey, Sridha Sridharan, Jessica Howlett, and Kenneth M. Prkachin. Automatically Detecting Pain in Video through Facial Action Units. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 41(3) :664–674, 2011.
- [9] Patrick Lucey, Jeffrey F. Cohn, Kenneth M. Prkachin, Patricia E. Solomon, and Iain Matthews. Painful Data : the UNBC-McMaster Shoulder Pain Expression Archive Database. pages 57–64, 2011.
- [10] Marco Bellantonio, Mohammad A Haque, Pau Rodriguez, Kamal Nasrollahi, Taisi Telve, Sergio Escarela, Jordi Gonzalez, Thomas B Moeslund, Pejman Rasti, and Gholamreza Anbarjafari. Spatio-Temporal Pain Recognition in Cnn-Based Super-Resolved Facial Images. In *International Workshop on Face and Facial Expression Recognition from Real World Videos*, pages 151–162, 2016.
- [11] Carla J. Hale and Thomas Hadjistavropoulos. Emotional Components of Pain. *Pain Research and Management*, 2(4) :217–225, 1997.
- [12] Joseph C. Giarratano and Gary Riley. *Expert Systems*. PWS Publishing Co., 1998.