

to be defined

xcolor

## 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'assistances 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 consiste à pouvoir mesurer automatiquement les niveaux de douleur. Cette solution pourra aider les médecins à fournir un traitement adapté aux patients affectés de douleurs chroniques. 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

**L'approche devrait être mieux précisée : 1) pour compenser l'absence de données, Lucine a créée/crée une base de données et détails sur**

la base de données; 2) on souhaite utiliser le deep learning pour prédire la douleur; 3) le deep learning a sans doute besoin de plus de données qu'on peut en créer; 4) l'idée de départ de la thèse est d'intégrer la connaissance des experts humains sous forme de système expert; 5) nous allons donc développer des méthodes pour combiner deep learning et système expert.

Cette thèse propose une nouvelle approche du problème avec l'utilisation d'une nouvelle base de données générée grâce à la contribution de volontaires souffrant de douleurs chroniques (réglementation CNIL / données de santé respectées).

Mais si une nouvelle base de données constitue un bon point de départ, l'apprentissage d'un modèle de *Deep Learning* peut exiger d'importantes quantités de données. C'est pourquoi nous proposons d'intégrer l'expérience des praticiens.

En effet, un praticien n'utilise pas que son sens de la vue pour mesurer la douleur. Il prend en considération de nombreux autres facteurs. C'est pourquoi le projet propose d'utiliser l'expérience des praticiens pour compenser le faible volume de données d'entraînement, ce qui pourrait se comparer au fonctionnement des systèmes experts [12].

Cependant, il n'est pas encore clair à ce jour quelle sera la manière dont il sera possible de concilier le *Deep Learning* et les systèmes experts. Le but de cette thèse sera l'exploration des moyens d'y parvenir.

## 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 Organization

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

- T0 + 6m:
- T0 + 12m:
- T0 + 18m:
- T0 + 24m:
- T0 + 36m: Writing of thesis and defense

### References

- [1] Donna Lee Wong, M Hockenberry-Eaton, D Wilson, ML 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] RK Portenoy and RM 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] CL 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. In *Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011 IEEE International Conference on*, pages 57–64. IEEE, 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. Springer, 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.