

## Détection et classification de fractures osseuses

Il semble important de s'intéresser à l'automatisation du processus de détection et de classification de fractures osseuses, afin de fluidifier l'orientation dans les services hospitaliers. En effet, les hopitaux sont ces derniers temps souvent en sous-effectif, et fournir un premier diagnostic sans intervention professionnelle pourrait améliorer la situation

Les fractures osseuses constituent une catégorie de blessures assez communes mais potentiellement graves, avec des conséquences parfois permanentes durant la suite de la vie du patient. Plus particulièrement, la détection et classification de fractures osseuses constitue une étape essentielle du traitement de tels blessures.

### Positionnement thématique (ETAPE 1)

*INFORMATIQUE (Informatique pratique), MATHÉMATIQUES (Géométrie).*

### Mots-clés (ETAPE 1)

Mots-Clés (en français)	Mots-Clés (en anglais)
<i>Fracture osseuse</i>	<i>Bone fracture</i>
<i>Détection de bords</i>	<i>Edge detection</i>
<i>Apprentissage automatique</i>	<i>Machine learning</i>
<i>Réseau neuronal convolutif</i>	<i>Convolutional neural network</i>
<i>Vectorisation</i>	<i>Vectorization</i>

### Bibliographie commentée

La détection automatisée de maladies et blessures, et, plus particulièrement, de fractures osseuses, est devenue envisageable ces derniers temps. En effet, l'université américaine de Stanford a organisé en 2018 une compétition — «MURA» — visant à encourager la création d'algorithmes détectant des fractures. Ils ont mis à disposition une large base de données d'exemples pour permettre aux réseaux neuronaux programmés par les candidats de s'entraîner. Les résultats de cette compétition montre qu'un réseau neuronal peut dépasser les capacités d'un être humain avec une dizaine d'années d'expérience[1].

Une année plutôt, William Gale et. al. mettaient à profit le même principe de réseaux neuronaux afin de détecter des fractures du bassin[2]. Ils utilisèrent trois réseaux neuronaux convolutifs (*CNN*) consécutifs pour réduire le nombre d'images et la taille de celles-ci, en ne sélectionnant que les régions où une fracture est possible, puis un dernier réseau pour effectuer la détection. Les résultats montrèrent une amélioration de la précision du réseau par rapport à des essais antérieurs

Les deux exemples d'utilisation d'apprentissage automatique dans le cadre de la reconnaissance de fractures mentionnés précédemment partagent un point commun : le nombre d'images radiographiques nécessaire à l'entraînement de tels réseaux est assez conséquent : MURA[3] est un

set de 40 561 images tirées de 14 863 études, et le réseau de William Gale et. al. s'est entraîné sur 53 278 images – l'entièreté des images de bassins capturées par l'Hôpital Royal Adelaide entre 2005 et 2015[2].

Chacune de ces images, pour pouvoir être utile à l'apprentissage, doit être étiquetée au préalable : «y'a-t-il présence de fracture dans cette image ? ». De plus, la question de la diversité et de l'inclusivité du set de données collecté (« Représente-t-il correctement et justement la population globale ? ») peut s'avérer complexe[4].

De plus, ces réseaux ne peuvent répondre avec fiabilité qu'à la question de présence d'une fracture, la question d'une classification quelconque demanderait en effet une taille de set d'entraînement bien plus grande et difficilement atteignable.

De surcroît, il existe des centaines de classifications différentes – certaines avec un champ d'application assez réduit. Par exemple,

- la classification Garden[5] ne concerne que les fractures du bassin ;
- la classification SALTER[6] catégorise les fractures chez l'enfant en fonction de l'atteinte au cartilage de croissance, ce qui a un effet conséquent : dans le type le plus grave, c'est-à-dire l'effacement du cartilage par écrasement, le patient pourrait avoir une différence de longueur entre ses deux jambes.

Mais l'apprentissage automatique n'est pas la seule potentielle solution à ce problème : des techniques d'analyse d'image plus classiques pourraient fonctionner. Il s'agira alors – du moins dans un premier temps – d'identifier et d'analyser le (ou les) *trait(s) de fracture*.

La détection de motifs géométriques dans une image en noir et blanc est un problème étudié depuis assez longtemps. Un algorithme populaire est celui de la transformée de Hough, d'abord brevetée en 1962 par Paul Hough[7] puis généralisée à la détection de lignes et courbes en 1972 par Richard Duda et Peter Hart[8].

En 1986, John F. Canny met au point un algorithme de détection des bords[9], qui permet de passer d'une image source à une image noir et blanc, ou les pixels blancs.

Cependant, l'os présente une porosité qui se manifeste sur les images radiographiques par des irrégularités de contraste. Si l'algorithme de détection de bords est trop sensible aux changements de contraste, il détectera des lignes parasites. Cette difficulté rend l'application directe, sans pré-traitement ni post-traitement de l'algorithme de Canny à une image radiographique impertinente.

## **Problématique retenue**

Il s'agit d'étudier différents moyens de détection de fractures, et en particulier de comparer une approche par traitements d'images classiques à une approche avec réseaux neuronaux

## Objectifs du TIPE

Je me propose :

— D’explorer la détection et classification sans apprentissage automatique, mais avec des techniques

d’analyse d’image plus classiques (détection de bords, identification de segments de droites, calcul d’angles),

— D’utiliser un ou plusieurs réseaux neuronaux afin d’effectuer la même tâche, et

— De comparer les deux approches, en mettant en valeurs les avantages et inconvénients de chacune.

## Références bibliographiques (ETAPE 1)

[1] PRANAV RAJPURKAR ET AL. : MURA: Bone X-Ray Deep Learning Competiton :

<https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/mura> (visité le 20/12/2021)

[2] WILLIAM GALE ET AL. : Detecting hip fractures with radiologist-level performance using deep

neural networks : <https://arxiv.org/abs/1711.06504> (visité le 20/12/2021)

[3] PRANAV RAJPURKAR ET AL. : MURA: Large Dataset for Abnormality Detection in

Musculoskeletal Radiographs : <https://arxiv.org/abs/1712.06957> (visité le 20/12/2021)

[4] TIM JONES : Machine learning and bias : <https://developer.ibm.com/articles/machine-learning-and-bias> (visité le 07/01/2022)

[5] SIMON C. MEARS : Classification and Surgical Approaches to Hip Fractures for Nonsurgeons :

*In : Clinics in Geriatric Medicine 30.2 (mai 2014), p. 229-241. DOI : 10.1016/j.cger.2014.01.004*

[6] DANIELLE CAMPAGNE : Salter Harris Fracture Classification Fractures pédiatriques physaires

(des plaques de croissance) : [https://www.msmanuals.com/fr/professional/blessures-](https://www.msmanuals.com/fr/professional/blessures-empoisonnement/fractures/fractures-p%C3%A9diatriques-physaires-des-plaques-de-croissance)

[empoisonnement/fractures/fractures-p%C3%A9diatriques-physaires-des-plaques-de-croissance](https://www.msmanuals.com/fr/professional/blessures-empoisonnement/fractures/fractures-p%C3%A9diatriques-physaires-des-plaques-de-croissance)

(visité le 29/01/2022)

[7] PAUL V C HOUGH : Method and means for recognizing complex patterns : US3069654A, U.S.

Patent and Trademark Office. <https://patents.google.com/patent/US3069654A>

[8] RICHARD O. DUDA ET PETER E. HART. : Use of the Hough transformation to detect lines and curves

in pictures : *In : Commun. ACM 15 (1972), p. 11-15. url :*

<https://dl.acm.org/doi/10.1145/361237.361242> (visité le 30/12/2021).

[9] JOHN F. CANNY : A computational approach to edge detection : *In : IEEE transactions on*

*pattern analysis and machine intelligence 8.6 (juin 1986), p. 679-698. ISSN : 0162-8828.*

## DOT

[1] *Avril 2021: Recherche de sets de données*

[2] *Mai 2021: Implémentation de la détection des contours*

[3] *Juin 2021: Implémentation de la détection segments, par vectorisation, puis par transformée de Hough*

[4] *Juillet 2021: Conversation avec un radiologue sur les limites de mon projet et sur d'éventuels problèmes liés à l'exposition à des rayons X en dehors du cadre hospitalier*

[5] *Août 2021: Écriture d'un scraper web pour télécharger automatiquement des images d'un site*

*et ainsi agrandir mon set de données, recherches sur les différentes classifications de fractures*

**[6]** *Septembre 2021: Tentative de résolution du problème avec des réseau neuronaux, approche non viable à cause de la taille trop petite de mon set de données*

**[7]** *Mai 2022: Implémentation d'un algorithme de reinforcement learning qui résout le problème soulevé en [6]*