

**Faculté de Médecine**

Année 2023

Thèse N°

**Thèse pour le diplôme d'État de docteur en Médecine**

Présentée et soutenue publiquement

le 19 octobre 2022

Par Camille DAVID

**Performance d'un algorithme de deep learning pour la détection de  
fracture en cas de doute diagnostique aux urgences**

Thèse dirigée par le Professeur Aymeric ROUCHAUD

Examineurs :

M. le Professeur Charbel MOUNAYER

M. le Professeur Aymeric ROUCHAUD

M. le Professeur Pierre-Sylvain MARCHEIX

M. le Docteur Thomas LAFON

M. le Docteur David BRANDOUY

Président

Directeur

Juge

Juge

Membre invité





## Faculté de Médecine

Année 2023

Thèse N°

### Thèse pour le diplôme d'État de docteur en Médecine

Présentée et soutenue publiquement

Le 19 octobre 2022

Par Camille DAVID

### **Performance d'un algorithme de deep learning pour la détection de fracture en cas de doute diagnostique aux urgences**

Thèse dirigée par le Professeur Aymeric ROUCHAUD

Examineurs :

M. le Professeur Charbel MOUNAYER

M. le Professeur Aymeric ROUCHAUD

M. le Professeur Pierre-Sylvain MARCHEIX

M. le Docteur Thomas LAFON

M. le Docteur David BRANDOUY

Président

Directeur

Juge

Juge

Membre invité



Le 9 septembre 2022

**Doyen de la Faculté**

Monsieur le Professeur **Pierre-Yves ROBERT**

**Assesseurs**

Madame le Professeur **Marie-Cécile PLOY**

Monsieur le Professeur **Jacques MONTEIL**

Madame le Professeur **Marie-Pierre TEISSIER-CLEMENT**

Monsieur le Professeur **Laurent FOURCADE**

**Professeurs des Universités - Praticiens Hospitaliers**

<b>ABOYANS</b> Victor	CARDIOLOGIE
<b>ACHARD</b> Jean-Michel	PHYSIOLOGIE
<b>AJZENBERG</b> Daniel	PARASITOLOGIE ET MYCOLOGIE
<b>ALAIN</b> Sophie	BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE
<b>AUBARD</b> Yves	GYNECOLOGIE-OBSTETRIQUE
<b>AUBRY</b> Karine	O.R.L.
<b>BALLOUHEY</b> Quentin	CHIRURGIE INFANTILE
<b>BERTIN</b> Philippe	THERAPEUTIQUE
<b>CAIRE</b> François	NEUROCHIRURGIE
<b>CHARISSOUX</b> Jean-Louis	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE ET TRAUMATOLOGIQUE
<b>CLAVERE</b> Pierre	RADIOTHERAPIE
<b>CLEMENT</b> Jean-Pierre	PSYCHIATRIE D'ADULTES
<b>CORNU</b> Elisabeth	CHIRURGIE THORACIQUE ET CARDIOVASCULAIRE
<b>COURATIER</b> Philippe	NEUROLOGIE
<b>DAVIET</b> Jean-Christophe	MEDECINE PHYSIQUE ET DE READAPTATION
<b>DESCAZEAUD</b> Aurélien	UROLOGIE

<b>DES GUETZ</b> Gaëtan	CANCEROLOGIE
<b>DRUET-CABANAC</b> Michel	MEDECINE ET SANTE AU TRAVAIL
<b>DURAND-FONTANIER</b> Sylvaine	ANATOMIE (CHIRURGIE DIGESTIVE)
<b>FAUCHAIS</b> Anne-Laure	MEDECINE INTERNE
<b>FAUCHER</b> Jean-François	MALADIES INFECTIEUSES
<b>FAVREAU</b> Frédéric	BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE
<b>FEUILLARD</b> Jean	HEMATOLOGIE
<b>FOURCADE</b> Laurent	CHIRURGIE INFANTILE
<b>GAUTHIER</b> Tristan	GYNECOLOGIE-OBSTETRIQUE
<b>GUIGONIS</b> Vincent	PEDIATRIE
<b>HANTZ</b> Sébastien	BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE
<b>HOUETO</b> Jean-Luc	NEUROLOGIE
<b>JACCARD</b> Arnaud	HEMATOLOGIE
<b>JACQUES</b> Jérémie	GASTRO-ENTEROLOGIE ; HEPATOLOGIE
<b>JAUBERTEAU-MARCHAN</b> M. Odile	IMMUNOLOGIE
<b>JESUS</b> Pierre	NUTRITION
<b>JOUAN</b> Jérôme	CHIRURGIE THORACIQUE ET VASCULAIRE
<b>LABROUSSE</b> François	ANATOMIE ET CYTOLOGIE PATHOLOGIQUES
<b>LACROIX</b> Philippe	MEDECINE VASCULAIRE
<b>LAROCHE</b> Marie-Laure	PHARMACOLOGIE CLINIQUE
<b>LIENHARDT-ROUSSIE</b> Anne	PEDIATRIE
<b>LOUSTAUD-RATTI</b> Véronique	HEPATOLOGIE
<b>LY</b> Kim	MEDECINE INTERNE
<b>MABIT</b> Christian	ANATOMIE
<b>MAGNE</b> Julien	EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION
<b>MAGY</b> Laurent	NEUROLOGIE

<b>MARCHEIX</b> Pierre-Sylvain	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE
<b>MARIN</b> Benoît	EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION
<b>MARQUET</b> Pierre	PHARMACOLOGIE FONDAMENTALE
<b>MATHONNET</b> Muriel	CHIRURGIE DIGESTIVE
<b>MELLONI</b> Boris	PNEUMOLOGIE
<b>MOHTY</b> Dania	CARDIOLOGIE
<b>MONTEIL</b> Jacques	BIOPHYSIQUE ET MEDECINE NUCLEAIRE
<b>MOUNAYER</b> Charbel	RADIOLOGIE ET IMAGERIE MEDICALE
<b>NATHAN-DENIZOT</b> Nathalie	ANESTHESIOLOGIE-REANIMATION
<b>NUBUKPO</b> Philippe	ADDICTOLOGIE
<b>OLLIAC</b> Bertrand	PEDOPSYCHIATRIE
<b>PARAF</b> François	MEDECINE LEGALE ET DROIT DE LA SANTE
<b>PLOY</b> Marie-Cécile	BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE
<b>PREUX</b> Pierre-Marie	EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION
<b>ROBERT</b> Pierre-Yves	OPHTALMOLOGIE
<b>ROUCHAUD</b> Aymeric	RADIOLOGIE ET IMAGERIE MEDICALE
<b>SALLE</b> Jean-Yves	MEDECINE PHYSIQUE ET DE READAPTATION
<b>STURTZ</b> Franck	BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE
<b>TCHALLA</b> Achille	GERIATRIE ET BIOLOGIE DU VIEILLISSEMENT
<b>TEISSIER-CLEMENT</b> Marie-Pierre	ENDOCRINOLOGIE, DIABETE ET MALADIES METABOLIQUES
<b>TOURE</b> Fatouma	NEPHROLOGIE
<b>VALLEIX</b> Denis	ANATOMIE
<b>VERGNENEGRE</b> Alain	EPIDEMIOLOGIE, ECONOMIE DE LA SANTE ET PREVENTION
<b>VERGNE-SALLE</b> Pascale	THERAPEUTIQUE

<b>VIGNON</b> Philippe	REANIMATION
<b>VINCENT</b> François	PHYSIOLOGIE
<b>YARDIN</b> Catherine	CYTOLOGIE ET HISTOLOGIE

**Professeurs Associés des Universités à mi-temps des disciplines médicales**

<b>BRIE</b> Joël	CHIRURGIE MAXILLO-FACIALE ET STOMATOLOGIE
<b>KARAM</b> Henri-Hani	MEDECINE D'URGENCE
<b>MOREAU</b> Stéphane	EPIDEMIOLOGIE CLINIQUE

**Maitres de Conférences des Universités – Praticiens Hospitaliers**

<b>BOURTHOUMIEU</b> Sylvie	CYTOLOGIE ET HISTOLOGIE
<b>COUVE-DEACON</b> Elodie	BACTERIOLOGIE-VIROLOGIE
<b>DELUCHE</b> Elise	CANCEROLOGIE
<b>DUCHESNE</b> Mathilde	ANATOMIE ET CYTOLOGIE PATHOLOGIQUES
<b>DURAND</b> Karine	BIOLOGIE CELLULAIRE
<b>ESCLAIRE</b> Françoise	BIOLOGIE CELLULAIRE
<b>FAYE</b> Pierre-Antoine	BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE
<b>FREDON</b> Fabien	ANATOMIE/CHIRURGIE DIGESTIVE
<b>LALOZE</b> Jérôme	CHIRURGIE PLASTIQUE
<b>LE GUYADER</b> Alexandre	CHIRURGIE THORACIQUE ET CARDIOVASCULAIRE
<b>LIA</b> Anne-Sophie	BIOCHIMIE ET BIOLOGIE MOLECULAIRE
<b>RIZZO</b> David	HEMATOLOGIE
<b>TERRO</b> Faraj	BIOLOGIE CELLULAIRE
<b>WOILLARD</b> Jean-Baptiste	PHARMACOLOGIE FONDAMENTALE

**P.R.A.G.**

<b>GAUTIER</b> Sylvie	ANGLAIS
-----------------------	---------

### **Maitres de Conférences des Universités associés à mi-temps**

**SALLE** Laurence                                      ENDOCRINOLOGIE  
(du 01-09-2021 au 31-08-2022)

### **Professeur des Universités de Médecine Générale**

**DUMOITIER** Nathalie                              (Responsable du département de Médecine  
Générale)

### **Maitres de Conférences associés à mi-temps de médecine générale**

**HOUDARD** Gaëtan                              (du 01-09-2019 au 31-08-2022)

**LAUCHET** Nadège                              (du 01-09-2020 au 31-08-2023)

**SEVE** Léa    (du 01-09-2021 au 31-08-2024)

### **Professeurs Emérites**

**ADENIS** Jean-Paul                              du 01-09-2017 au 31-08-2021

**ALDIGIER** Jean-Claude                      du 01.09.2018 au 31.08.2022

**BESSEDE** Jean-Pierre                      du 01-09-2018 au 31-08-2022

**BUCHON** Daniel                              du 01-09-2019 au 31-08-2022

**DARDE** Marie-Laure                      du 01-09-2021 au 31-08-2023

**DESSPORT** Jean-Claude                      du 01-09-2020 au 31-08-2022

**MERLE** Louis                                      du 01.09.2017 au 31.08.2022

**MOREAU** Jean-Jacques                      du 01-09-2019 au 31-08-2022

**TREVES** Richard                              du 01-09-2020 au 31-08-2022

**TUBIANA-MATHIEU** Nicole                      du 01-09-2018 au 31-08-2021

**VALLAT** Jean-Michel                      du 01.09.2019 au 31.08.2022

**VIROT** Patrice                                      du 01.09.2018 au 31.08.2022



Le 1<sup>er</sup> mai 2022

**Assistants Hospitaliers Universitaires**

<b>APPOURCHAUX</b> Evan	ANATOMIE CHIRURGIE DIGESTIVE
<b>BUSQUET</b> Clémence	HEMATOLOGIE
<b>HAZELAS</b> Pauline	BIOCHIMIE
<b>DUPONT</b> Marine	HEMATOLOGIE BIOLOGIQUE
<b>DURIEUX</b> Marie-Fleur	PARASITOLOGIE
<b>LABRIFFE</b> Marc	PHARMACOLOGIE
<b>LADES</b> Guillaume	BIOPHYSIQUE ET MEDECINE NUCLEAIRE
<b>LOPEZ</b> Stéphanie	MEDECINE NUCLEAIRE
<b>MARTIN ép. DE VAULX</b> Laury	ANESTHESIE REANIMATION
<b>MEYER</b> Sylvain	BACTERIOLOGIE VIROLOGIE HYGIENE
<b>MONTMAGNON</b> Noëlie	ANESTHESIE REANIMATION
<b>PASCAL</b> Virginie	IMMUNOLOGIE CLINIQUE
<b>PLATEKER</b> Olivier	ANESTHESIE REANIMATION
<b>ROUX-DAVID</b> Alexia	ANATOMIE CHIRURGIE DIGESTIVE

**Chefs de Clinique – Assistants des Hôpitaux**

<b>ALBOUYS</b> Jérémie	HEPATO GASTRO ENTEROLOGIE
<b>ARGOULON</b> Nicolas	PNEUMOLOGIE
<b>ASLANBEKOVA</b> Natella	MEDECINE INTERNE
<b>AVRAM</b> Ioan	NEUROLOGIE VASCULAIRE
<b>BEAUJOUAN</b> Florent	CHIRURGIE UROLOGIQUE
<b>BERRAHAL</b> Insaf	NEPHROLOGIE
<b>BLANQUART</b> Anne-Laure	PEDIATRIE (REA)
<b>BOGEY</b> Clément	RADIOLOGIE
<b>BONILLA</b> Anthony	PSYCHIATRIE

<b>BOSCHER</b> Julien	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE TRAUMATOLOGIQUE	ET
<b>CAUDRON</b> Sébastien	RADIOLOGIE	
<b>CAYLAR</b> Etienne	PSYCHIATRIE ADULTE	
<b>CENRAUD</b> Marie	NEUROLOGIE	
<b>CHAUBARD</b> Sammara	HEMATOLOGIE	
<b>CHAUVET</b> Romain	CHIRURGIE VASCULAIRE	
<b>CHROSCIANY</b> Sacha	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE	
<b>CURUMTHAULEE</b> Faiz	OPHTALMOLOGIE	
<b>DARBAS</b> Tiffany	ONCOLOGIE MEDICALE	
<b>DESCHAMPS</b> Nathalie	NEUROLOGIE	
<b>DESCLEE de MAREDSOUS</b> Romain	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE TRAUMATOLOGIQUE	ET
<b>DOUSSET</b> Benjamin	CARDIOLOGIE	
<b>DUPIRE</b> Nicolas	CARDIOLOGIE	
<b>FESTOU</b> Benjamin	MALADIES INFECTIEUSES ET TROPICALES	
<b>FIKANI</b> Amine	CHIRURGIE THORACIQUE CARDIOVASCULAIRE	ET
<b>FORESTIER</b> Géraud	RADIOLOGIE	
<b>GEYL</b> Sophie	GASTROENTEROLOGIE	
<b>GIOVARA</b> Robin	CHIRURGIE INFANTILE	
<b>GUILLAIN</b> Lucie	RHUMATOLOGIE	
<b>LAGOUEYTE</b> Benoit	ORL	
<b>LAUVRAY</b> Thomas	PEDIATRIE	
<b>LEMNOS</b> Leslie	NEUROCHIRURGIE	
<b>MAURIANGE TURPIN</b> Gladys	RADIODIAGNOSTIC	
<b>MOHAND O'AMAR ép. DARI</b> Nadia	GYNECOLOGIE OBSTETRIQUE	
<b>PARREAU</b> Simon	MEDECINE INTERNE	

<b>PIRAS</b> Rafaela	MEDECINE D'URGENCE
<b>RATTI</b> Nina	MEDECINE INTERNE
<b>ROCHER</b> Maxime	OPHTALMOLOGIE
<b>SALLEE</b> Camille	GYNECOLOGIE OBSTETRIQUE
<b>SANCHEZ</b> Florence	CARDIOLOGIE
<b>SEGUY ép. REBIERE</b> Marion	MEDECINE GERIATRIQUE
<b>SERY</b> Arnaud	ORL
<b>TARDIEU</b> Antoine	GYNECOLOGIE OBSTETRIQUE
<b>THEVENOT</b> Bertrand	PEDOPSYCHIATRIE
<b>TORDJMAN</b> Alix	GYNECOLOGIE MEDICALE
<b>TRICARD</b> Jérémy	CHIRURGIE THORACIQUE ET CARDIOVASCULAIRE MEDECINE VASCULAIRE
<b>VAIDIE</b> Julien	HEMATOLOGIE CLINIQUE
<b>VERNAT-TABARLY</b> Odile	OPHTALMOLOGIE

### **Chefs de Clinique – Médecine Générale**

<b>BOURGAIN</b> Clément
<b>HERAULT</b> Kévin
<b>RUDELLE</b> Karen

### **Praticiens Hospitaliers Universitaires**

<b>CHRISTOU</b> Niki	CHIRURGIE VISCERALE ET DIGESTIVE
<b>COMPAGNAT</b> Maxence	MEDECINE PHYSIQUE ET DE READAPTATION
<b>HARDY</b> Jérémie	CHIRURGIE ORTHOPEDIQUE
<b>LAFON</b> Thomas	MEDECINE D'URGENCE
<b>SALLE</b> Henri	NEUROCHIRURGIE

A mon Papi,

A mes maitres à penser,

« On ne peut rien contre les forces du vide. » Dr Didier MORIAU

« Allons au-delà de la connaissance. » Dr Denis LACHATRE

## Remerciements

---

### **A notre Président du jury, Monsieur le Professeur Charbel MOUNAYER**

*Professeur des Universités, Praticien Hospitalier,  
Chef de service de Radiologie et de Neuroradiologie Interventionnelle  
Hôpital Dupuytren, CHU de Limoges*

Vous me faites l'honneur de juger et de présider ce travail, bien qu'éloigné de votre domaine de prédilection, et je vous en remercie.

Je vous remercie également pour votre implication dans la formation de vos internes et de m'avoir permis d'apprendre ma spécialité dans un cadre bienveillant au cours de ces quatre années.

Votre exigence et votre expertise dans votre domaine sont un exemple pour nous tous.

Soyez assuré de ma reconnaissance et de mon respect.

### **A notre Directeur de thèse, Monsieur le Professeur Aymeric ROUCHAUD**

*Professeur des Universités, Praticien Hospitalier  
Chef de service adjoint de Radiologie et de Neuroradiologie Interventionnelle  
Hôpital Dupuytren, CHU de Limoges*

Aymeric, je te remercie infiniment pour ton soutien, tes conseils, ton expertise et le temps que tu as consacré à ce travail malgré tes innombrables obligations. Merci pour tous les moments que nous avons partagés au cours de mon internat notamment les nombreuses vacations du lundi et jeudi soir.

Merci pour le dynamisme et les changements que tu as su apporter à notre service sur les dernières années, je te souhaite bon courage pour les années futures.

Sois assuré de mon amitié et de mon profond respect.

**A Monsieur le Professeur Pierre-Sylvain MARCHEIX**

*Professeur des Universités, Praticien Hospitalier  
Chef de service de Chirurgie Orthopédique et Traumatologique  
Hôpital Dupuytren, CHU de Limoges*

Merci de me faire l'honneur d'avoir accepté de juger ce travail.  
Soyez assuré de ma reconnaissance et de mon respect.

**A Monsieur le Docteur Thomas LAFON**

*Praticien Hospitalier Universitaire  
Service de Médecine d'Urgences  
Hôpital Dupuytren, CHU de Limoges*

Un grand merci pour ton implication dans ce travail, tes relectures et tes remarques toujours pertinentes.  
Merci pour ta bienveillance et ta sympathie durant les gardes que nous avons partagées au cours de mon internat.  
Sois assuré de mon respect ainsi que de l'estime que je porte à ton travail.

**A Monsieur le Docteur David BRANDOUY**

*Médecin Radiologue, IMRO*

Merci de me faire l'honneur d'avoir accepté de juger ce travail.  
Merci pour ta gentillesse, ta bienveillance, ton temps et tes précieux conseils durant les 6 mois que j'ai passés à tes côtés, je suis heureux de t'avoir rencontré autant d'un point de vue professionnel que personnel.  
Merci de m'avoir transmis ta passion pour l'imagerie ostéoarticulaire et ton expertise, sans égale, sur l'imagerie prostatique.  
Sois assuré de mon profond respect.

A Camille, que dire à part merci d'être toi, sans toi y serais-je arrivé ? Merci d'égayer mon quotidien, merci d'être mon google agenda et d'avoir su me cadrer durant les mois de mon étude, de m'avoir donné le plus bel enfant que l'on puisse espérer et d'être une maman exceptionnelle, je ne pourrai jamais retranscrire l'amour inconditionnel que je vous porte à Louise et toi.

A Louise, ma Loutre, merci de rendre notre quotidien si beau, tu nous rends déjà tellement fiers avec ta Maman.

A mes parents, merci de m'avoir toujours soutenu, j'espère être devenu une personne digne de l'éducation et des valeurs que vous m'avez transmises, j'espère que nous serons des parents aussi géniaux que vous l'êtes, merci d'être des grands-parents extraordinaires, je vous aime.

A Marine et Louis et par extension Nicolas et Sara, merci d'avoir toujours été là, même si je ne le dis jamais, je suis fier de vous et je vous aime.

A Papi et Mamie, merci pour tout, pour toutes ces vacances passées à vos côtés, de m'avoir transmis vos valeurs, mais aussi de nous avoir accueillis Camille et moi en première année, d'avoir toujours été présents.

A ma belle-famille, les Labarde et les Fray, merci de m'avoir si gentiment accueilli à bras ouverts.

A Romain et par extension à Camille, Chacal, merci d'avoir été là durant ces longues années d'internat, déjà à tes côtés pour les ECN pour découvrir qu'on se connaissait depuis la crèche, heureusement que tu étais là, j'ai commencé l'internat avec un co-interne et j'en ressors avec un frère.

A mes Chacales,

Sandra, pour avoir accueilli si gentiment le jeune interne timide et sauvage que j'étais, merci d'avoir pris le temps de relire mes nombreux scanners sur mon deuxième semestre, pour être restée manger avec moi sur ma première garde en solo, pour tes précieux conseils, de m'avoir supporté durant ma crise d'adolescence, pour les moments partagés aux cours à Paris et durant ce samedi à Saint-Palais, merci pour tout.

Clara, tout avait mal commencé avec un vol par effraction, j'avais déjà fait une croix sur ta personne en 30 secondes, mais finalement il n'y a que les imbéciles qui ne changent pas d'avis, merci, pour tous ces moments de wigolade, pour ton absence de second degré, tu es une belle personne ne l'oublie pas, je n'ai aucun doute sur le fait que tu fasses de grandes choses, tu rends fière ta maman cane.

A Abdou, pour tous ces moments partagés et de nombreux à venir, des salles de Forma Plus aux banquettes de la Paloma Cruise aux pistes rouges de Bagnères de Bigorre.

A Stan, pour tous ces points de vie perdus à tes côtés, pour tous ces samedis matin Place Denis Dussoubs, pour ce départ anticipé au Vietnam sur excès de Corona qui nous a tant fait rire.

A Paul, grand imitateur de Patrick Bruel et spécialiste hors pair d'achat de sneakers, pour ces soirées conf 87 chez toi accompagnées de menu P4 et de pistaches pour Stan, je te souhaite tout le bonheur que tu mérites avec Élise et Justine.

A vous 3, merci pour ces 6 semaines inoubliables à vos côtés en Terre Vietnamiennne, ces randos dans la jungle (one hour max), toutes ces « tigres » bues.

A Fricky, pour tout ce que tu m'as appris, transmis, pour toutes ces pauses déjeuner à jouer au Baby Foot à Brive et ces astreintes à jouer à FIFA, merci pour tout.

A Pierre, de m'avoir tant appris au cours de mon deuxième semestre, d'avoir pris le temps de lire un nombre incalculable d'examens, merci de m'avoir initié à la neuroradiologie.

A Titi, Antoine, Benji, Penelope, pour ces 6 mois de « lâche contrôle » corrézien, pour tous ces billards, bières et autres boutades.

A mes chefs,

A Didier, Monsieur Moriau, merci pour le temps que tu m'as accordé, d'avoir accueilli à bras ouverts le jeune interne de 3<sup>ème</sup> semestre que j'étais, merci pour tout le savoir que tu m'as transmis. Ta rigueur, ta jeunesse d'esprit, ta vivacité et ton implication dans ton domaine et ta capacité à transmettre aux internes sont un exemple pour nous tous. Je ne pourrai jamais te remercier assez.

A Denis, merci de m'avoir allègrement « Lachatrisé », de m'avoir donné ton avis sur mes arthroscanners en marmonnant 3 mots au début de mon internat « oh oui, si tu veux, pourquoi pas », et de m'avoir sensibilisé au dépistage de masse du mal du siècle, la chondropathie fémoro-patellaire. Merci pour ta gentillesse, ta bienveillance, ta bonne humeur sans faille, ton humour caustique (je connais ta vraie nature), j'essaierai de toujours aller au-delà de la connaissance pour toi.

A Florian, chef de clinique et cadre de santé de la décennie, sous tes airs d'ours mal léché je sais pertinemment que tu es une très belle personne et que tu as un petit cœur tout mou, toujours là si besoin (en râlant « comment veux-tu que je me souvienne plus de ce patient que des 3000 autres scanners que j'ai interprétés cette année ») mais toujours là quand même, merci pour tout (vraiment).

A Mathilde, merci pour tes conseils (notamment de maman), les moments partagés et bien d'autres à venir, toutes les pauses café. Tu as toujours été disponible pour moi malgré tes airs inaccessibles. Hâte de partager cette nouvelle année à tes côtés.

A Philippe, Agnès et Marie-Paule, merci.



A mes chefs de clinique et assistants,

Sébastien, chef de clinique de l'année 2021, de m'avoir tant sensibilisé à la détection des prises de contraste des parois pyéliquies et autres mesures de densité de calculs urinaires. Ne change rien, merci pour tous ces moments de partage les vendredis soir à l'IRM. Continue d'être le seul détenteur de savoir alliant la technique de coutures sur cuir et le travail du bois d'ameublement. Ta bienveillance, ton investissement, ta rigueur et ta passion pour ton domaine sont un exemple pour moi.

Marc-Samir, assurément mon chef de clinique préféré, merci pour ta gentillesse, tes compétences sans faille, pour le temps que tu m'as accordé à relire mes scanners des rochers et autres bilans d'extension ORL. Je te souhaite tout le bonheur que tu mérites dans cette nouvelle aventure qui t'attend, tu es un exemple pour nous tous.

Clément, prostatologue du CHU, merci d'avoir été présent et de m'avoir parfois remis dans le droit chemin, pour toutes ces conversations sur des sujets extra médicaux comme la pleine conscience, le jeûne intermittent, le cinéma asiatique ou la gastronomie, tu vas me manquer malgré le fait que tu m'aies associé à un certain mustélidé dans tes remerciements de thèse.

Merci Paul (Ouais Pauloooo), grand maitre des plannings, pour ta gentillesse et ta disponibilité sans faille, merci d'être resté manger avec Sandra sur ma première garde, ne change rien, reste comme tu es, j'espère rester ton collègue pour les nombreuses années à venir et apprendre encore plus sur ce sujet nébuleux qu'est le thorax à tes côtés.

A mes co-internes,

Charlotte, la bruyante spécialiste du carcinome papillaire rénal, future maman d'exception sans l'ombre d'un doute, « meuf la plus sympa de France » (selon toi, avis non partagé par les externes de néphrologie ainsi que le reste de la France), ne change rien, merci pour tout.

Petit Lu, tu nous manques à tous.

Maxime et la personne qui l'accompagne au quotidien (son Ego).

Youness, Roi de la pirouette et autre triple axel, futur radiologue ostéoarticulaire d'exception.

Thomas, mon Fardeau.

Arthur, que j'ai appris de plus en plus à connaître au cours de ce dernier semestre, merci de me partager l'actualité hebdomadaire de la Formule 1, merci pour ta bonne humeur quotidienne.

Clément, le fardeau de Romain mais aussi son Padawan, reste curieux et garde ta soif d'apprendre, tu deviendras un excellent médecin, je sens qu'on va bien rigoler au retour de Romain.

Notre pièce rapportée du dernier semestre, Emma, merci pour ses airs de Desireless les jeudis après-midi à l'IRM.

Et tous les autres Manon, Marine, Tabichou (notre Pénélope), Florent, Sakina, Oumar, Cédric et Momo.

A toute la radiologie pédiatrique et par extension aux équipes de l'Hôpital de la mère et de l'enfant, tout personnel confondu, plus particulièrement à mes mamans de l'Hôpital Karine et Laurence, merci pour votre accueil, votre bienveillance.

A toute la radiologie du CHU, toutes professions confondues, de m'avoir accueilli et accompagné durant mon internat et supporté durant les longues vacances (notamment à l'IRM).

A l'ensemble des équipes IMRO, radiologues, manipulatrices et manipulateurs ainsi que secrétaires mais plus particulièrement merci à David, Vincent (radiologue interniste, ex-prostatologue dépassé par son Padawan, merci pour tous les cas intéressants que tu m'as partagé comme le kyste lymphoépithélial pancréatique, le Fitz-Hugh-Curtis ou autre syndrome du quadrilatère de Velpeau), Éric (merci de m'avoir laissé faire toutes tes infiltrations même si c'est « pas bien compliqué »), Yann (grand sage de la radiologie aux connaissances sans limite), Pierre-Yves (merci pour ta technique infallible pour les arthroscanners de poignet), Fred, Patrice, Bénédicte, Marine, Caroline et Carole, de m'avoir tant appris sur mon métier au cours des 6 mois passés à vos côtés, merci pour votre accueil, votre bienveillance.

Au service de Radiologie de Brive, à toute l'équipe, de m'avoir accueilli dans les prémisses de mon internat, un grand merci notamment aux Docteur Houssam Khaddour (pour ses conseils et les longues discussions que nous avons eues) et Corinne Pralong (de m'avoir appris les bases de l'échographie et tes conseils).

## Droits d'auteurs

---

Cette création est mise à disposition selon le Contrat :  
« **Attribution-Pas d'Utilisation Commerciale-Pas de modification 3.0 France** »  
disponible en ligne : <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/fr/>



## Liste des abréviations

---

SU : Services des Urgences

IA : Intelligence artificielle

DMS : Durée Moyenne de Séjour

AI : Artificial Intelligence

ED : Emergency Department

PACS : Pictures Archiving and Communicating System

CT : Computed Tomography

ER : Emergency Room

Se : Sensitivity

Sp : Specificity

PPV : Positive Predictive Value

NPV : Negative Predictive Value

SD : Standard Deviation

ROI : Region Of Interest

LR+ : Positive Likelihood Ratio

LR- : Negative Likelihood Ratio

TTS : Time To Scan

ALOS : Average Length Of Stay

# Table des matières

---

Introduction.....	24
I. Généralités .....	25
I.1. État des lieux .....	25
I.2. Intelligence artificielle et Deep Learning .....	25
I.3. Intelligence artificielle dans le secteur de la Santé .....	26
I.4. Rationnel de notre étude .....	27
II. Article .....	28
II.1. Abstract.....	28
Introduction .....	28
Materials and Methods.....	28
Results .....	28
Conclusion .....	28
II.2. Introduction .....	29
II.3. Materials and Methods .....	30
II.3.1. AI Algorithm .....	30
II.3.2. Study Design.....	33
II.3.3. Ground Truth Definition.....	34
II.3.4. Statistical Analysis .....	34
II.4. Results.....	35
II.4.1. Data Set Characteristics .....	35
II.4.2. Full Sample Analysis.....	38
II.4.3. Population Older Than 65 Years Old .....	38
II.4.4. Population Younger Than 65 Years Old .....	38
II.4.5. Upper Limb Group .....	38
II.4.6. Lower Limb Group .....	39
II.4.7. Thoraco-Lumbar Spine Group .....	39
II.4.8. Hip and Pelvis Group .....	39
II.5. Discussion .....	40
II.6. Conclusion .....	44
Conclusion.....	45
Références bibliographiques.....	46
Serment d’Hippocrate.....	49

# Table des illustrations

---

Figure 1: Représentation de l'IA - Deep Learning et Machine Learning ..... 26

Figure 2. Hand radiography processed by Boneview ..... 31

Figure 3. Pelvis radiography processed by Boneview ..... 32

Figure 4. Flow Chart..... 33

Figure 5. Elbow effusion..... 41

Figure 6. AI doubts ..... 42

Figure 7. Examples of visible fractures. .... 43

**Table des tableaux**

---

Table 1. Population characteristics ..... 36

Table 2. Results ..... 37

## Introduction

---

Ce travail de thèse a été le support à la rédaction d'un article intitulé « Performance of a deep learning algorithm for the detection of fract in case of diagnostic doubt in emergency department ». La première partie sera constituée de brefs rappels sur l'activité actuelle dans les services de médecine d'urgences français ainsi que sur l'intelligence artificielle puis dans un second temps nous développerons l'article en lui-même.



## I. Généralités

---

### I.1. État des lieux

En France, la traumatologie représente l'activité la plus importante des services d'Urgences (SU) avec 7,6 millions d'admissions (soit 36% des admissions totales des services de médecine d'urgences français) en 2016 (1,2). La recherche de fracture dans un contexte traumatique de faible ou haute cinétique est un motif de consultation et de recours fréquent aux examens complémentaires avec 87% des patients qui bénéficient de radiographies, ce qui fait de cet examen l'outil diagnostique principal utilisé par les praticiens (3–5).

Dans un contexte d'amélioration et d'optimisation de la qualité de prise en charge des patients, dont le nombre ne cesse de croître (+3,6% par an en moyenne d'admissions supplémentaires dans les SU), de rationalisation des dépenses de santé, ainsi que de radioprotection, la pertinence des actes d'imagerie médicale est une préoccupation majeure (6).

Dans certains hôpitaux, les radiographies réalisées à la demande des médecins urgentistes ne sont pas interprétées par les radiologues par manque de temps et d'effectif suffisant. La plupart des clichés post traumatiques sont interprétés par les médecins demandeurs, principalement les médecins urgentistes et parfois avec l'aide de leurs confrères chirurgiens orthopédistes ou radiologues. Cependant, certaines fractures restent difficiles à identifier et peuvent être sources d'errance diagnostique voire d'erreur diagnostique. Les fractures non diagnostiquées représentent entre 41 et 80% des erreurs diagnostiques signalées selon les études (7,8). La détection précoce de lésions post-traumatiques constitue donc un véritable enjeu car elle va conditionner la stratégie thérapeutique proposée (traitement orthopédique, chirurgie, hospitalisation) et conditionner ainsi le pronostic fonctionnel du patient (9–11).

### I.2. Intelligence artificielle et Deep Learning

Évoquée pour la première fois en 1959 par le mathématicien et cryptologue Alan Turing, l'intelligence artificielle (IA) est un terme général impliquant l'utilisation d'un ordinateur pour modéliser un comportement intelligent avec un minimum d'intervention humaine. Ce domaine connaît un grand essor ces dernières années et plus particulièrement par l'intermédiaire du *Deep Learning*.

Le *Deep Learning* (ou apprentissage approfondi en français) est un type d'intelligence artificiel dérivé du Machine Learning (ou apprentissage automatique) où la machine est capable d'apprendre par elle-même, contrairement à la programmation où elle se contente d'exécuter des règles prédéterminées. Il permet aux modèles informatiques (composés de plusieurs couches de traitement) d'apprendre des représentations de données avec plusieurs niveaux d'abstraction.

Le *Deep Learning* s'appuie sur un réseau s'inspirant du cerveau humain. Ce réseau est composé de centaines de « couches » de neurones, chacune recevant et interprétant les informations de la couche précédente. Ce système est capable d'apprendre et de s'améliorer de manière autonome. Dès lors qu'une couche constate une erreur, les données sont alors

systématiquement éliminées et renvoyées vers les précédents niveaux de couches afin de rectifier le domaine mathématique. Par la suite, lorsque ce modèle sera confronté à ces nouvelles données, il sera capable de les assimiler et de les dissocier sans que personne ne lui indique.

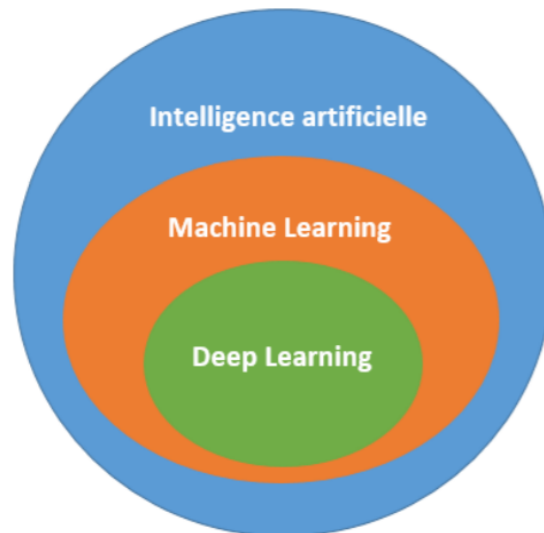


Figure 1: Représentation de l'IA - Deep Learning et Machine Learning

Ce système a considérablement amélioré l'efficacité de nos outils de reconnaissance vocale, de reconnaissance visuelle d'objets, de détection d'objets. Son application touche de nombreux domaines comme la santé (découverte pharmaceutique, génomique, diagnostic médical), l'économie (trading automatisé, prédiction financière), la robotique, la sécurité ou encore l'art.

Aujourd'hui les algorithmes du *Deep Learning* sont capables d'égaliser et même surpasser les performances des humains dans certaines applications.

### **I.3. Intelligence artificielle dans le secteur de la Santé**

L'IA représente un outil majeur dans la médecine de demain en offrant une amélioration de la qualité des soins, une assistance aux professionnels de santé et en proposant des modèles toujours plus préventifs et personnalisés. Elle offre une perspective essentielle d'amélioration continue des pratiques et de la productivité. Son domaine d'application dans le milieu médical est large et se retrouve dans des pratiques comme la recherche, l'aide au diagnostic, les opérations chirurgicales assistées, les traitements personnalisés, le suivi connecté des patients et la prévention-anticipation d'épidémie. Appliquée à diverses pathologies, on retrouve son utilisation dans la détection de pneumopathie sur radiographie pulmonaire, la prédiction de la gravité de la rétinopathie diabétique, l'aide à l'interprétation des mammographies, la classification des lésions cutanées ou encore l'analyse histopathologique.

En dépit de résultats prometteurs, l'aide au diagnostic ne fait pas toujours l'unanimité dans le monde médical par crainte d'un remplacement progressif du médecin par l'IA. Le rationnel évoqué par les entreprises pour répondre à ces réticences étant non pas de remplacer les praticiens mais de les assister afin de renforcer leurs performances. Ces systèmes présenteraient l'avantage d'alléger leur charge de travail et d'obtenir un gain de temps à consacrer aux patients. L'IA en santé pourrait être vue comme le pilote automatique d'un avion ; personne n'imagine monter à bord d'un avion sans pilote mais le pilote automatique est indispensable pour la sécurité des vols.

#### **I.4. Rationnel de notre étude**

Depuis quelques années, de nombreuses solutions d'IA, basées sur le Deep Learning, ont été développées pour diagnostiquer les fractures sur les clichés de radiographie standard et de plus en plus d'études sont réalisées chaque année sur le sujet (12–19).

Dans une logique d'obligation de moyens, les clichés ne permettant pas un diagnostic de certitude requièrent le recours à l'avis d'un spécialiste (radiologue ou orthopédiste) et sont souvent complétés par une exploration tomodensitométrique afin d'affirmer ou d'exclure le diagnostic de fracture. Cependant la réalisation d'un scanner nécessite la disponibilité du spécialiste et du scanner (facteur limitant dans certains établissements ne disposant pas des ressources humaines ou techniques 24 heures sur 24, notamment les hôpitaux périphériques) et représente une dépense de santé supplémentaire tout en augmentant la Durée Moyenne de Séjour (DMS) des patients au SU.

L'utilisation d'outils tels que l'IA pourrait aider le clinicien dans sa démarche diagnostique et éviter la réalisation d'examens supplémentaires, voire d'« erreur médicale ». Récemment, des études ont montré que l'utilisation de l'IA, associée à l'expérience du médecin, permettait d'optimiser le diagnostic radiologique de certaines pathologies. A ce jour, aucun projet n'a été réalisé sur les problématiques traumatologiques d'incertitude diagnostique au SU.

L'objectif de notre étude était d'évaluer les performances diagnostiques de l'IA sur les patients se présentant au SU pour un motif traumatologique et pour lesquels le diagnostic restait incertain après la réalisation des radiographies.

## II. Article

---

### II.1. Abstract

**Camille David, Thomas Lafon, Romain Coudert, Clément Bogey, Denis Lachatre, Charbel Mounayer, Aymeric Rouchaud**

#### Introduction

The aim of this study was to evaluate the diagnostic performance of an artificial intelligence (AI) software (Bone View, Gleamer) in patients admitted to the Emergency Department (ED) with trauma for which the diagnosis of fracture diagnosis is questionable to clinicians on standard radiography.

#### Materials and Methods

We conducted a monocentric retrospective study based on PACS and medical records data between June 2018 to June 2021. We included all adult patients who visited the ED for a traumatic event and who underwent a CT scan to confirm a suspected fracture based on standard radiography. CT-scans were validated by an adjudication committee composed of 3 radiologists blind to initial radiography. We used a deep learning algorithm commercialized by the Gleamer company called Boneview which gave three levels of answers: "Fract", "No Fract" and "Doubt". "Fract" and "Doubt" were considered as positive results. We performed sub-groups analysis depending on age, upper limb trauma, lower limb trauma, thoraco-lumbar spine trauma and pelvic trauma (cervical spine traumas were excluded). We evaluated the time elapsed between the X-ray and CT-scanner to assess the potential impact of the AI in ER.

#### Results

We analyzed 483 patients (Women = 58%, Age = 64±25 years) of whom 263 patients (54%) had a fracture confirmed on CT. Diagnostic performance of AI was: Se=86.2%, Sp=84.9%, PPV=87.2%, NPV=83.4%. For 87 patients, AI identified doubtful fractures with confirmation on CT scan for 62 patients (71%). Mean time between radiography and CT-scan was 3 hours and 8 minutes (SD 2 hours and 48 minutes).

#### Conclusion

Boneview AI algorithm (Gleamer, France) is accurate for the diagnosis of fractures in the challenging setting of doubtful fractures. Radiological diagnostic assistance with artificial intelligence can have an impact on the prescription of complementary examinations and on the average time spent in ED.

---

## II.2. Introduction

Fracture detection by radiography is one of the most common tasks in patients presenting with high- or low-energy trauma in various clinical settings, including the Emergency Department (ED). In recent years, the population of patients consulting in ED for trauma has been steadily increasing (7.6 million in France in 2016) (1,2). In this case, 87% of patients received a standard X-ray, making this examination the main diagnostic tool used by practitioner (3–5). In a context of optimizing the quality of patient care and rationalizing healthcare expenses, as well as radiation protection, the relevance of medical imaging procedures is a major concern. Artificial Intelligence (AI) is booming (mainly thanks to the recent development of deep learning), especially in the healthcare field and specifically in radiology (20–22). Many AI solutions, based on deep learning, have been developed to diagnose fractures and publications increased (12–19,21).

In some hospitals, standard radiological images are no longer reviewed by radiologists. Most of those X-rays are analyzed by emergency physicians and sometimes specialists (mainly orthopedists). However, some fractures remain difficult to identify and could be a source of diagnostic errors (missed fractures represent between 41 and 80% of reported diagnostic errors) (7,8) Early detection of fracture is a real challenge because it will condition the therapeutic strategy (orthopedic treatment, surgery, hospitalization) and therefore condition the patient's functional recover (9–11). In case of diagnostic uncertainty, a CT scan is usually performed to classify the presence or absence of fracture. Obtaining these resources requires the availability of the radiology specialist and of the CT scanner (which might be limited or overloaded) and represents an additional healthcare expense while increasing the Average Length of Stay (ALOS) for patients in the ED. The use of tools such as AI could help the clinician in his diagnostic process and avoid additional examinations, or even "medical errors". To our knowledge, no current study has challenged an AI solution for questionable cases after X-rays.

The aim of this study was to evaluate the diagnostic performance of an AI software (Bone View, Gleamer) in patients admitted to the ED with trauma for which the diagnosis of fracture diagnosis is questionable to clinicians on standard radiography.

## **II.3. Materials and Methods**

We performed a retrospective monocentric study in the radiology department in collaboration with the ED of the Limoges University Hospital Center. Data analysis and manuscript writing were performed by authors not affiliated with Gleamer. An explanatory note describing the purpose of the study was sent to each patient in order to collect their non-objection. The institutional ethics committee gave a favorable opinion to our study (registered opinion number 487-2021-143).

### **II.3.1. AI Algorithm**

In the present study, we used a deep learning algorithm commercialized by the Gleamer company called Boneview. Boneview has already been validated in several studies for fracture detection on digital radiographs (23–25). Boneview is an AI solution based on deep learning that automatically detects fractures on X-rays (it can detect several fractures on the same X-ray) and highlights them through Regions Of Interest (ROI). After automatic analyzes of the x-rays, Boneview provides three levels of answers: "Fract" with the area of interest framed in continuous line (Figure 2), "Doubt" with the area of interest framed in broken line (Figure 3) and "No Fract". Gleamer company allows us free access to their software to perform this study. "Fract" and "Doubt" were considered as positive result.



Figure 2. Hand radiography processed by Boneview

The region of interest framed in continuous line corresponds to a joint fracture of the second phalanx base of third ray of the hand

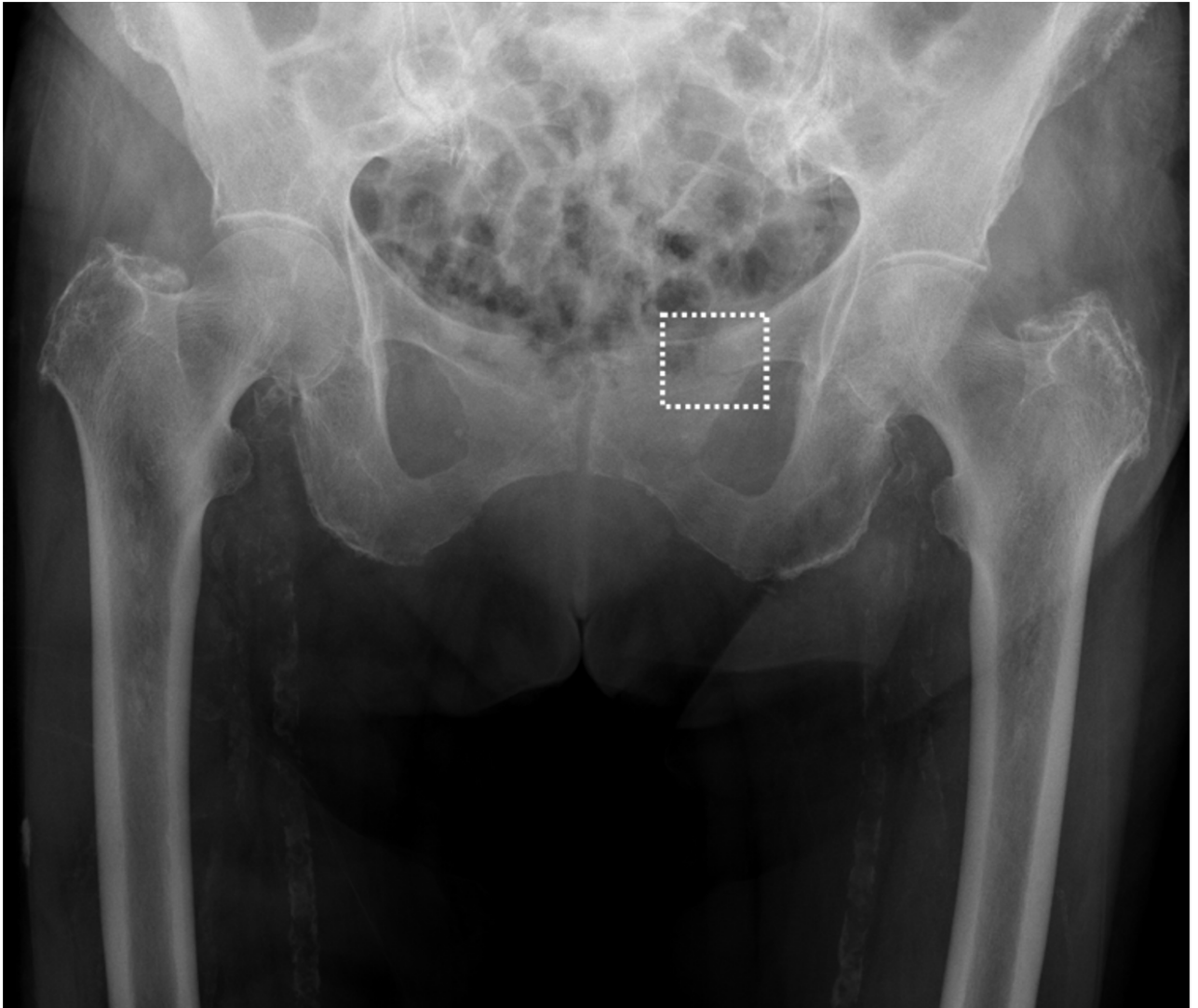


Figure 3. Pelvis radiography processed by Boneview

The area of interest framed in discontinuous line corresponds to a doubt on a fracture of the left iliopubic branch.



### II.3.2. Study Design

We retrospectively selected patients who visited in the ED for a traumatic event and underwent a CT scan to confirm or rule out a suspected fracture on standard radiography between June 1, 2018, and June 1, 2021. We selected patients who had undergone a CT-scan for a suspected fracture on the emergency dedicated scanner (GE Optima 660, Chicago, USA). Then, we uploaded the initial standard radiographs (Philips Digital Diagnost, Best, Netherlands) to the Gleamer server for AI processing. Minor patients, cervical spine injuries (not supported by the AI solution) and preoperative workups requested by the orthopedic surgery team were excluded. (Figure 4). We also collected data from the medical records: age, gender, time between X-ray and CT scan, surgical management.

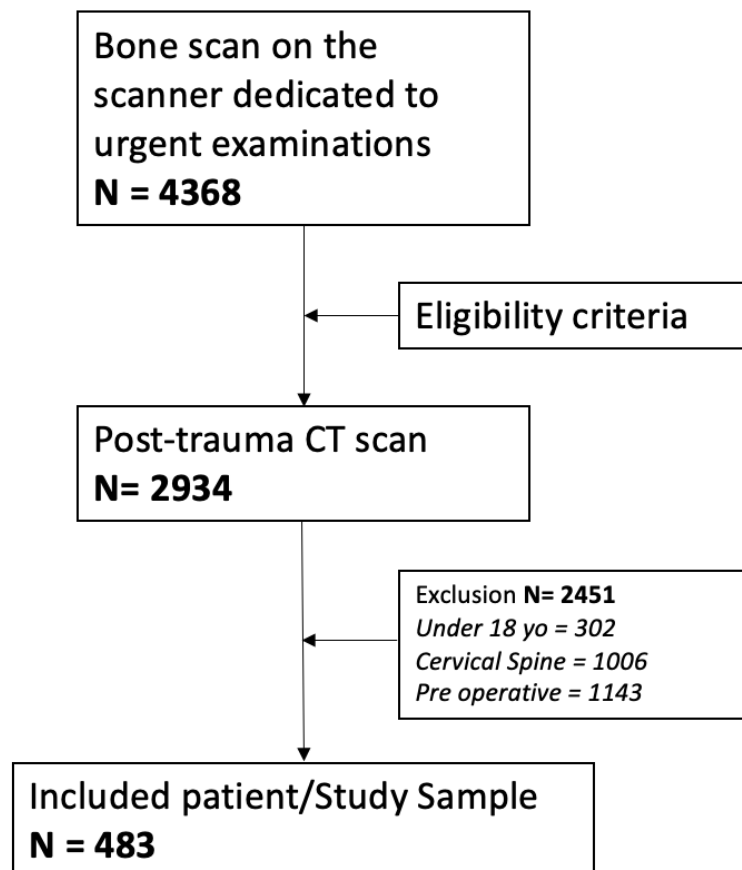


Figure 4. Flow Chart

### **II.3.3. Ground Truth Definition**

The ground truth was based on CT-scan interpretation by two separate radiologists who independently interpreted the images on a dedicated workstation (AW server, GE Healthcare).

The first interpretation was performed by the radiologist who received the patient in the acute phase; the second interpretation was performed retrospectively by a junior radiologist (5 years of experience) without clinical information blinded to the first radiologist's interpretation and the Boneview result. Only acute fractures were considered a positive finding in our study. Therefore, the term fracture refers to an acute fracture, unless otherwise specified. In case of disagreement in CT interpretation between the two radiologists, the disagreements were resolved by a third radiologist.

### **II.3.4. Statistical Analysis**

We calculated the diagnostic performance (sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value, accuracy, positive Likelihood ratio and negative Likelihood ratio) of the AI solution on the whole cohort as well as on different subgroups ( $\geq 65$  years,  $<65$  years, spine trauma, upper limb trauma, lower limb trauma, hip or pelvis trauma). Statistical analyses were performed using Xlstat<sup>™</sup> statistical software. We also measured for each patient the time elapsed between the realization of the X-ray and the realization of the CT-scanner (TTS "time to scan"), to assess the potential impact of the AI solution on the ALOS in ER.

## **II.4. Results**

### **II.4.1. Data Set Characteristics**

A total of 483 patients were included from June 1, 2018 to June 1, 2021.

Mean age of the patients was 64 years +/- 25 (SD).

279 (58 %) were female.

The description of the population (all sample and according to prespecified subgroups) is presented in Table 1.

The opinion of a third radiologist was required in only 17 cases (3,5%).

All results are summarized in Table 2.

Table 1. Population characteristics

Sub groups	Positive for fracture		Negative for fracture		Total	
	No of Women	Age (y)*	No of Women	Age (y)*	No of Women	Age (y)*
<b>Full sample</b>	154/263 (59)	67 ± 26	125/220 (57)	60 ± 26	279/483 (58)	65 ± 25
<b>Thoraco-lumbar Spine</b>	23/26 (88)	60 ± 24	5/10 (50)	54 ± 15	28/36 (78)	58 ± 23
<b>Upper Limb</b>	35/74 (47)	53 ± 22	41/82 (50)	48 ± 23	76/156 (49)	50 ± 23
<b>Lower Limb</b>	12/36 (33)	49 ± 22	18/44 (41)	48 ± 22	30/80 (37)	48 ± 22
<b>Hip and pelvis</b>	84/127 (66)	83 ± 12	61/84 (73)	78 ± 18	145/211 (69)	81 ± 15

**Number in parentheses are percentages.**  
**\* Data are means ± standard deviations**



Table 2. Results

	No of patients	Fracture *	Se	Sp	PPV	NPV	Accuracy	LR+	LR-	Mean TTS (SD)	Doubt (%)
<b>Full Sample</b>	480	54.4	86.2 (81.4-89.9)	84.9 (79.5-89.1)	87.2 (83.1-91.3)	83.8 (78.9-88.6)	0.856 (0.825-0.888)	5.721 (4.162-7.864)	0.162 (0.119-0.221)	3:08 (2:48)	87 (18.1)
<b>&gt; 65 yo</b>	268	62.3	84.2 (77.8-89)	80.6 (71.8-87.1)	87.4 (82.3-92.6)	76.1 (68.1-84.1)	0.828 (0.783-0.874)	4.338 (2.911-6.465)	0.196 (0.136-0.282)	3:32 (2:51)	50 (18.6)
<b>&lt; 65 yo</b>	211	45	90.5 (82.7-95.1)	88.8 (81.6-93.4)	86.9 (80.2-93.5)	92 (86.9-97)	0.896 (0.854-0.937)	8.078 (4.82-13.537)	0.107 (0.057-0.199)	2:30 (2:36)	38 (18)
<b>Upper Limb</b>	155	47.7	91.9 (83-96.5)	81.5 (71.5-88.5)	81.9 (73.6-90.2)	91.7 (85.3-98.1)	0.865 (0.811-0.918)	4.962 (3.127-7.875)	0.1 (0.046-0.216)	2:21 (1:59)	29 (19.3)
<b>Lower Limb</b>	80	45	83.8 (67.6-92.4)	88.6 (75.4-95.4)	85.7 (74.1-97.3)	86.7 (76.7-96.6)	0.863 (0.787-0.938)	7.333 (3.172-16.954)	0.188 (0.09-0.393)	3:03 (3:23)	9 (11.2)
<b>Thoraco-Lumbar Spine</b>	34	76.4	87.5 (68-96.3)	90 (57.1-100)	95.5 (86.8-100)	75 (50.5-99.5)	0.882 (0.774-0.991)	8.75 (1.355-56.519)	0.139 (0.047-0.408)	2:40 (1:54)	9 (26.5)
<b>Hip and Pelvis</b>	211	60.2	83.5 (75.9-89)	85.7 (76.4-91.7)	84.9 (84.4-95.3)	77.4 (68.9-85.9)	0.844 (0.795-0.893)	5.843 (3.441-9.921)	0.193 (0.129-0.288)	3:42 (3:02)	40 (18.9)

\* Prevalence of fracture in percentages  
 Numbers in parentheses are 95% CIs



#### **II.4.2. Full Sample Analysis**

480 patients with uncertainty for fracture on X-rays were studied. Three patients were not included because “not available” for AI processing (An exam was identified by AI as chest X-ray and the two others as cervical spine X-rays). 263 patients (54%) had a fracture confirmed on CT. AI indicated “Doubt” on 87 cases (18%). Of them 62 (71 %) had a fracture on CT and 26 had not. Sensibility was 86.2% (IC95%: 81.4 – 89.9), specificity was 84.9% (79.5 - 89.1). Positive Predictive Value (PPV) was 87.2% (83.1 - 88.6), Negative Predictive Value (NPV) was 83.8% (78.9 - 88.6). Accuracy was 85.6% (82.5 - 88.8). Positive Likelihood Ratio (LR+) was 5.721 (IC95%: 4.162 – 7.864), Negative Likelihood Ratio (LR-) was 0.162 (IC95%: 0.119 – 0.221). Mean TTS was 3 hours and 8 minutes (SD 2 hours and 48 minutes).

#### **II.4.3. Population Of 65 Years Old and Older**

268 patients were studied. 167 patients (62%) had a fracture confirmed on CT. AI doubted on 50 cases (19%). Of them 35 (70%) had a fracture on CT and 15 had not. Sensibility was 84.2% (77.8 - 89), specificity 80.6% (71.8 - 87.1). PPV was 87.4% (82.3 - 92.6), NPV 83.8% (76.1 - 84.1). Accuracy was 82.8% (78.3 - 87.4). LR+ was 4.338 (IC95%: 2.911 – 6.465), LR- was 0.196 (IC95%: 0.136 – 0.282). Mean TTS was 3 hours and 36 minutes (SD 2 hours and 51 minutes).

#### **II.4.4. Population Younger Than 65 Years Old**

211 patients were studied. 95 patients (45%) had a fracture confirmed on CT. AI doubted on 38 cases (18%), Of them 27 (71%) had a fracture on CT and 11 had not. Sensibility was 90.5% (82.7 - 95.1), specificity 88.8% (81.6 - 93.4). PPV was 86.9% (80.2 - 93.5), NPV 92% (86.9 - 97). Accuracy was 89.6% (85.4 - 93.7). LR+ was 8.078 (IC95%: 4.82 – 13.537), LR- was 0.107 (IC95%: 0.057 – 0.199). Mean TTS was 2 hours and 30 minutes (SD 2 hours and 36 minutes).

#### **II.4.5. Upper Limb Group**

155 patients were studied. 74 patients (48%) had a fracture confirmed on CT. AI doubted on 30 cases (19%). Of them 18 (60%) had a fracture on CT and 12 had not. Sensibility was 91.9% (83 - 96.5), specificity 81.5% (71.5 - 88.5). PPV was 81.9% (73.6 - 90.2), NPV 91.7% (85.3 - 98.1). Accuracy was 86.5% (81.1 - 91.8). LR+ was 4.962 (IC95%: 3.127 – 7.875), LR- was 0.1 (IC95%: 0.046 – 0.216). Mean TTS was 2 hours and 21 minutes (SD 1 hour and 59 minutes).



#### **II.4.6. Lower Limb Group**

80 patients were studied.

36 patients (45%) had a fracture confirmed on CT.

AI doubted on 9 cases (11%). Of them 5 (55%) had a fracture on CT and 4 had not.

Sensibility was 83.8% (67.6 - 92.4), specificity 88.6% (75.4 - 95.4).

PPV was 85.7% (74.1 - 97.3), NPV 86.7% (76.7 - 96.6).

Accuracy was 86,3% (78.7 - 93.8).

LR+ was 7.333 (IC95%: 3.172 – 16.954), LR- was 0.188 (IC95%: 0.09 – 0.393).

Mean TTS was 3 hours and 4 minutes (SD 3 hours and 23 minutes).

#### **II.4.7. Thoraco-Lumbar Spine Group**

34 patients were studied.

26 patients (76%) had a fracture confirmed on CT.

AI doubted on 9 cases (26%). Of them 8 (89%) had a fracture on CT and 1 had not.

Sensibility was 87.5% (68 - 96.3), specificity 90% (57.1 - 100).

PPV was 95.5% (86.8 - 100), NPV 75% (50.5 - 99.5).

Accuracy was 88.2% (77.4 - 99.1).

LR+ was 8.75 (IC95%: 1.355 – 56.519), LR- 0.139 (IC95%: 0.047 – 0.408).

Mean TTS was 2 hours and 40 minutes (SD 1 hour and 54 minutes).

#### **II.4.8. Hip and Pelvis Group**

211 patients were studied.

127 patients (60%) had a fracture confirmed on CT.

AI doubted on 40 cases (19%). Of them 31 (77%) had a fracture on CT and 9 had not.

Sensibility was 83.5% (75.9 - 89), specificity 85.7% (76.4 - 91.7).

PPV was 84.9% (84.4 - 95.3), NPV 77.4% (68.9 - 85.9).

Accuracy was 84.4% (79.5 - 89.3).

LR+ was 5.843 (IC95%: 3.441 – 9.921), LR– 0.193 (IC95%: 0.129 – 0.288).

Mean TTS was 3 hours and 42 minutes (SD 3 hours and 2 minutes).

## II.5. Discussion

In our study of 483 consecutive patients admitted in ED for trauma with a diagnostic doubt on X-ray, we described 54% of fracture validated on CT scan. In this context of doubtful diagnosis by the emergency physicians, performance of AI were 82.6% of sensibility, 84.9% of specificity with an accuracy of 85.6%. Positive predictive value was 87.2% and negative predictive value was 83.8%. Used routinely, AI impacts emergency management by reducing ALOS of 3 hours and 8 minutes  $\pm$  2 hours and 48 minutes.

Fractures doubts and missed fractures on standard radiographic images are not an uncommon event in the setting of acute trauma (7,8,11,26). We aimed to evaluate diagnostic performance of a deep learning algorithm on a challenging population for which a fracture doubt persisted despite analysis of standard radiographs by expert clinicians.

To our knowledge, our study is the first to analyze the performance of a deep learning algorithm on this type of sample and its impact on ALOS.

The performance of AI algorithm (Accuracy 82.8% (78.3 - 87.4)) appears to be less accurate than in previously published studies "0.91 for Adams and al (27), 0.924 for Cheng and al (16), 0.954 for Kim and MacKinnon (14)" but the study populations are not comparable (12–17,21,28) and AI algorithm keeps a good discriminating value in doubtful patients with a negative predictive value of 83.8%.

The AI algorithm has on some aspects the same limits as the radiologists. Indeed, the initial development of the algorithm was based on data annotated by radiologists. This is also reflected in our study. Of the 87 AI doubts, 40 concerned hip traumas and 18 concerned elbow traumas. These results can be explained by 2 elements. First, demographically the study population is aging and degenerative remodeling (with coxarthrosis in first instance), as well as all the difficulties associated with a geriatric population (difficulty of mobilization and therefore difficulty in obtaining images that meet the quality criteria), makes the interpretation of post-traumatic radiographs more difficult. Second, the AI detects joint effusions (Figure 5), thus resulting in a "doubt" on elbow effusions as any radiologist would. We asked a blind interpretation of the images, to a musculoskeletal radiologist who gave almost the same results (doubts on 16 elbows, 32 pelvis) especially concerning the indirect sign of the elbow joint effusion (Figure 6)





Figure 5. Elbow effusion

Left elbow X-Ray post treatment with Boneview showing a joint effusion (dotted frame)

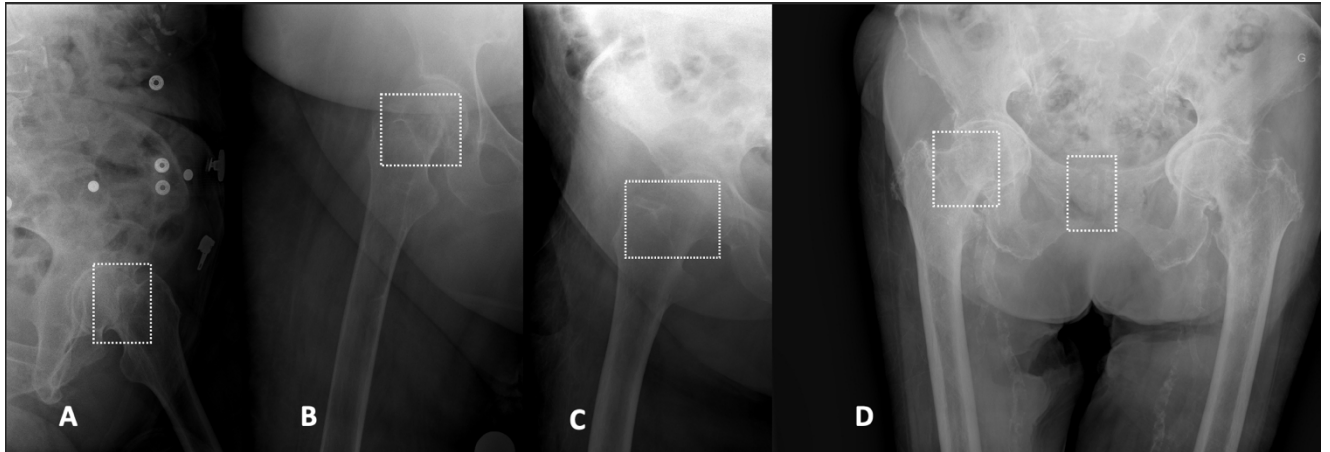


Figure 6. AI doubts

Pelvis X-rays processed by Boneview showing doubts on true cervical fractures (A,B, C and D) and symphysis pubis (D).

One of the strengths of our study is the robustness of the chosen gold standard (GS). Indeed, most of the studies performed on the association of IA and fracture have as GS the interpretation by several experienced musculoskeletal radiologists on standard radiography images, whereas in this study, the GS was the interpretation by two different radiologists of CT-scan with the opinion of a third in case of discordance.

AI is increasingly becoming part of daily practice as a diagnostic tool (29–41), its impact on the accuracy of patient management is no longer in question, a recent study (22) investigated the impact of AI on the diagnostic performance of specialists (radiologists, emergency physicians, orthopedists).

To our knowledge, this study is also the first to have evaluated the impact of AI on the ALOS, which is currently a key issue in view of the ever-increasing saturation of hospital emergency departments. Our study provides insight into the potential impact of AI on the ALOS in emergency department (42), patients correctly classified by AI had a mean TTS of 3 hours and 8 minutes while it was conducted in a university hospital with a CT-scan dedicated to urgent examinations operational 24 hours a day 7 days a week. In some centers, access to cross-sectional imaging is impossible at night and patients must wait until the next morning.

AI-assisted fracture diagnosis also has the potential to improve the diagnostic ability of both radiologists and non-radiologists, not only by detecting subtle findings that are difficult to visualize with human eyes, but also by preventing cognitive errors due to human fatigue or satisfaction bias in image interpretation (26,43–45).

The benefit of AI may be particularly apparent in emergency medicine physicians and physician assistants, on-call orthopedic surgeons, and on-call radiologists who may be exposed to radiographic interpretation errors related to fatigue and decision fatigue (46–49)

However, our study presents some limitations. First, it was retrospective in nature. Secondly, our study suffers from a selection bias, since the doubtful nature of the diagnosis was made in most cases by a non-radiologist physician (sometimes this data is not available). At the time of inclusion, we noticed that some diagnoses were obvious. Figure 7.

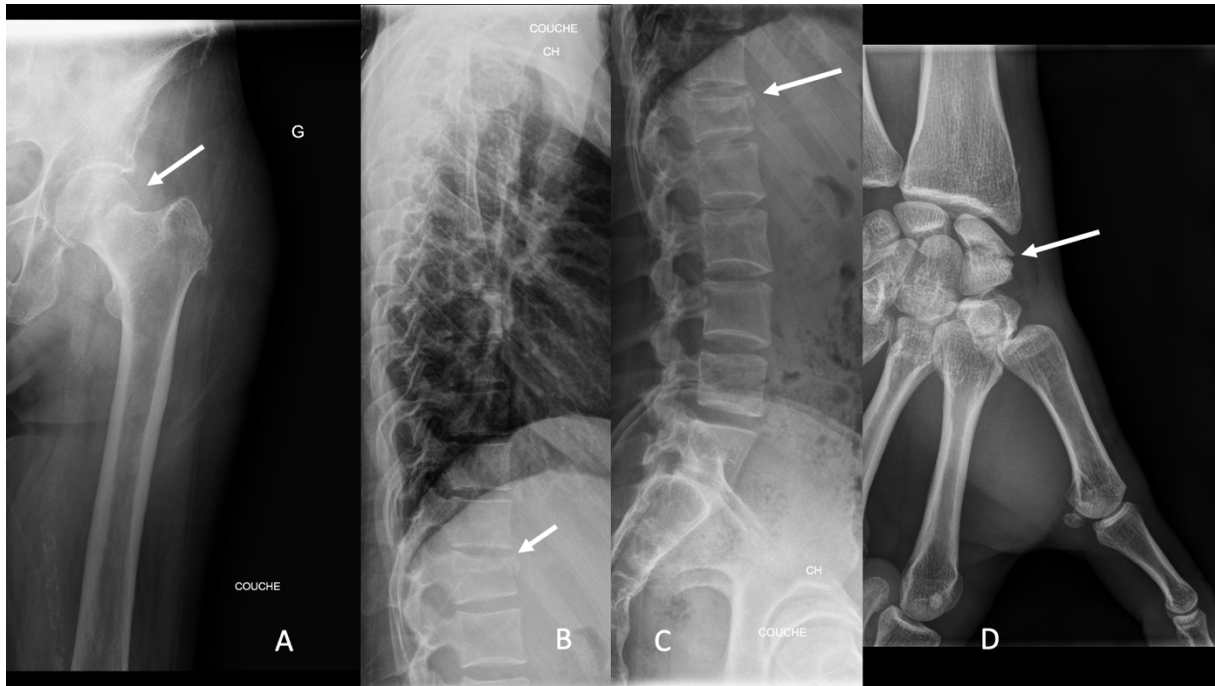


Figure 7. Examples of visible fractures.

- From left to right, the fractures lines are highlighted by the arrow:
- X-Ray A showing a fracture of the neck of the left femur (true cervical Garden 1).
  - X-ray B and C showing a fracture of the first lumbar vertebra body.
  - X-Ray D showing a scaphoid fracture.

## **II.6. Conclusion**

Boneview AI algorithm (Gleamer, France) is accurate for the diagnostic of fracture in the challenging setting of doubtful fractures. Radiological diagnostic assistance with artificial intelligence can have an impact on the prescription of complementary examinations and on the average time spent in the emergency room.

## Conclusion

---

L'étude que nous avons réalisée illustre l'aide quotidienne que peut apporter l'intelligence artificielle aux médecins, pour la prise en charge des patients dans les services de médecine d'urgence que ce soit en termes de certitude diagnostique ou d'impact sur le temps moyen de passage dans des services toujours plus sous tension.

Le retour de nos collègues médecins urgentistes, concernant l'arrivée et l'utilisation de Boneview, a été très positif, avec une aide non négligeable notamment pour nos collègues les plus jeunes, en début de formation.

Au travers de cette étude nous avons construit un partenariat de recherche durable avec la société Gleamer, qui nous a mis à disposition gratuitement Boneview durant la durée de l'étude, mais qui a aussi fait de notre CHU un centre testeur de leur nouvelle solution, avec l'arrivée de la solution Chestview, qui est une aide pour l'interprétation des radiographies de thorax.

Avec la place grandissante de telles technologies et leur intégration dans nos pratiques quotidiennes, nous évoluons vers une nouvelle médecine moderne avec le radiologue augmenté, sans être dans l'optique d'un remplacement mais d'une augmentation de nos performances, tout en réalisant un gain de temps à consacrer à nos patients.

Cependant l'utilisation de tels outils soulève plusieurs questions.

Tout d'abord, lorsque la délégation de tâche sera établie, sans interprétation des radiographies post traumatiques et en cas de diagnostic manqué, avec une fracture non détectée par l'intelligence artificielle, qui sera responsable ?

Ensuite, avec l'utilisation d'outils de détection automatique comme la solution Boneview et le désintéressement progressif sur certaines tâches, comment allons-nous former nos experts de demain ? Qui annotera les nouvelles data pour entraîner de nouveaux algorithmes ?

## Références bibliographiques

---

1. Rapport de la cour des comptes sur l'activité des services d'urgences en France. 2019.
2. DiMaggio CJ, Avraham JB, Lee DC, Frangos SG, Wall SP. The Epidemiology of Emergency Department Trauma Discharges in the United States. *Acad Emerg Med Off J Soc Acad Emerg Med.* oct 2017;24(10):1244-56.
3. Grenier N. des Journées Françaises de Radiologie. 2014;20.
4. Arasu VA, Abujudeh HH, Biddinger PD, Noble VE, Halpern EF, Thrall JH, et al. Diagnostic emergency imaging utilization at an academic trauma center from 1996 to 2012. *J Am Coll Radiol JACR.* mai 2015;12(5):467-74.
5. Willett JK. Imaging in trauma in limited-resource settings: A literature review. *Afr J Emerg Med Rev Afr Med Urgence.* 2019;9(Suppl):S21-7.
6. L'imagerie médicale en France, un atout pour la Santé, un atout pour l'Economie. 2016.
7. Fernholm R, Pukk Härenstam K, Wachtler C, Nilsson GH, Holzmann MJ, Carlsson AC. Diagnostic errors reported in primary healthcare and emergency departments: A retrospective and descriptive cohort study of 4830 reported cases of preventable harm in Sweden. *Eur J Gen Pract.* 3 juill 2019;25(3):128-35.
8. Hussain F, Cooper A, Carson-Stevens A, Donaldson L, Hibbert P, Hughes T, et al. Diagnostic error in the emergency department: learning from national patient safety incident report analysis. *BMC Emerg Med.* déc 2019;19(1):77.
9. Defending the « missed » radiographic diagnosis - PubMed [Internet]. [cité 20 juill 2022]. Disponible sur: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11159064/>
10. Radiological review of accident and emergency radiographs: a 1-year audit - PubMed [Internet]. [cité 20 juill 2022]. Disponible sur: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11069742/>
11. Errors in fracture diagnoses in the emergency department--characteristics of patients and diurnal variation - PubMed [Internet]. [cité 20 juill 2022]. Disponible sur: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/16483365/>
12. Tobler P, Cyriac J, Kovacs BK, Hofmann V, Sexauer R, Paciolla F, et al. AI-based detection and classification of distal radius fractures using low-effort data labeling: evaluation of applicability and effect of training set size. *Eur Radiol.* sept 2021;31(9):6816-24.
13. Raisuddin AM, Vaattovaara E, Nevalainen M, Nikki M, Järvenpää E, Makkonen K, et al. Critical evaluation of deep neural networks for wrist fracture detection. *Sci Rep.* 16 mars 2021;11(1):6006.
14. Kim DH, MacKinnon T. Artificial intelligence in fracture detection: transfer learning from deep convolutional neural networks. *Clin Radiol.* mai 2018;73(5):439-45.
15. Ren M, Yi PH. Deep learning detection of subtle fractures using staged algorithms to mimic radiologist search pattern. *Skeletal Radiol.* févr 2022;51(2):345-53.
16. Cheng CT, Wang Y, Chen HW, Hsiao PM, Yeh CN, Hsieh CH, et al. A scalable physician-level deep learning algorithm detects universal trauma on pelvic radiographs. *Nat Commun.* 16 févr 2021;12(1):1066.
17. Application of deep learning algorithm to detect and visualize vertebral fractures on plain frontal radiographs - PubMed [Internet]. [cité 20 juill 2022]. Disponible sur: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33507982/>
18. Dupuis M, Delbos L, Veil R, Adamsbaum C. External validation of a commercially available deep learning algorithm for fracture detection in children. *Diagn Interv Imaging.* mars 2022;103(3):151-9.
19. Canoni-Meynet L, Verdot P, Danner A, Calame P, Aubry S. Added value of an artificial intelligence solution for fracture detection in the radiologist's daily trauma emergencies workflow. *Diagn Interv Imaging.* juin 2022;S2211568422001152.
20. Hosny A, Parmar C, Quackenbush J, Schwartz LH, Aerts HJWL. Artificial intelligence in radiology. *Nat Rev Cancer.* août 2018;18(8):500-10.
21. Cheng CT, Ho TY, Lee TY, Chang CC, Chou CC, Chen CC, et al. Application of a deep learning algorithm for detection and visualization of hip fractures on plain pelvic radiographs. *Eur Radiol.* oct 2019;29(10):5469-77.

22. Huisman M, Ranschaert E, Parker W, Mastrodicasa D, Koci M, Pinto de Santos D, et al. An international survey on AI in radiology in 1041 radiologists and radiology residents part 2: expectations, hurdles to implementation, and education. *Eur Radiol.* nov 2021;31(11):8797-806.
23. Hayashi D, Kompel AJ, Ventre J, Ducarouge A, Nguyen T, Regnard NE, et al. Automated detection of acute appendicular skeletal fractures in pediatric patients using deep learning. *Skeletal Radiol.* 6 mai 2022;
24. Duron L, Ducarouge A, Gillibert A, Lainé J, Allouche C, Cherel N, et al. Assessment of an AI Aid in Detection of Adult Appendicular Skeletal Fractures by Emergency Physicians and Radiologists: A Multicenter Cross-sectional Diagnostic Study. *Radiology.* juill 2021;300(1):120-9.
25. Guerhazi A, Tannoury C, Kompel AJ, Murakami AM, Ducarouge A, Gillibert A, et al. Improving Radiographic Fracture Recognition Performance and Efficiency Using Artificial Intelligence. *Radiology.* mars 2022;302(3):627-36.
26. Hartigan S, Brooks M, Hartley S, Miller RE, Santen SA, Hemphill RR. Review of the Basics of Cognitive Error in Emergency Medicine: Still No Easy Answers. *West J Emerg Med.* 2 nov 2020;21(6):125-31.
27. Adams M, Chen W, Holcdorf D, McCusker MW, Howe PD, Gaillard F. Computer vs human: Deep learning versus perceptual training for the detection of neck of femur fractures. *J Med Imaging Radiat Oncol.* févr 2019;63(1):27-32.
28. Deep neural network improves fracture detection by clinicians - PubMed [Internet]. [cité 20 juill 2022]. Disponible sur: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30348771/>
29. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, Kuleshov V, DePristo M, Chou K, et al. A guide to deep learning in healthcare. *Nat Med.* janv 2019;25(1):24-9.
30. Egger J, Gsaxner C, Pepe A, Pomykala KL, Jonske F, Kurz M, et al. Medical deep learning-A systematic meta-review. *Comput Methods Programs Biomed.* juin 2022;221:106874.
31. Chan HP, Samala RK, Hadjiiski LM, Zhou C. Deep Learning in Medical Image Analysis. *Adv Exp Med Biol.* 2020;1213:3-21.
32. Zaharchuk G, Gong E, Wintermark M, Rubin D, Langlotz CP. Deep Learning in Neuroradiology. *AJNR Am J Neuroradiol.* oct 2018;39(10):1776-84.
33. Jang HJ, Cho KO. Applications of deep learning for the analysis of medical data. *Arch Pharm Res.* juin 2019;42(6):492-504.
34. Gore JC. Artificial intelligence in medical imaging. *Magn Reson Imaging.* mai 2020;68:A1-4.
35. Dembrower K, Wählin E, Liu Y, Salim M, Smith K, Lindholm P, et al. Effect of artificial intelligence-based triaging of breast cancer screening mammograms on cancer detection and radiologist workload: a retrospective simulation study. *Lancet Digit Health.* sept 2020;2(9):e468-74.
36. Blanc D, Racine V, Khalil A, Deloche M, Broyelle JA, Hammouamri I, et al. Artificial intelligence solution to classify pulmonary nodules on CT. *Diagn Interv Imaging.* déc 2020;101(12):803-10.
37. Gogin N, Viti M, Nicodème L, Ohana M, Talbot H, Gencer U, et al. Automatic coronary artery calcium scoring from unenhanced-ECG-gated CT using deep learning. *Diagn Interv Imaging.* nov 2021;102(11):683-90.
38. Paul JF, Rohnan A, Giroussens H, Pressat-Laffouilhère T, Wong T. Evaluation of a deep learning model on coronary CT angiography for automatic stenosis detection. *Diagn Interv Imaging.* juin 2022;103(6):316-23.
39. Rastegar S, Vaziri M, Qasempour Y, Akhash MR, Abdalvand N, Shiri I, et al. Radiomics for classification of bone mineral loss: A machine learning study. *Diagn Interv Imaging.* sept 2020;101(9):599-610.
40. Gao X, Wang X. Performance of deep learning for differentiating pancreatic diseases on contrast-enhanced magnetic resonance imaging: A preliminary study. *Diagn Interv Imaging.* févr 2020;101(2):91-100.
41. Graduate School of Natural and Applied Sciences, Dokuz Eylul University, Izmir,

Turkey, Kavur AE, Gezer NS, Department of Radiology, Dokuz Eylul University School of Medicine, Izmir, Turkey, Baris M, Department of Radiology, Dokuz Eylul University School of Medicine, Izmir, Turkey, et al. Comparison of semi-automatic and deep learning-based automatic methods for liver segmentation in living liver transplant donors. *Diagn Interv Radiol*. 2 janv 2020;26(1):11-21.

42. Katzman BD, van der Pol CB, Soyer P, Patlas MN. Artificial intelligence in emergency radiology: A review of applications and possibilities. *Diagn Interv Imaging*. août 2022;S2211568422001437.

43. Lee CS, Nagy PG, Weaver SJ, Newman-Toker DE. Cognitive and system factors contributing to diagnostic errors in radiology. *AJR Am J Roentgenol*. sept 2013;201(3):611-7.

44. Soyer P, Fishman EK, Rowe SP, Patlas MN, Chassagnon G. Does artificial intelligence surpass the radiologist? *Diagn Interv Imaging*. août 2022;S2211568422001450.

45. Rowe SP, Soyer P, Fishman EK. The future of radiology: What if artificial intelligence is really as good as predicted? *Diagn Interv Imaging*. sept 2022;103(9):385-6.

46. Krupinski EA, Berbaum KS, Caldwell RT, Scharz KM, Kim J. Long radiology workdays reduce detection and accommodation accuracy. *J Am Coll Radiol JACR*. sept 2010;7(9):698-704.

47. Reiner BI, Krupinski E. The insidious problem of fatigue in medical imaging practice. *J Digit Imaging*. févr 2012;25(1):3-6.

48. Gaba DM, Howard SK. Patient safety: fatigue among clinicians and the safety of patients. *N Engl J Med*. 17 oct 2002;347(16):1249-55.

49. Jacques T, Fournier L, Zins M, Adamsbaum C, Chaumoitre K, Feydy A, et al. Proposals for the use of artificial intelligence in emergency radiology. *Diagn Interv Imaging*. févr 2021;102(2):63-8.



## Serment d'Hippocrate

---

En présence des maîtres de cette école, de mes condisciples, je promets et je jure d'être fidèle aux lois de l'honneur et de la probité dans l'exercice de la médecine.

Je dispenserai mes soins sans distinction de race, de religion, d'idéologie ou de situation sociale.

Admis à l'intérieur des maisons, mes yeux ne verront pas ce qui s'y passe, ma langue taira les secrets qui me seront confiés et mon état ne servira pas à corrompre les mœurs ni à favoriser les crimes.

Je serai reconnaissant envers mes maîtres, et solidaire moralement de mes confrères. Conscient de mes responsabilités envers les patients, je continuerai à perfectionner mon savoir.

Si je remplis ce serment sans l'enfreindre, qu'il me soit donné de jouir de l'estime des hommes et de mes condisciples, si je le viole et que je me parjure, puissé-je avoir un sort contraire.

## PERFORMANCE D'UN ALGORITHME DE DEEP LEARNING POUR LA DETECTION DE FRACTURE EN CAS DE DOUTE DIAGNOSTIQUE AUX URGENCES

---

Notre étude avait pour but d'évaluer les performances d'une solution d'IA concernant les patients admis dans les SU pour traumatisme et pour qui le diagnostic de fracture restait incertain sur les radiographies standards.

Nous avons réalisé une étude monocentrique rétrospective basée sur les données du PACS et des dossiers médicaux entre Juin 2018 et Juin 2021. Nous avons inclus les patients adultes ayant consultés dans le SU du CHU de Limoges dans un contexte traumatique qui ont bénéficié d'un scanner pour confirmer un doute sur une fracture. Le diagnostic était validé par le scanner, interprété par un groupe de 3 radiologues différents, en aveugle des clichés initiaux. Nous avons utilisé une solution d'IA commercialisée par la société Gleamer appelée Boneview. Celle-ci donne 3 niveaux de réponses : « fracture », « pas de fracture » et « doute ». Les clichés annotés comme « fracture » et « doute » étaient considérés comme positifs. Nous avons réalisé des analyses en sous-groupe basées sur l'âge, et les différentes régions anatomiques des traumatismes. Nous avons également recueilli le temps écoulé entre la réalisation des radiographies et du scanner afin d'évaluer l'impact potentiel de l'IA sur la DMS dans les SU.

Nous avons analysé 483 patients (58% de femme, âge moyen 64 ans±25 ans). 54% de ces patients présentaient une fracture confirmée par le scanner. Les performances diagnostic de l'IA étaient : Se=86.2%, Sp=84.9%, VPP=87.2%, VPN=83.4%. 87 patients présentaient un résultat « douteux » pour l'IA avec une fracture confirmée pour 62 patients (71%). Le temps moyen entre les radiographies et le scanner était de 3 heures et 8 minutes (DS 2 heures et 48 minutes).

La solution d'IA Boneview est performante pour le diagnostic de fracture chez les patients pour qui le diagnostic initial restait incertain. Une telle solution pourrait avoir un impact sur le temps moyen de passage dans les services de médecine d'urgence.

---

Mots-clés : Fracture, intelligence artificielle, Deep Learning, performance, Urgence, traumatisme

## PERFORMANCE OF A DEEP LEARNING FOR DETECTION OF FRACT IN CASE OF DIAGNOSTIC DOUBT IN EMERGENCY DEPARTMENT

---

The aim of this study was to evaluate the diagnostic performance of an AI software in patients admitted to the ED with trauma for which the diagnosis of fracture diagnosis is questionable to clinicians on standard radiography.

We conducted a monocentric retrospective study based on PACS and medical records data between June 2018 to June 2021. We included all adult patients who visited the ED for a traumatic event and who underwent a CT scan to confirm a suspected fracture based on standard radiography. CT-scan were validated by an adjudication committee composed by 3 radiologists blind of initial radiography. We used a deep learning algorithm commercialized by the Gleamer company called Boneview who gave three levels of answers: "Fract", "No Fract" and "Doubt". "Fract" and "Doubt" were considered as positive result. We performed sub-groups analysis depending on age, upper limb trauma, lower limb trauma, thoraco-lumbar spine trauma and pelvic trauma. We evaluated the time elapsed between the X-ray and CT-scanner to assess the potential impact of the AI in ER.

We analyzed 483 patients (Women = 58%, Age = 64±25 years) Whose 263 patients (54%) had a fracture confirmed on CT. Diagnostic performance of AI was: Se=86.2%, Sp=84.9%, PPV=87.2%, NPV=83.4%. For 87 patients, AI identify doubtful fracture with confirmation on CT scan for 62 patients (71%). Mean time between radiography and Ct-scan was 3 hours and 8 minutes (SD 2 hours and 48 minutes).

Boneview AI algorithm (Gleamer, France) is accurate for the diagnostic of fracture in the challenging setting of doubtful fractures. Radiological diagnostic assistance with artificial intelligence can have an impact on the prescription of complementary examinations and on the average time spent in ED.

---

Keywords : Fract, Artificial Intelligence, Deep Learning, Performance, Emergency Department, Trauma

