



HAL
open science

Évaluation rétrospective des performances diagnostiques des radiologues et urgentistes comparées à une intelligence artificielle pour la détection des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin en radiographie standard

Anthony Jaillat

► To cite this version:

Anthony Jaillat. Évaluation rétrospective des performances diagnostiques des radiologues et urgentistes comparées à une intelligence artificielle pour la détection des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin en radiographie standard. Médecine humaine et pathologie. 2022. dumas-03818927

HAL Id: dumas-03818927

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03818927v1>

Submitted on 18 Oct 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - ShareAlike 4.0 International License

UNIVERSITE DE MONTPELLIER
FACULTE DE MEDECINE MONTPELLIER-NIMES

THESE

Pour obtenir le titre de
DOCTEUR EN MEDECINE

Présentée et soutenue publiquement
Par
Anthony JAILLAT

Le 01 juillet 2022

TITRE

**Évaluation rétrospective des performances diagnostiques des radiologues et
urgentistes comparées à une intelligence artificielle pour la détection des
fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin en radiographie
standard**

Directeur de thèse : Professeur Catherine CYTEVAL

JURY

Président : Professeur Catherine CYTEVAL

Assesseurs : Professeur Ingrid MILLET
Docteur Olivier BEAUFILS

UNIVERSITE DE MONTPELLIER
FACULTE DE MEDECINE MONTPELLIER-NIMES

THESE

Pour obtenir le titre de
DOCTEUR EN MEDECINE

Présentée et soutenue publiquement

Par

Anthony JAILLAT

Le 01 juillet 2022

TITRE

**Évaluation rétrospective des performances diagnostiques des radiologues et
urgentistes comparées à une intelligence artificielle pour la détection des
fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin en radiographie
standard**

Directeur de thèse : Professeur Catherine CYTEVAL

JURY

Président : Professeur Catherine CYTEVAL

Assesseurs : Professeur Ingrid MILLET
Docteur Olivier BEAUFILS

ANNEE UNIVERSITAIRE 2021-2022

PERSONNEL ENSEIGNANT

Professeurs Honoraires

ALBAT Bernard	BRUNEL Michel	HUMEAU Claude	NAVARRO Maurice
ALLIEU Yves	CANAUD Bernard	JAFFIOL Claude	NAVRATIL Henri
ALRIC Robert	CHAPTAL Paul-André	JANBON Charles	OTHONIEL Jacques
ARNAUD Bernard	CIURANA Albert-Jean	JANBON François	PAGES Michel
ASENCIO Gérard	CLOT Jacques	JARRY Daniel	PEGURET Claude
ASTRUC Jacques	COSTA Pierre	JOURDAN Jacques	PELLISSIER Jacques
AUSSILLOUX Charles	D'ATHIS Françoise	KLEIN Bernard	PETIT Pierre
AVEROUS Michel	DEMAILLE Jacques	LAFFARGUE François	POUGET Régis
AYRAL Guy	DESCOMPS Bernard	LALLEMANT Jean Gabriel	PUJOL Henri
BAILLAT Xavier	DIMEGLIO Alain	LAMARQUE Jean-Louis	RABISCHONG Pierre
BALDET Pierre	DUBOIS Jean Bernard	LAPEYRIE Henri	RAMUZ Michel
BALDY-MOULINIER Michel	DUJOLS Pierre	LEROUX Jean-Louis	REBOUL Jean
BALMES Jean-Louis	DUMAS Robert	LESBROS Daniel	RIEU Daniel
BANSARD Nicole	DUMAZER Romain	LOPEZ François Michel	ROCHEFORT Henri
BAYLET René	ECHENNE Bernard	LORIOT Jean	ROUANET DE VIGNE LAVIT Jean Pierre
BILLIARD Michel	FABRE Serge	LOUBATIERES Marie Madeleine	SAINT AUBERT Bernard
BLARD Jean-Marie	FRAPIER Jean-Marc	MAGNAN DE BORNIER Bernard	SANCHO-GARNIER Hélène
BLAYAC Jean Pierre	FREREBEAU Philippe	MARTY ANE Charles	SANY Jacques
BLOTMAN Francis	GALIFER René Benoît	MATHIEU-DAUDE Pierre	SEGNARBIEUX François
BONNEL François	GODLEWSKI Guilhem	MEYNADIER Jean	SENAC Jean-Paul
BOURGEOIS Jean-Marie	GRASSET Daniel	MICHEL François-Bernard	SERRE Arlette
BOUSQUET Jean	GUILHOU Jean-Jacques	MION Charles	SOLASSOL Claude
BRUEL Jean Michel	GUITER Pierre	MION Henri	TOUITOU Isabelle
BUREAU Jean-Paul	HEDON berbard	MIRO Luis	VIDAL Jacques
	HERTAULT Jean		VISIER Jean Pierre

Professeurs Emérites

ARTUS Jean-Claude	LANDAIS Paul	ZANCA Michel
BASTIEN Patrick	LARREY Dominique	
BLANC François	LE QUELLEC Alain	
BONAFE Alain	MARES Pierre	
BOULENGER Jean-Philippe	MAUDELONDE Thierry	
BOURREL Gérard	MAURY Michèle	
BRINGER Jacques	MESSNER Patrick	
CLAUSTRES Mireille	MILLAT Bertrand	
COMBE Bernard	MONNIER Louis	
DAURES Jean-Pierre	MOURAD Georges	
DAUZAT Michel	PREFAUT Christian	
DAVY Jean-Marc	PUJOL Rémy	
DEDET Jean-Pierre	RIBSTEIN Jean	
ELEDJAM Jean-Jacques	SCHVED Jean- François	
GROLLEAU RAOUX Robert	SULTAN Charles	
GUERRIER Bernard	TOUCHON Jacques	
GUILLOT Bernard	UZIEL Alain	
JONQUET Olivier	VOISIN Michel	

Docteurs Emerites

PRAT Dominique
PUJOL Joseph

Professeurs des Universités - Praticiens Hospitaliers

PU-PH de classe exceptionnelle

ALRIC Pierre	Chirurgie vasculaire ; médecine vasculaire (option chirurgie vasculaire)
BACCINO Eric	Médecine légale et droit de la santé
BEREGI Jean-Paul	Radiologie et imagerie médicale
BLAIN Hubert	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
BOULOT Pierre	Gynécologie-obstétrique ; gynécologie médicale
CANOVAS François	Anatomie
CAPDEVILA Xavier	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
CHAMMAS Michel	Chirurgie orthopédique et traumatologique
COLSON Pascal	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
COSTES Valérie	Anatomie et cytologie pathologiques
COTTALORDA Jérôme	Chirurgie infantile
COUBES Philippe	Neurochirurgie
COURTET Philippe	Psychiatrie d'adultes ; addictologie
CRAMPETTE Louis	Oto-rhino-laryngologie
CRISTOL Jean Paul	Biochimie et biologie moléculaire
CYTEVAL Catherine	Radiologie et imagerie médicale
DE LA COUSSAYE Jean Emmanuel	Médecine d'urgence
DE WAZIERES Benoît	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
DELAPORTE Eric	Maladies infectieuses ; maladies tropicales
DEMOLY Pascal	Pneumologie ; addictologie
DOMERGUE Jacques	Chirurgie viscérale et digestive
DUFFAU Hugues	Neurochirurgie
ELIAOU Jean François	Immunologie
FABRE Jean Michel	Chirurgie viscérale et digestive
HAMAMAH Samir	Biologie et Médecine du développement et de la reproduction ; gynécologie médicale
HERISSON Christian	Médecine physique et de réadaptation
JABER Samir	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
JEANDEL Claude	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
JORGENSEN Christian	Thérapeutique ; médecine d'urgence ; addictologie

KOENIG Michel	Génétique
KOTZKI Pierre Olivier	Biophysique et médecine nucléaire
LABAUGE Pierre	Neurologie
LAFFONT Isabelle	Médecine physique et de réadaptation
LEFRANT Jean-Yves	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
LEHMANN Sylvain	Biochimie et biologie moléculaire
LUMBROSO Serge	Biochimie et Biologie moléculaire
MARIANO-GOULART Denis	Biophysique et médecine nucléaire
MERCIER Jacques	Physiologie
MEUNIER Laurent	Dermato-vénérologie
MONDAIN Michel	Oto-rhino-laryngologie
MORIN Denis	Pédiatrie
PAGEAUX Georges- Philippe	Gastroentérologie ; hépatologie ; addictologie
PUJOL Pascal	Biologie cellulaire
QUERE Isabelle	Chirurgie vasculaire ; médecine vasculaire (option médecine vasculaire)
RENARD Eric	Endocrinologie, diabète et maladies métaboliques ; gynécologie médicale
REYNES Jacques	Maladies infectieuses, maladies tropicales
RIPART Jacques	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
ROUANET Philippe	Cancérologie ; radiothérapie
SOTTO Albert	Maladies infectieuses ; maladies tropicales
TAOUREL Patrice	Radiologie et imagerie médicale
VANDE PERRE Philippe	Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière
VERNHET Hélène	Radiologie et imagerie médicale
YCHOU Marc	Cancérologie ; radiothérapie

**PU-PH de 1^{er}
classe**

AGUILAR MARTINEZ Patricia	Hématologie ; transfusion
ASSENAT Éric	Gastroentérologie ; hépatologie ; addictologie
AVIGNON Antoine	Nutrition
AZRIA David	Cancérologie ; radiothérapie

BAGHDADLI Amaria	Pédopsychiatrie ; addictologie
BLANC Pierre	Gastroentérologie ; hépatologie ; addictologie
BORIE Frédéric	Chirurgie viscérale et digestive
BOURDIN Arnaud	Pneumologie ; addictologie
CAMBONIE Gilles	Pédiatrie
CAMU William	Neurologie
CAPTIER Guillaume	Anatomie
CARTRON Guillaume	Hématologie ; transfusion
CAYLA Guillaume	Cardiologie
CHANQUES Gérard	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
CORBEAU Pierre	Immunologie
COULET Bertrand	Chirurgie orthopédique et traumatologique
CUVILLON Philippe	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
DADURE Christophe	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
DAUVILLIERS Yves	Physiologie
DE TAYRAC Renaud	Gynécologie-obstétrique, gynécologie médicale
DE VOS John	Histologie, embryologie et cytogénétique
DEMARIA Roland	Chirurgie thoracique et cardio-vasculaire
DEREURE Olivier	Dermatologie - vénéréologie
DROUPY Stéphane	Urologie
DUCROS Anne	Neurologie
DUPEYRON Arnaud	Médecine physique et de réadaptation
FESLER Pierre	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
GARREL Renaud	Oto-rhino-laryngologie
GENEVIEVE David	Génétique
GUILLAUME Sébastien	Psychiatrie d'adultes ; addictologie
GUIU Boris	Radiologie et imagerie médicale
HAYOT Maurice	Physiologie
HOUEDE Nadine	Cancérologie ; radiothérapie
JUNG Boris	Médecine intensive-réanimation
KALFA Nicolas	Chirurgie infantile

KLOUCHE Kada	Médecine intensive-réanimation
KOUYOUMDJIAN Pascal	Chirurgie orthopédique et traumatologique
LACHAUD Laurence	Parasitologie et mycologie
LAVABRE-BERTRAND Thierry	Histologie, embryologie et cytogénétique
LAVIGNE Jean-Philippe	Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière
LE MOING Vincent	Maladies infectieuses ; maladies tropicales
LECLERCQ Florence	Cardiologie
MATECKI Stéfan	Physiologie
MORANNE Olivier	Néphrologie
MOREL Jacques	Rhumatologie
NAVARRO Francis	Chirurgie viscérale et digestive
NOCCA David	Chirurgie viscérale et digestive
PANARO Fabrizio	Chirurgie viscérale et digestive
PASQUIE Jean-Luc	Cardiologie
PEREZ MARTIN Antonia	Chirurgie vasculaire ; médecine vasculaire (option médecine vasculaire)
PERNEY Pascal	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
PRUDHOMME Michel	Anatomie
PUJOL Jean Louis	Pneumologie ; addictologie
PURPER-OUAKIL Diane	Pédopsychiatrie ; addictologie
ROGER Pascal	Anatomie et cytologie pathologiques
TRAN Tu-Anh	Pédiatrie

PU-PH de 2ème classe

BOBBIA Xavier	Médecine d'urgence
BOURGIER Céline	Cancérologie; radiothérapie
CANAUD Ludovic	Chirurgie vasculaire ; médecine vasculaire (option chirurgie vasculaire)
CAPDEVIELLE Delphine	Psychiatrie d'Adultes ; addictologie
CLARET Pierre-Géraud	Médecine d'urgence
COLOMBO Pierre- Emmanuel	Cancérologie ; radiothérapie
COSTALAT Vincent	Radiologie et imagerie médicale
DAIEN Vincent	Ophtalmologie

DORANDEU Anne	Médecine légale et droit de la santé
FAILLIE Jean-Luc	Pharmacologie fondamentale ; pharmacologie clinique ; addictologie
FUCHS Florent	Gynécologie-obstétrique ; gynécologie médicale
GABELLE DELOUSTAL Audrey	Neurologie
GAUJOUX Viala Cécile	Rhumatologie
GODREUIL Sylvain	Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière
GUILPAIN Philippe	Médecine Interne, gériatrie et biologie du vieillissement; addictologie
HERLIN Christian	Chirurgie plastique, reconstructrice et esthétique, brulologie
IMMEDIATO DAIEN Claire	Rhumatologie
JACOT William	Cancérologie ; Radiothérapie
JEZIORSKI Eric	Pédiatrie
LALLEMANT Benjamin	Oto-rhino-laryngologie
LATTUCA Benoît	Cardiologie
LE QUINTREC DONNETTE Moglie	Néphrologie
LETOUZEY Vincent	Gynécologie-obstétrique ; gynécologie médicale
LONJON Nicolas	Neurochirurgie
LOPEZ CASTROMAN Jorge	Psychiatrie d'Adultes ; addictologie
LUKAS Cédric	Rhumatologie
MENJOT de CHAMPFLEUR Nicolas	Radiologie et imagerie médicale
MILLET Ingrid	Radiologie et imagerie médicale
MURA Thibault	Biostatistiques, informatique médicale et technologies de la communication
NAGOT Nicolas	Biostatistiques, informatique médicale et technologies de la communication
OLIE Emilie	Psychiatrie d'adultes; addictologie
PARIS Françoise	Biologie et médecine du développement et de la reproduction ; gynécologie médicale
PELLESTOR Franck	Histologie, embryologie et cytogénétique
POUDEROUX Philippe	Gastroentérologie ; hépatologie ; addictologie
RIGAU Valérie	Anatomie et cytologie pathologiques
RIVIER François	Pédiatrie
ROGER Claire	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
ROSSI Jean François	Hématologie ; transfusion

ROUBILLE François	Cardiologie
SEBBANE Mustapha	Médecine d'urgence
SIRVENT Nicolas	Pédiatrie
SOLASSOL Jérôme	Biologie cellulaire
STERKERS Yvon	Parasitologie et mycologie
STOEBNER Pierre	Dermato-vénéréologie
SULTAN Ariane	Nutrition
THOUVENOT Éric	Neurologie
THURET Rodolphe	Urologie
TUAILLON Edouard	Bactériologie-virologie; hygiène hospitalière

VENAIL Frédéric	Oto-rhino-laryngologie
VILLAIN Max	Ophthalmologie
VINCENT Denis	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement, médecine générale, addictologie
VINCENT Thierry	Immunologie

PROFESSEURS DES UNIVERSITES

1^{re} classe :

COLINGE Jacques (Cancérologie, Signalisation cellulaire et systèmes complexes)

LAOUDJ CHENIVESSE Dalila (Biochimie et biologie moléculaire)

VISIÈRE Laurent (Sociologie, démographie)

PROFESSEURS DES UNIVERSITES - Médecine générale

1^{re} classe :

LAMBERT Philippe

AMOUYAL Michel

PROFESSEURS ASSOCIES - Médecine Générale

CLARY Bernard

GARCIA Marc

PROFESSEURS ASSOCIES - Médecine

BESSIS Didier (Dermato-vénéréologie)

MEUNIER Isabelle (Ophthalmologie)

MULLER Laurent (Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire)

PERRIGAULT Pierre-François (Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire)

QUANTIN Xavier (Pneumologie)

ROUBERTIE Agathe (Pédiatrie)

VIEL Eric (Soins palliatifs et traitement de la douleur)

Maîtres de Conférences des Universités - Praticiens Hospitaliers

MCU-PH Hors classe - Echelon Exceptionnel

MARTRILLE Laurent Médecine légale et droit de la santé

RICHARD Bruno Médecine palliative

**MCU-PH Hors
 classe**

BADIOU Stéphanie Biochimie et biologie moléculaire

BOULLE Nathalie Biologie cellulaire

CACHEUX-RATABOUL Valère Génétique

CARRIERE Christian Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière

CHARACHON Sylvie Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière

FABBRO-PERAY Pascale Epidémiologie, économie de la santé et prévention

GIANSILY-BLAIZOT Muriel Hématologie ; transfusion

**MCU-PH de 1^{re}
 classe**

BERTRAND Martin Anatomie

BOUDOUSQ Vincent Biophysique et médecine nucléaire

BRET Caroline Hématologie biologique

BROUILLET Sophie Biologie et médecine du développement et de la reproduction ; gynécologie médicale

COSSEE Mireille Génétique

GIRARDET-BESSIS Anne Biochimie et biologie moléculaire

HERRERO Astrid Chirurgie viscérale et digestive

LAVIGNE Géraldine Hématologie ; transfusion

LESAGE François-Xavier Médecine et Santé au Travail

MATHIEU Olivier Pharmacologie fondamentale ; pharmacologie clinique ; addictologie

MOUZAT Kévin Biochimie et biologie moléculaire

PANABIÈRES Catherine Biologie cellulaire

RAVEL Christophe Parasitologie et mycologie

SCHUSTER-BECK Iris Physiologie

THEVENIN-RENE Céline Immunologie

MCU-PH de 2^{ème} classe

BARATEAU Lucie Physiologie

BERGOUGNOUX Anne	Génétique
BOETTO Julien	Neurochirurgie
CHIRIAC Anca	Immunologie
DE JONG Audrey	Anesthésiologie-réanimation et médecine péri-opératoire
DESHAYES Emmanuel	Biophysique et médecine nucléaire
DU THANH Aurélie	Dermato-vénéréologie
FITENI Frédéric	Cancérologie ; radiothérapie
GATINOIS Vincent	Histologie, embryologie et cytogénétique
GOUZI Farès	Physiologie
HERBAUX Charles	Hématologie, transfusion
HUBERLANT Stéphanie	Gynécologie-obstétrique ; Gynécologie médicale
LEVEQUE Maude	Parasitologie et mycologie
MAKINSON Alain	Maladies infectieuses, Maladies tropicales
MARIA Alexandre	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement ; addictologie
PANTEL Alix	Bactériologie-virologie ; hygiène hospitalière
PERS Yves-Marie	Thérapeutique; addictologie
ROUBILLE Camille	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement ; addictologie
SZABLEWSKY	Anatomie et cytologie pathologiques

Maitres de Conférences des Universités

Maitres de Conférences hors classe

BERNEX Florence	Physiologie
CHAZAL Nathalie	Biologie cellulaire

Maitres de Conférences de classe normale

BECAMEL Carine	Neurosciences
CHAUMONT-DUBEL Séverine	Sciences du médicament et des autres produits de santé
DELABY Constance	Biochimie et biologie moléculaire
GUGLIELMI Laurence	Sciences biologiques fondamentales et cliniques
HENRY Laurent	Sciences biologiques fondamentales et cliniques
HERBET Guillaume	Neurosciences

LADRET Véronique	Mathématiques appliquées et applications des mathématiques
LAINE Sébastien	Sciences du Médicament et autres produits de santé
LE GALLIC Lionel	Sciences du médicament et autres produits de santé
LOZZA Catherine	Sciences physico-chimiques et technologies pharmaceutiques
MAIMOUN Laurent	Sciences physico-chimiques et ingénierie appliquée à la santé
MOREAUX Jérôme	Science biologiques, fondamentales et cliniques
MORITZ-GASSER Sylvie	Neurosciences
MOUTOT Gilles	Philosophie
PASSERIEUX Emilie	Physiologie
RAMIREZ Jean-Marie	Histologie
RAYNAUD Fabrice	Sciences du Médicament et autres produits de santé
TAULAN Magali	Biologie Cellulaire

Maîtres de Conférences des Universités - Médecine Générale

MCU-MG de 1^{re} classe

COSTA David
OUDE ENGBERINK
Agnès

MCU-MG de 2^{ème} classe

FOLCO-LOGNOS
Béatrice
CARBONNEL François

Maîtres de Conférences associés - Médecine Générale

CAMPAGNAC Jérôme
LOPEZ Antonio

MILLION Elodie

MINET Mathilde

PAVAGEAU Sylvain

REBOUL Marie-
Catherine

SERAYET Philippe

Praticiens Hospitaliers Universitaires

CAZAUBON Yoann	Pharmacologie fondamentale ; pharmacologie clinique ; addictologie
DAGNEAUX Louis	Chirurgie orthopédique et traumatologique
DUFLOS Claire	Biostatistiques, informatique médicale et technologies de la communication
GOULABCHAND Radjiv	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement ; addictologie
MIOT Stéphanie	Médecine interne ; gériatrie et biologie du vieillissement ; addictologie
ROCH Benoît	Pneumologie, addictologie
SARRABAY Guillaume	Génétique
SOCHE François-Régis	Chirurgie viscérale et digestive

PH chargés d'enseignements

ABOUKRAT Patrick	BRINGER-DEUTSCH Sop	DJANIKIAN Flora	LE MOINE DONY Marie-Christine	RIDOLFO Jérôme
AGUILHON Sylvain	BRINGUIER BRANCHERE	DONNADIEU-RIGOLE Héléne	LETERTRE Simon	RIPART Sylvie
AKKARI Mohamed	BRISOT Dominique	FAIDHERBE Jacques	LOPEZ Régis	RONGIERES Michel
ALRIC Jérôme	BRONER Jonathan	FATTON Brigitte	LUQUIENS Amandine	ROULET Agnès
AMEDRO Pascal	CADE Stéphane	FAUCHERRE Vincent	MANZANERA Cyril	RUBENOVITCH Josh
AMOUROUX Cyril	CAIMMI Davide Paolo	FAURE Elsa	MARGUERITTE Emmanuel	SANTONI Fannie
ANTOINE Valéry	CARR Julie	FILLERON Anne	MARTIN Lucille	SASSO Milène
ARQUIZAN Caroline	CARTIER César	FILLOLS Mélanie	MATTATIA Laurent	SCHULDINER Sophie
ATTALIN Vincent	CASPER Thierry	FITENI Frédéric	MEROUEH Fadi	SEGURET Fabienne
AYRIGNAC Xavier	CASSINOTTO Christophe	FOURNIER Philippe	MEYER Pierre	SENESE Pierre
BADR Maliha	CATHALA Philippe	GAILLARD Nicolas	MICHEL Moïse	SERRE Jean-Emmanuel
BAIS Céline	CAZABAN Michel	GALMICHE Sophie	MILESI Christophe	SKALLI EI Medhi
BARBAR Saber Davide	CHARBIT Jonathan	GENY Christian	MORAU Estelle	SOLA Christelle
BASSET Didier	CHEVALLIER Thierry	GERONIMI Laetitia	MORQUIN David	SOULLIER Camille
BATIFOL Dominique	CHEVALLIER-MICHAUD J	GINIES Patrick	MOSER Camille	SOUKSI MEDIONI Isabelle
BATTISTELLA Pascal	COLIN Olivier	GRECO Frédéric	MOUSTY Eve	STOEBNER DELBARRE Anne
BAUCHET Luc	CONEJERO Ismael	GUEDJ Anne Marie	MOUTERDE Gaël	TEOT Luc
BELL Ariane	CONSEIL Mathieu	GROSSIN Delphine	PANSARD Nicole	THIRION Marina
BENEZECH Jean-Pierre	CORBEAU Catherine	GUYON Gaël	PERNIN Vincent	TUNEZ Virginie
BENNYNS Karim	COROIAN Flavia-Oana	HEDON Christophe	PERRIGAULT Pierre François	VACHIEREY-LAHAYE Florence
BERNARD Nathalie	COUDRAY Sarah	HENRY Vincent	PEYRON Pierre-Antoine	VERNES Eric
BERTCHANSKY Ivan	CRANSAC Frédéric	JAMMET Patrick	PICARD Eric	VIALA Maurice
BIBOULET Philippe	CUNTZ Danielle	JEDRYKA François	PICOT Marie Christine	VINCENT Laure
BIRON-ANDREANI Christine	DARDALHON Brigitte	JREIGE Riad	PIERONI Laurence	WAGNER Laurent
BLANC Brigitte	DAVID Aurore	KINNE Mélanie	POQUET Héléne	WALTHER LOUVIER Ulrike
BLANCHARD Sylvie	DE BOUTRAY Marie	LABARIAS Coralie	PUJOL Sarah-Lise	ZERKOWSKI Laetitia
BLANCHET Catherine	DE LA TRIBONNIÈRE Xav	LABORDE Caroline	PUPIER Florence	
BLATIERE Véronique	DEBIEN Blaise	LACAMBRE Mathieu	QUANTIN Xavier	
BOBBIA Xavier	DELPONT Marion	LANG Philippe	RAFFARD Laurence	
BOGE Gudrun	DENIS Héléne	LAZERGES Cyril	RAPIDO Francesca	

BOURRAIN Jean Luc

DEVILLE de PERIERE
Gil

LE GUILLOU Cédric

RIBRAULT Alice

BOUYABRINE Hassan

DI CASTRI Alberto

LEGLISE Marie Suzanne

RICHAUD-MOREL Brigitte

REMERCIEMENTS

Aux membres de mon jury,

Madame le Professeur Catherine Cyteval, pour votre confiance dans la réalisation de ce travail. Merci pour votre accessibilité, votre expertise et votre expérience qui nous permettent à tous de progresser. C'est une chance d'avoir appris la radiologie à vos côtés, et un honneur de faire prochainement partie de votre service.

Madame le Professeur Ingrid Millet, pour nous accompagner chacun avec bienveillance et sympathie, de nous permettre de mener à bien nos projets dans le monde de la radiologie. Merci de partager avec nous vos connaissances, toujours avec pédagogie et modestie.

Monsieur le Docteur Olivier Beaufiles, via vos compétences de médecin urgentiste et votre accessibilité dans le monde hospitalier, de permettre une coopération optimale entre la radiologie et les urgences et un développement mutuel pour une prise en charge optimale des patients.

Madame le Docteur Marie-Pierre Baron, pour avoir contribué à ce travail dont les résultats ne font que confirmer vos compétences en imagerie ostéo-articulaire. Votre expérience et vos connaissances ont grandement contribué à ma formation.

Aux personnes ayant permis que ce projet aboutisse

À **Céline**, sans qui ce projet n'aurait jamais abouti. Merci pour ton aide perpétuelle, avec patience, expertise et disponibilité.

À **Jeanne**, pour ton accompagnement et ton aide précieuse pour les statistiques.

Au **Dr Ghomrani**, pour ta disponibilité et pour avoir accepté de participer à cette étude.

A tous les chefs et professeurs qui ont participé à ma formation

Du CH de Perpignan

Merci à **Anna-Maria, Sandra, Sabine, Maxime, Philippe, Geoffroy, Aymeric, Jean-Louis**.
Mes premiers pas dans la radiologie n'auraient pu être meilleurs qu'à vos côtés.

Merci particulièrement à **Anna-Maria** pour les moments de rire, les calories prises durant ce stage,
et pour nous avoir fait découvrir tes spots préférés d'Espagne.

Du CHU de Gui-De-Chauliac

Merci au **Pr Costalat**, à **Cyril, Carlos, Nicolas, Pierre-Henri, Gregory, Frederico, Imad**, pour
m'avoir appris à m'autonomiser en neuroradiologie et permis de progresser en tant que clinicien.

Merci à **Arthur** et **Pierre** pour m'avoir sauvé à plusieurs reprises devant des CAI ou de la
neuroradiologie pédiatrique.

Du CHU de Saint-Eloi

Merci au **Pr Guiu**, à **Marie-Ange, Julie, Valentina, Laure, Margaux, Lauranne, Christophe, Ali**,
pour m'avoir fait découvrir l'imagerie digestive, avec le plaisir des RECIST et des foie – gado.

Du CHU d'Arnaud-De-Villeneuve

Merci au **Pr Vernhet-Kovacsik**, à **Sebastien, Hamid, Juliette, Valérie**, pour m'avoir permis de
devenir champion en PICC.

Merci à **Sebastien** pour souffrir avec moi au crossfit.

Merci à **Benoît** pour m'avoir montré que tout était possible en radiologie interventionnelle, le tout
étant d'y croire.

Merci à l'équipe de radiopédiatrie, à **Ikram, Julie, Catherine, Stéphanie, Magali, Olivier, Charlotte, Anne-Hélène, Margaux**, pour m'avoir d'enfin permis de voir des appendices en échographie et de développer ma patience devant des patients peu coopérants.

Du CHU de Lapeyronie :

A **Arnaud**, pour m'avoir formé autant en arthroscanners qu'en références de films et en vidéos cocasses.

A **William**, pour m'avoir appris à travailler doucement le matin et pas trop vite l'après-midi (tranquille mec).

A **Yann**, pour m'avoir appris les bases d'un recrutement efficace de patients, et pour m'avoir montré qu'un bon radiologue commence sa journée en costume avec un bon café en grains.

Merci au **Pr Taourel**, à **Cécile, Fernanda, Caroline, Emma, Benjamin, Jessica**, pour m'avoir permis de devenir un radiologue de l'urgence. Grâce à vous je ne rate plus une colique néphrétique.

Du CHU de Nimes :

Merci à **Pierre**, pour m'avoir appris à cimenter plus vite que son ombre.

A **Takie**, pour m'avoir formé depuis Gui-de-Chauliac quand tu n'étais pas en rempla, jusqu'à Nimes quand tu n'étais pas triple-posté.

A **Sofian**, pour m'avoir appris les bases d'une téléradiologie efficace. Rappelle-moi de ne plus me prêter de chargeur de téléphone.

Merci à **Fehmi, Romain, Anis**, pour votre sympathie et votre disponibilité pour ma formation.

De l'équipe de médecine nucléaire :

Merci au **Pr Mariano**, à **Fabien, Meriem, Delphine, Aurélie, Adrien, Anne-Laure**, pour m'avoir fait découvrir votre spécialité, toujours avec sympathie et disponibilité.

De la clinique Beausoleil :

Merci à **Muriel, Benjamin, Silvia, Julie, Florian**, de me faire découvrir avec pédagogie l'imagerie de la femme, et permettre de me perfectionner dans les autres spécialités.

Table des matières

INTRODUCTION	23
PATHOLOGIE TRAUMATIQUE DE LA HANCHE	23
1. Rappels anatomiques	23
2. Incidence des fractures	25
3. Facteurs de risques	25
4. Classification des fractures	26
5. Manifestations cliniques	26
6. Prise en charge aux urgences	26
7. Sensibilité des radiographies standards	28
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	29
1. Introduction	29
2. Machine learning et Deep learning	29
3. Détection assistée par ordinateur (CAD : Computer-aided design) 31	
4. Application dans la lecture radiographique aux urgences	31
5. Boneview	32
ARTICLE.....	35
INTRODUCTION	35
MATERIELS ET METHODES	38
1. Design de l'étude.....	38
2. Patients	38
3. Boneview	39
4. Ground Truth / Gold standard	41
5. Lecteurs et lecture.....	42
6. Métriques	44
7. Analyse statistique	44
RESULTATS	45
1. Caractéristiques des patients	45
2. Performances du radiologue junior dans la détection des FESF47	
3. Performances du radiologue junior dans la détection des fractures du bassin	47

4. Performances diagnostiques du radiologue sénior et de l'urgentiste dans la détection des FESF	47
5. Performances du radiologue sénior et de l'urgentiste dans la détection des fractures du bassin	48
6. Comparaison des performances entre les lecteurs sur les 100 examens	48
DISCUSSION	49
BIBLIOGRAPHIE	54
ANNEXES	56
FIGURE AND TABLE LEGENDS	60
SERMENT	61
RESUME	62

INTRODUCTION

PATHOLOGIE TRAUMATIQUE DE LA HANCHE

1. Rappels anatomiques

L'articulation de la hanche correspond à l'articulation de la ceinture pelvienne (ou bassin) avec le fémur.

La ceinture pelvienne est formée des deux os coxaux (ou iliaques), du sacrum et du coccyx (Fig 1). Elle est située à la jonction entre le tronc et les membres inférieurs.

L'os iliaque est un os pair constitué de trois os soudés entre eux :

- l'ilion : partie supérieure de l'os coxal
- l'ischion : partie postéro-inférieure
- le pubis : partie antéro-inférieure.

Au niveau du point de soudure entre ces 3 os coxaux se forme une cavité articulaire nommée l'acétabulum (ou cotyle).

La tête du fémur, sphérique, vient ainsi s'ancrer dans cette cavité pour former l'articulation de la hanche ou articulation coxo-fémorale.

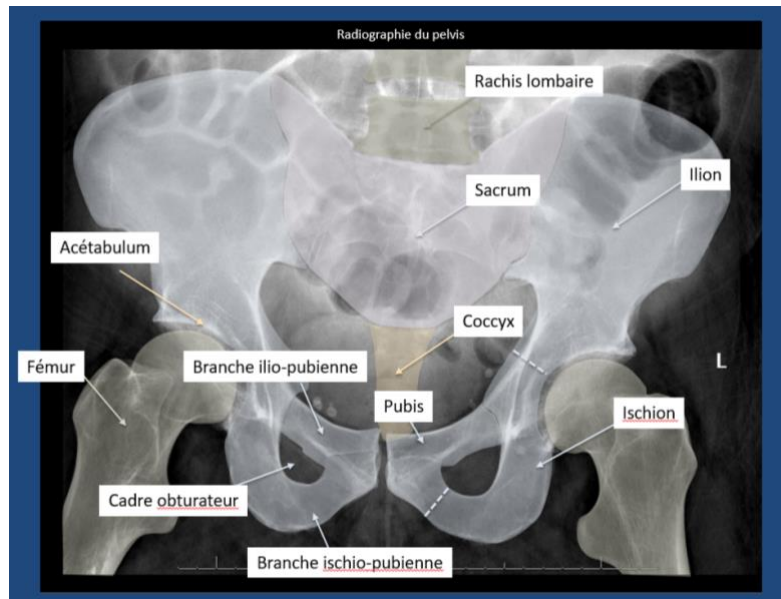


Figure 1 : Anatomie du bassin

La tête du fémur se prolonge par le col du fémur, le massif trochantérien puis la région métaphyso-diaphysaire du fémur (Fig 2).

Le massif trochantérien est constitué de deux points de repères importants car sièges de nombreuses insertions musculaires : le grand et le petit trochanters.



Figure 2 : Anatomie de l'extrémité supérieure du fémur

L'articulation coxo-fémorale supporte le poids du corps et est donc soumise à d'importantes contraintes.

L'architecture trabéculaire de l'extrémité supérieure du fémur offre une solidité au col fémoral. Entre les travées de compression et de tension existe une zone de fragilité osseuse aux fractures au niveau du col du fémur appelée triangle de Ward [1, fig 3].

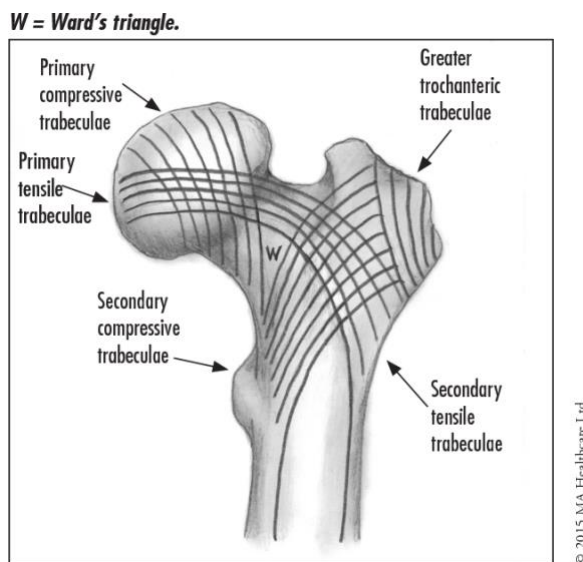


Figure 3 : travées de compression et de tension et triangle de Ward (selon Leblanc K, 2014)

2. Incidence des fractures

La fracture de l'extrémité supérieure du fémur constitue l'urgence traumatologique la plus fréquente chez le sujet âgé. Elle survient le plus souvent chez des femmes de plus de 70 ans [2]. La prévalence d'une fracture de la hanche au cours de la vie est ainsi de 20 % pour les femmes et de 10 % pour les hommes [3].

Les fractures de la hanche sont associées à une mortalité accrue, comme en témoignent les 12 à 17 % de patients qui décèdent au cours de la première année après avoir subi une fracture de la hanche [2]. Environ 25 % des patients sont capables de reprendre une pleine capacité d'activités de la vie quotidienne après une fracture de la hanche [4].

3. Facteurs de risques

90% des fractures de la hanche surviennent à la suite d'une chute [5]. D'autres facteurs de risque existent, comme la diminution de la densité minérale osseuse, un niveau faible d'activité physique [2], un statut socioéconomique faible, une fracture de la hanche antérieure et des

antécédents familiaux de fractures de la hanche [6].

Certains médicaments sont également associés à un risque accru de chutes notamment les inhibiteurs sélectifs de la recapture de la sérotonine, les stéroïdes inhalés et oraux, et les benzodiazépines [7]. Les inhibiteurs de la pompe à protons pris à long terme sont aussi associés à un risque accru de fractures en raison de l'absorption réduite du calcium [8], et la lévothyroxine, qui diminue la densité osseuse.

4. Classification des fractures

Les fractures de la hanche sont classiquement séparées en deux localisations anatomiques :

- Les fractures du col fémoral (ou cervicales) : de la base de la tête fémorale jusqu'à la ligne inter-trochantérienne (fig 4)
- Les fractures du massif trochantérien : de la ligne inter-trochantérienne à la région de la jonction métaphyso-diaphysaire supérieure (fig 5)

Les fractures du col du fémur posent le problème d'interrompre l'apport sanguin de la tête fémorale, d'où une incidence plus élevée d'ostéonécrose, engageant en plus du pronostic vital le pronostic fonctionnel [9].

5. Manifestations cliniques

A la suite d'un traumatisme à faible énergie (chute de sa hauteur), les patients se présentent avec une douleur de la hanche et de l'aîne et une incapacité à porter du poids.

La jambe traumatisée peut présenter une attitude en abduction – rotation externe et apparaître raccourcie. L'état moteur et neurovasculaire peuvent être compromis [10].

6. Prise en charge aux urgences

Éviter les conséquences négatives d'une fracture passe essentiellement par un diagnostic précoce. En effet, le délai avant l'intervention chirurgicale est l'un des principaux facteurs influençant les complications postopératoires [11], et la mortalité postopératoire augmente proportionnellement à l'augmentation du délai d'intervention [12].

Selon les recommandations de la HAS (Haute Autorité de la Santé), le diagnostic de fracture de hanche passe par l'examen clinique et la réalisation de radiographies standards [13].



Figure 4 : Fracture du col du fémur (CHU de Montpellier)

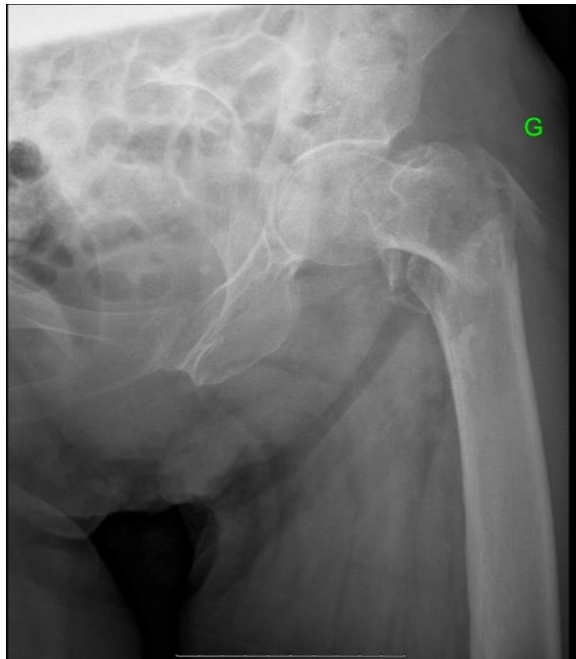


Figure 5 : Fracture du massif trochantérien (CHU de Montpellier)

7. Sensibilité des radiographies standards

L'imagerie radiographique de base de la hanche suspecte de fracture comprend une incidence du bassin de face et des incidences de face et de profil de la hanche affectée. Selon les estimations conventionnelles, la sensibilité pour le dépistage de fractures de hanche varie entre 90 et 98% [14,15].

Ainsi, jusqu'à 10% des fractures sont initialement manquées avec pour cause principale une mauvaise lecture initiale des radiographies [16].

D'autres imageries complémentaires peuvent être indiquées pour diagnostiquer ces fractures occultes comme la scintigraphie osseuse, le scanner et l'IRM [17].

L'IRM, avec notamment une pondération T1, a une sensibilité de 100% pour confirmer une fracture de la hanche lorsque les radiographies initiales sont négatives [18]. Le scanner a une sensibilité de 98% pour confirmer la présence d'une fracture [17].

Ces imageries ne sont cependant pas indiquées en première intention et sont difficilement disponibles dans le cadre de l'urgence du fait de la fréquence importante des traumatismes légers du bassin chez les personnes âgées.

La radiographie standard reste donc l'imagerie de base pratiquée en routine pour le dépistage des fractures de hanche aux urgences.

L'intelligence artificielle comme aide à la lecture pourrait permettre de diminuer le taux de fractures initialement manquées aux urgences et ainsi d'améliorer la prise en charge de ces patients.

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

1. Introduction

L'intelligence artificielle est née dans les années 1950 avec pour objectif de faire produire des tâches humaines par des machines mimant le fonctionnement du cerveau.

Dans le domaine médical, elle se base sur une approche numérique en se focalisant sur les régularités qu'il est possible d'identifier sur un nombre important de données disponibles pour en extraire des connaissances, sans modèle préétabli.

La plupart des systèmes actuels fonctionne par apprentissage automatique (*machine learning*), une méthode visant à donner aux ordinateurs la capacité d'apprendre à partir de données des représentations les plus générales ou spécifiques possibles, qui leur permettent de résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune.

2. Machine learning et Deep learning

Le *machine learning* est un domaine spécialisé de l'IA qui permet aux machines d'améliorer leur performance dans l'exécution des tâches avec l'expérience et ainsi d'acquérir des compétences sans implication humaine.

Pour cela, l'algorithme reçoit d'abord des exemples dont les résultats sont connus (exemples : on lui montre des mammographies et on lui précise lesquelles révèlent un cancer), note la différence entre ses prévisions et les résultats corrects, et s'accorde avec des pondérations pour affiner la précision de ses prédictions jusqu'à ce qu'elles soient optimisées. Grâce à des procédés issus des statistiques et des probabilités, la machine est capable de faire un diagnostic avec un taux d'erreur de plus en plus faible.

Le *machine learning* nécessite cependant pour s'adapter des retours faits par l'humain pour lui indiquer les classifications erronées ou vraies.

Il s'appuie donc sur un algorithme qui s'adapte lui-même à partir des retours faits par l'humain.

Le *deep learning* (apprentissage profond) est un sous-domaine du machine learning apparu il y a une dizaine d'années grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et donc de calcul et l'accumulation de gigantesques quantités de données (*big data*).

Le système du Deep learning est beaucoup plus autonome et identifiera lui-même les

caractéristiques discriminantes. Il évite au programmeur d'assumer les tâches de spécification de fonction (définissant les caractéristiques à analyser à partir de données) et l'optimisation (comment peser les données pour fournir une prévision précise), c'est l'algorithme qui s'en charge lui-même.

Pour cela, le système s'inspire du fonctionnement du cerveau (bio-mimétisme) en reproduisant un réseau de neurones organisés en différentes couches. Il est ainsi composée d'une couche d'entrée, de couches cachées et d'une couche de sortie qui va donner la réponse.

Par exemple pour reconnaître un chat ou un chien sur une photo, une première couche identifiera les pixels de la photo, la seconde s'attachera aux formes, la troisième aux couleurs etc... La dernière couche aura trois neurones : l'un s'activera s'il s'agit d'un chat, l'autre s'il s'agit d'un chien, et le troisième s'il ne s'agit ni de l'un ni de l'autre.

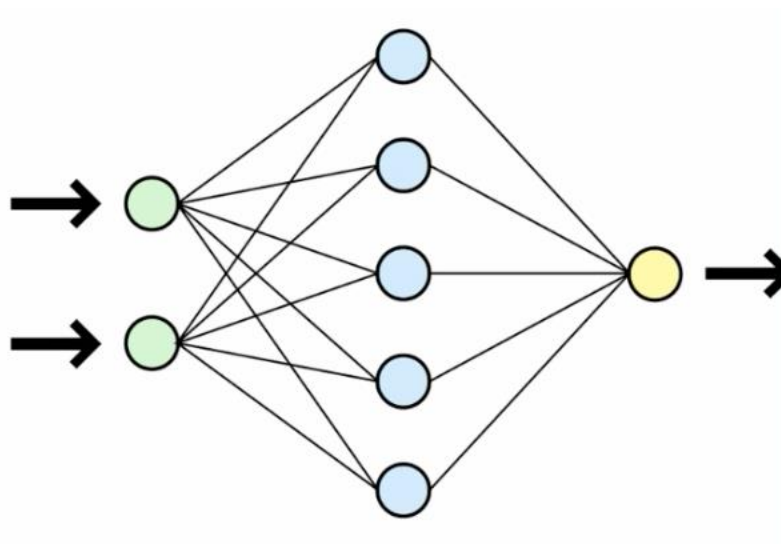


Figure 6 : Principe du *deep learning* en différentes couches

Dans chaque couche, il recherchera un nouveau critère spécifique pour décider de la classification retenue pour l'objet à la fin du processus.

Cet algorithme apprend donc la tâche assignée par « essais et erreurs » à partir d'une grande quantité de données, avant de s'autonomiser.

Les **DCNN** (*Deep Convolutional Neural Network*) sont un type de réseau neuronal artificiel utilisant un apprentissage profond dans la reconnaissance et le traitement d'images, et spécifiquement conçu pour traiter les données de pixel.

Ils se basent sur une analyse de l'image par convolution en divisant l'image en sous-régions et en

l'analysant par une opération de filtrage avec association de poids à chaque pixel.

C'est un type de modèle de régression non linéaire : ce sont des fonctions composites qui transforment leurs variables d'entrée (radiographies) en une ou plusieurs sorties (pathologie identifiée dans les radiographies).

Les paramètres de la convolution sont automatiquement appris par l'algorithme à partir d'un ensemble de données d'exemples de paires entrée-sortie (appelé "ensemble d'apprentissage").

3. Détection assistée par ordinateur (CAD : Computer-aided design)

Les systèmes de détection assistée par ordinateur assistent les médecins dans l'interprétation des images médicales. Ils peuvent fournir rapidement au clinicien un deuxième avis fiable en identifiant des régions des radiographies hautement susceptibles de contenir une pathologie.

Pour optimiser l'algorithme, des milliers d'images numériques sont nécessaires.

Dans le domaine de l'imagerie médicale, ces systèmes de détection ont déjà prouvé leur utilité pour plusieurs tâches telles que le dépistage de mélanomes sur des photos de peau [19], de rétinopathies diabétiques sur des fonds d'œil [20].

Plus spécifiquement en radiologie, certains hôpitaux utilisent la CAD pour prendre en charge les examens médicaux préventifs notamment en mammographie pour la détection de cancer du sein [21] ou pour la détection de nodules pulmonaires sur des scanners thoraciques [22].

4. Application dans la lecture radiographique aux urgences

Les techniques d'imagerie par rayons X fournissent une grande quantité d'informations que le radiologue ou un autre professionnel de la santé doit analyser et évaluer de manière exhaustive en peu de temps, avec un risque de mauvaise interprétation initiale des radiographies.

De multiples facteurs peuvent être à l'origine de ces erreurs d'interprétation notamment la fatigue des praticiens, le manque d'expertise immédiate, la variabilité inter-observateurs [23].

Une mauvaise interprétation initiale des radiographies peut avoir des conséquences graves. En cas de fracture manquée, les risques sont notamment fonctionnels (non-consolidation, cals vicieux, évolution vers l'arthrose post-traumatique ...) mais également vitaux (syndrome de glissement) [24].

L'IA a déjà prouvé sa capacité à aider dans le dépistage radiographique des fractures notamment

du poignet [25] de l'extrémité supérieure de l'humérus [26].

5. Boneview

a. Généralités

Le logiciel d'intelligence artificielle (IA) BoneView TM (GLEAMER, Paris, France) a été conçu, entraîné et validé pour localiser les fractures récentes et semi-récentes sur des images DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) anonymisées en pleine résolution. Boneview est un logiciel destiné à fournir des données préliminaires pour aider les médecins à lire les radiographies.

La population de patients prévue pour Boneview inclut les personnes admises dans un hôpital ou un établissement de santé pour un examen radiologique. Bien que le patient n'interagisse pas directement avec Boneview, les résultats de l'examen radiographique qu'il vient de subir sont traités par Boneview et seront utilisés par le médecin dans son diagnostic.

Ses paramètres d'application sont larges, avec un apport diagnostique prouvé notamment pour détecter les fractures périphériques [27], du grill costal et du rachis thoraco-lombaire [28].

b. Développement de l'algorithme

Pour développer l'algorithme, 300 000 radiographies de patients ont été rassemblées provenant de plus de 60 services de radiologie entre janvier 2011 et mai 2021. Cet ensemble de données a ensuite été divisé de manière aléatoire en un ensemble d'entraînement de 70 %, un ensemble de validation de 10 % et un ensemble de test interne de 20 %.

c. Construction et validation du modèle

Le modèle d'intelligence artificielle est un réseau neuronal convolutif profond basé sur "Detectron 2" [29], qui a été modifié et amélioré pour l'adapter à notre tâche. En particulier, l'augmentation des données, par rotation, retournement, translation, recadrage et redimensionnement aléatoires, a été effectuée pendant l'entraînement. Le modèle a été entraîné pendant 270 000 itérations (dataset d'entraînement). Les mises à jour des paramètres ont été effectuées à l'aide d'un algorithme de gradient stochastique avec une taille de lot de 4.

Le réseau neural convolutif profond suit le paradigme des détecteurs d'objets à deux étapes. La première étape reçoit en entrée l'image DICOM en pleine résolution sans aucun prétraitement ni remise à l'échelle. À partir de cette image, elle extrait des cartes de caractéristiques intermédiaires correspondant à différentes résolutions spatiales à l'aide d'un réseau FPN (Feature Pyramid Network) de 152 couches convolutives cachées. Les boîtes d'ancrage des cartes de caractéristiques sont transmises à un réseau de proposition de région (RPN, region proposal network), qui attribue un score à chaque boîte en fonction de la probabilité qu'elle contienne un objet, et tente de régresser les coordonnées de la boîte englobante associée à l'objet afin de produire une localisation pertinente.

Si le score est supérieur à un seuil fixe, l'ancrage est considéré comme une région d'intérêt (ROI, region of interest), et les caractéristiques associées aux coordonnées prédites par le RPN à la résolution correspondante sont transmises à la deuxième étape.

Le seul objectif de la deuxième étape est d'affiner les résultats du RPN, c'est-à-dire le score associé à la région d'intérêt et les coordonnées de la boîte englobante correspondante. En fonction du seuil fixé sur les scores retournés par l'algorithme pour chaque ROI, le pipeline final est capable de fonctionner à différents points de fonctionnement (sensibilité, spécificité). Lorsque le niveau de confiance de l'IA dépasse ce seuil, le logiciel met en évidence la région d'intérêt en l'entourant d'un rectangle blanc sur la radiographie, en pointillé ou trait plein selon le niveau de confiance.

Le score associé à la région d'intérêt a été redimensionné pour définir un premier seuil à 50% et un second à 90%. Ces seuils ont été sélectionnés manuellement dans l'ensemble du test de développement.

Les deux seuils sont définis comme suit (Fig 7):

- Un seuil de haute sensibilité appelé "DOUBT FRACT", égal à une confiance de 50% après transformation
- Un seuil de haute spécificité appelé "FRACT", égal à une confiance de 90% après transformation.

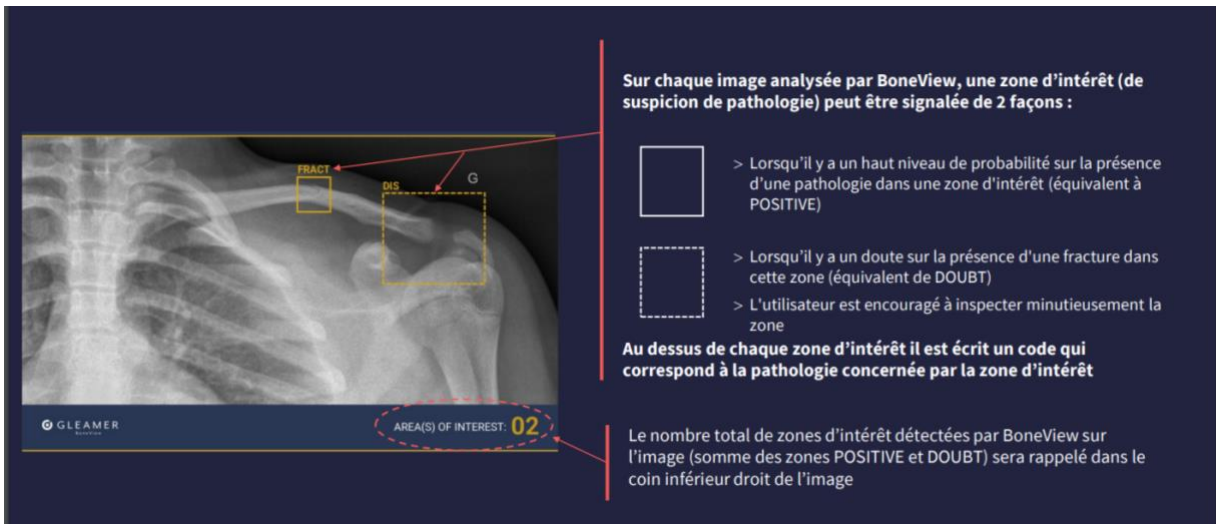


Figure 7 : Affichage des résultats du logiciel Boneview

d. Fonctionnement

Dans la pratique clinique, un proxy léger interagit avec le PACS (Picture Archiving and Communication System) selon la norme DICOM afin de récupérer les images nouvellement acquises et de les transmettre au logiciel d'intelligence artificielle pour traitement. Les résultats de l'IA sont renvoyés presque instantanément au PACS dans le format DICOM Secondary Captures, qui est pris en charge par la plupart des logiciels de visualisation DICOM (fig 8).

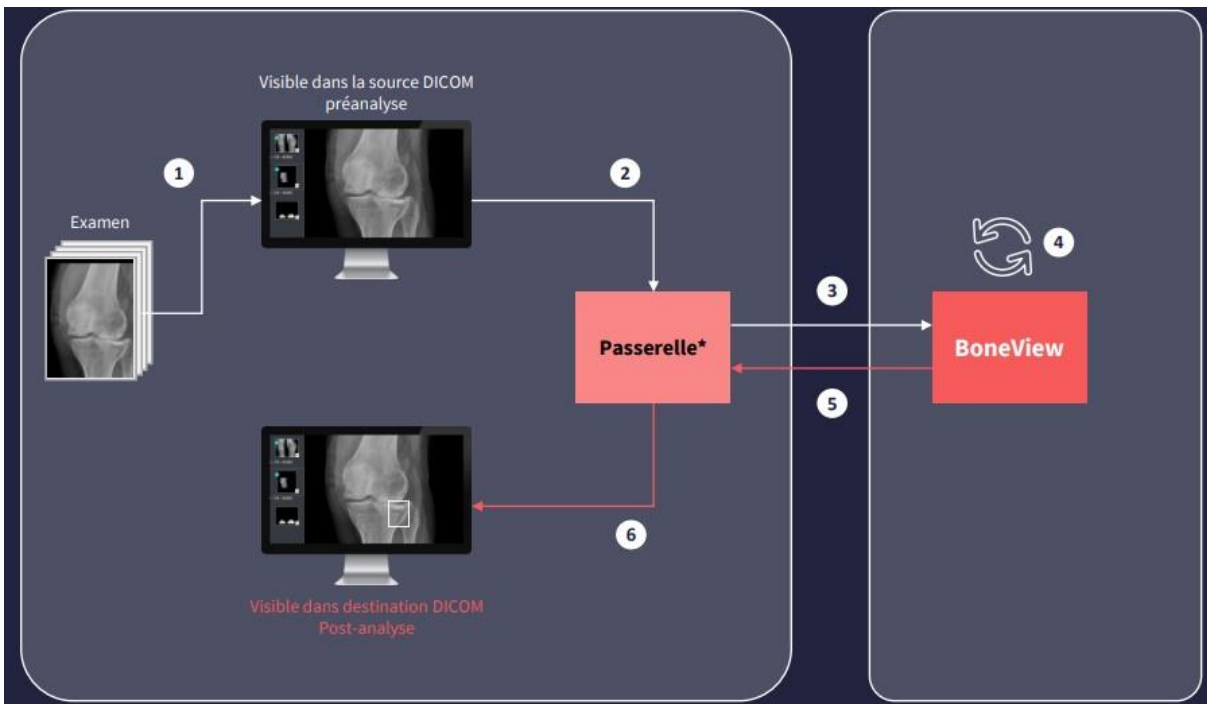


Figure 8 : Principes de fonctionnement de Boneview

ARTICLE

Évaluation rétrospective des performances diagnostiques des radiologues et urgentistes comparées à une intelligence artificielle pour la détection des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin en radiographie standard

INTRODUCTION

Les fractures de la hanche sont associées à une morbidité et une mortalité importantes et sont un problème de santé public majeur. Les données épidémiologiques varient selon les pays, mais on estime globalement que les fractures de la hanche toucheront environ 18 % des femmes et 6 % des hommes [30]. Avec le vieillissement progressif de la population, le nombre absolu de fractures de la hanche devrait atteindre 4,5 millions d'ici 2050 [31].

Elles affectent le pronostic fonctionnel et vital des patients concernés. Éviter les conséquences négatives d'une fracture passe essentiellement par un diagnostic précoce. En effet, le délai avant l'intervention chirurgicale est l'un des principaux facteurs influençant les complications postopératoires [11], et la mortalité postopératoire augmente proportionnellement à l'augmentation du délai d'intervention [12].

En France, dans le cadre des traumatismes non graves de la ceinture pelvienne (chutes), le diagnostic de fractures de l'extrémité supérieure du fémur (FESF) repose principalement sur l'interprétation des radiographies standard du bassin et de la hanche. La figure 9 résume la prise en charge de l'imagerie encouragée par la Haute Autorité de Santé (HAS) [13] .

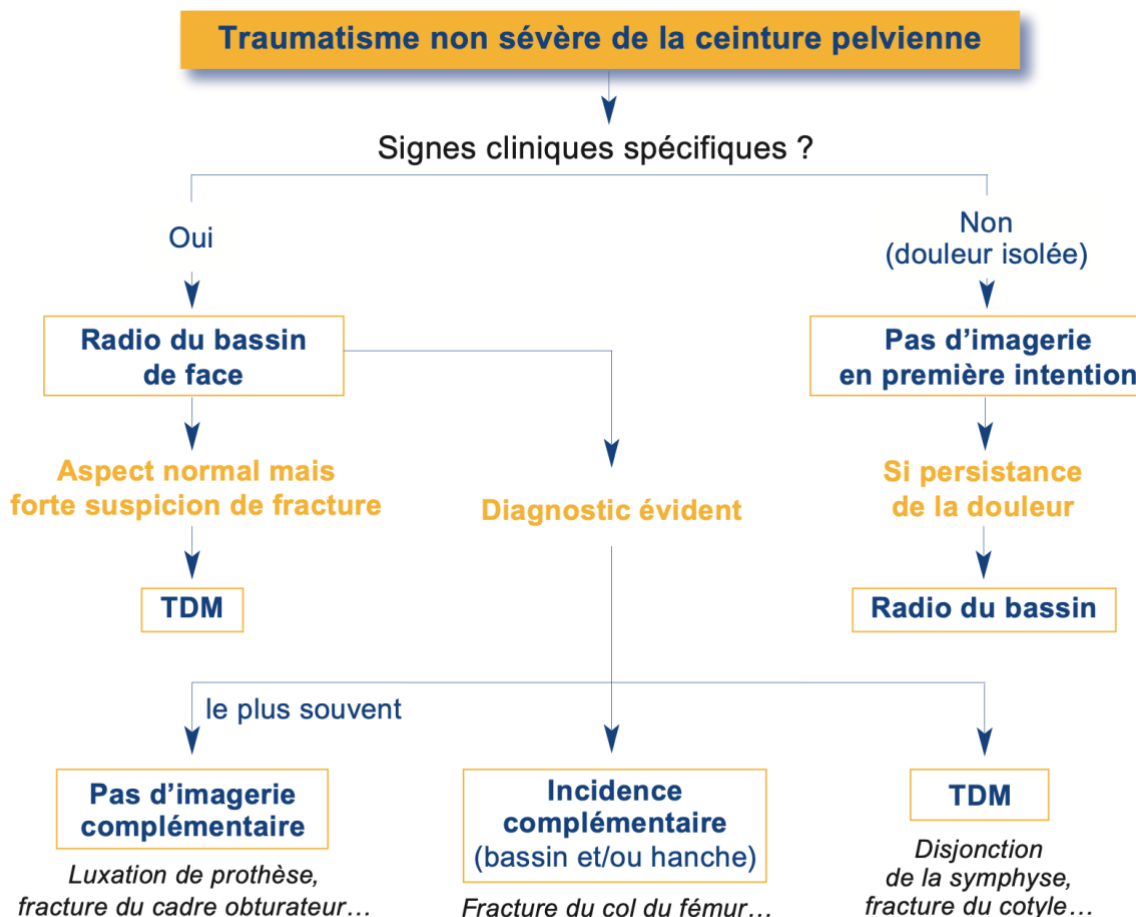


Figure 9 : Prise en charge en imagerie des traumatismes légers de la ceinture pelvienne –

Recommandations de la HAS [13]

L'analyse optimale des radiographies réalisées quotidiennement pour les suspicions de fractures traumatiques du bassin nécessite de la disponibilité et de l'expertise, mais le grand nombre d'exams pratiqués ne permet pas toujours une expertise radiologique immédiate, nécessitant souvent une première lecture par un médecin urgentiste ou un chirurgien orthopédique.

Cependant, des études montrent la faible sensibilité de la radiographie. Jusqu'à 10 % des fractures ne sont pas identifiées à la radiographie, en particulier chez les patients admis aux urgences [16,32]. Les fractures manquées représentent ainsi jusqu'à 80 % des erreurs de diagnostic dans un service d'urgence et sont diagnostiquées ultérieurement lors de la réalisation d'exams complémentaires (scanner, IRM) ou lors du suivi du patient. Les raisons les plus courantes d'erreur étaient une mauvaise lecture des radiographies [24].

Pour réduire la morbidité et la mortalité liées à ces erreurs de diagnostic, l'intelligence artificielle (IA) comme aide à la lecture peut permettre un meilleur dépistage initial et donc une meilleure prise en charge des patients.

L'IA est apparue dans les années 1950 avec l'apparition et le développement des ordinateurs.

Dans les années 1980, les systèmes traditionnels de détection assistée par ordinateur (CAD : « Computed Aided Detection ») commençaient à être intégrés à la radiologie clinique pour détecter dans les images des motifs programmés par l'homme afin de guider le clinicien vers les zones nécessitant une attention particulière (suspicion de tumeur, de fracture ...).

L'explosion logarithmique de la puissance des ordinateurs à partir des années 1990 (GPU : graphics processing unit), la création d'une base de données d'images annotées " ImageNet ", puis l'émergence de nouveaux algorithmes (Deep Learning) ont permis des progrès considérables dans la reconnaissance d'images.

Ainsi, la détection assistée par ordinateur est devenue l'un des principaux sujets de recherche en imagerie médicale et en radiologie diagnostique, avec des applications avérées pour le dépistage du cancer du sein sur les mammographies [21], des nodules pulmonaires sur les tomodensitométries [22] et pour prédire l'évolution des maladies neurodégénératives [33].

Une étude a récemment démontré la performance du diagnostic automatique des fractures de la hanche en utilisant un système entièrement automatisé de bout en bout basé sur l'apprentissage profond, mais le modèle ne prenait en compte qu'une seule image dans sa prédiction, contrairement à un interprète humain, et n'était entraîné que pour les fractures de la hanche, ce qui limite son extrapolabilité à la pratique clinique [34].

Un logiciel de détection et de diagnostic utilisant un algorithme d'intelligence artificielle, développé par la société GLEAMER, est destiné à optimiser les performances diagnostiques des radiologues.

L'IA BoneView™ (GLEAMER, Paris, France) a été conçue, entraînée et validée pour localiser les fractures récentes et semi-récentes sur des images DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) anonymisées en pleine résolution.

Cet outil a déjà prouvé ses performances pour les fractures périphériques, avec un gain de sensibilité et de spécificité sans perte de vitesse de lecture [27]. Il permettrait également d'aider à l'analyse des radiographies des patients suspects d'avoir une fracture de l'extrémité supérieure du fémur afin d'en augmenter la détection.

L'objectif de cette étude est d'évaluer les performances diagnostiques de l'IA, des radiologues et des urgentistes sans et avec l'aide de l'IA pour la détection radiographique des fractures du bassin et en particulier des fractures de l'extrémité supérieure du fémur.

MATERIELS ET METHODES

1. Design de l'étude

Cette étude observationnelle rétrospective a porté sur les soins standards tertiaires dispensés dans un seul hôpital à haut volume (hôpital Lapeyronie). Le comité d'examen institutionnel (« Institutional Review Board » IRB) de Montpellier, France (Comité de protection des personnes de l'Hérault) a approuvé cette étude (IRB ID : 202000393). Notre étude était conforme aux directives STARD (Standards for Reporting of Diagnostic Accuracy Studies) [35].

2. Patients

Le nombre de patients à inclure dépend de l'estimation du taux de discordance attendu entre les lectures conventionnelles et celles assistées par l'IA. En considérant un taux de discordance

maximal de 20 % avec une largeur d'intervalle de confiance à 95 % de 0,05, 900 sujets étaient nécessaires. En tenant compte d'un petit nombre de données non évaluables, nous avons proposé d'inclure N=940 sujets dans cette étude

Une demande d'extraction du PMSI (Programme de Médicalisation des Systèmes d'Information) a été effectuée auprès du Département d'Information Médicale (DIM) du CHU afin d'obtenir une liste de patients (anonymisée par IPP), âgés de 60 ans et plus, admis aux Urgences de l'hôpital Lapeyronie suite à une chute et ayant bénéficié à minima d'une radiographie de face du bassin. 1221 dossiers répondant à ces critères ont été répertoriés entre mars 2020 à juin 2021.

Cette liste a par la suite fait l'objet d'un tri (screening), les dossiers répondant aux critères suivants ont été exclus : (a) qualité radiographique médiocre empêchant l'interprétation humaine et/ou l'application de l'IA ; (b) patients admis aux urgences pour un gros traumatisme avec des fractures évidentes du bassin (fragments multiples) ; (c) radiographies réalisées pour des lésions non traumatiques (coxarthrose, ostéonécrose) ; patients dont le diagnostic de fracture n'a pas été confirmé par le diagnostic de référence final (pas d'examens supplémentaires tels que le scanner ou l'IRM, pas de suivi hospitalier).

Au total le nombre de sujets nécessaires (NSN) a été atteint avec 940 patients inclus.

3. Boneview

Pour développer l'algorithme, plus de 300 000 radiographies de patients ont été recueillies dans plus de 60 services de radiologie entre janvier 2011 et mai 2021. Cet ensemble de données a ensuite été divisé de manière aléatoire en un ensemble d'entraînement de 70 %, un ensemble de validation de 10 % et un ensemble de test interne de 20 %.

Le système d'IA a été intégré dans un logiciel de radiologie comme aide au diagnostic.

Le logiciel fonctionne avec deux seuils prédéfinis basés sur la confiance dans la région d'intérêt identifiée par l'algorithme. Ils sont définis comme suit : un seuil de sensibilité élevé appelé "DOUBT FRACT" (confiance de l'IA entre 50% et 90%), représenté par une case en pointillés autour de la région d'intérêt, et un seuil de spécificité élevé appelé "FRACT" (confiance de l'IA supérieure à 90%), représenté par une case en trait plein autour de la région d'intérêt. Si le pourcentage de confiance de l'IA est inférieur à 50%, le système d'IA considère qu'aucune fracture n'a été détectée (aucune région d'intérêt). Ces seuils ont été sélectionnés manuellement dans l'ensemble du test de développement, totalement indépendant des données de la présente étude clinique.

Une fois que chaque radiographie du patient examiné a été analysée par l'IA, une boîte de résultats est créée indiquant le nombre de radiographies analysées et le résultat final :

- "FRACT" : au moins une fracture est détectée sur les radiographies.
- "NO FRACT" : aucune fracture n'est détectée.
- "DOUBT FRACT" : au moins une fracture douteuse est détectée à partir des radiographies.
- "NOT AVAILABLE" : aucune fracture n'a été détectée mais toutes les radiographies de l'examen n'ont pas pu être analysées par l'IA.

"Doubt" et "fract" correspondent donc tous deux à la visualisation radiographique d'une fracture mais avec deux niveaux de confiance différents, et seront donc regroupés comme "positif" dans l'analyse statistique, se rapprochant ainsi de la pratique réelle.

4. Gold standard

Le diagnostic de référence final (gold standard) prendra en compte l'ensemble des examens d'imagerie réalisés (radiographie, scanner, IRM) et l'analyse du dossier du patient dans le mois suivant la suspicion de fracture (Fig 10) :

- Scanner complémentaire précoce, PET-scanner, scintigraphie ou IRM (dans les 15 jours)
- Suivi clinique (déplacement secondaire...)
- Suivi chirurgical (si le patient a été opéré)
- Suivi radiologique (pour démontrer la présence d'une fracture si un cal apparaît).

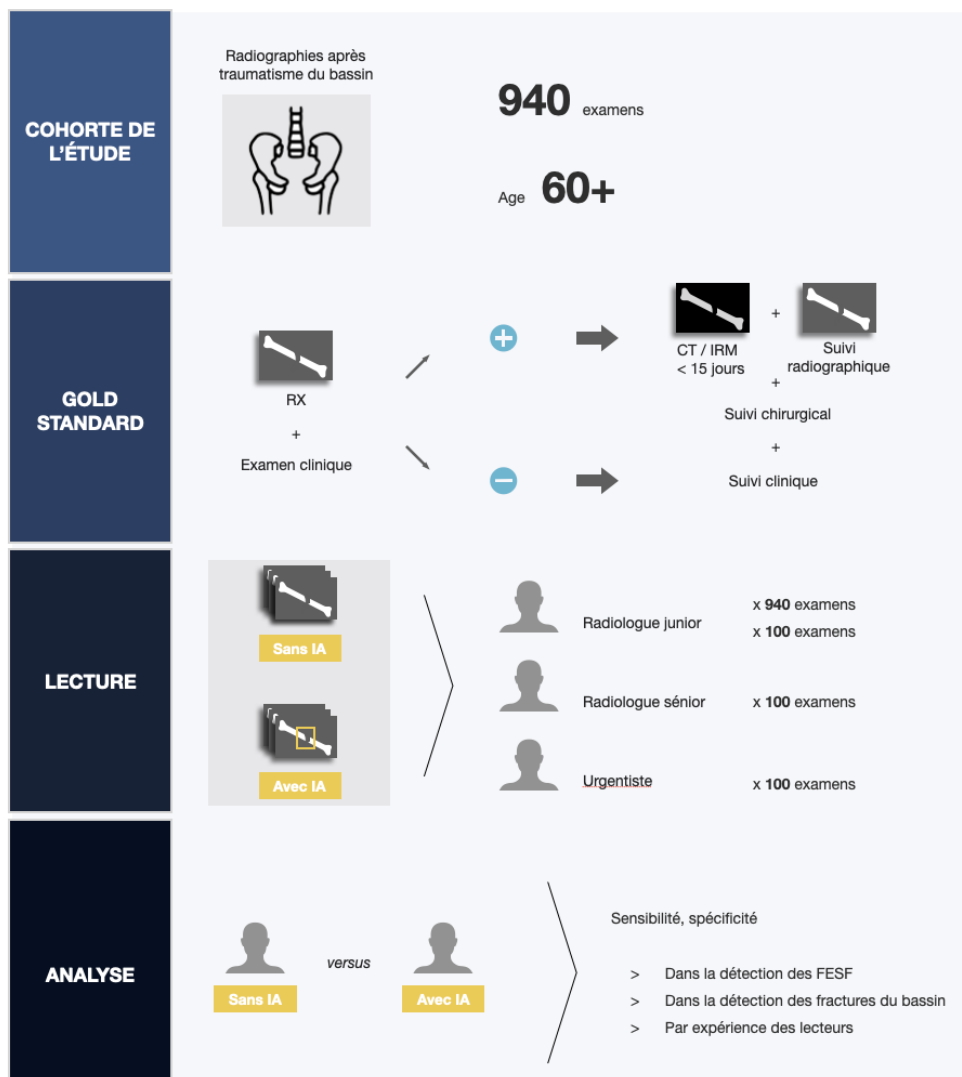


Figure 10 : Design de l'étude : De la constitution de la cohorte de patients, l'établissement du Gold standard, la méthodologie des lecteurs et les différentes analyses effectuées. FESF = fractures de l'extrémité supérieure du fémur

5. Lecteurs et lecture

Un radiologue junior était chargé de lire les 940 examens anonymisés comportant au moins une radiographie du bassin (Fig 10). Après une période de « wash-out », ce même radiologue junior a relu 100 radiographies de la base de donnée initiale sélectionnées en aveugle en appliquant la même méthodologie de lecture.

Deux autres lecteurs, un radiologue sénior spécialisé en imagerie ostéo-articulaire et un médecin urgentiste ont ensuite effectué une lecture de ces mêmes radiographies, permettant des comparaisons inter-observateurs des résultats obtenus.

Le lecteur était aveugle aux données cliniques et les lectures ont été effectuées sur des postes de travail médicaux dédiés affichant des radiographies anonymisées, sans aucune contrainte de temps.

Le lecteur a d'abord analysé chaque examen radiographique sans l'aide de l'IA et a complété le recueil de données présenté en Figure 11.

			Fracture 1		
QUALITE IMAGE	FRACT / NO FRACT / DOUBT	Nombre de fractures vues	RAD F1	RAD F1	RAD F1
1. Aucun artefact			Localisation : col	Récente ? O/N	Degrés de certitude de 0 à 5
2. Moyenne : Artefacts mais interprétable			fémoral / trochantérienne / cadre obturateur / aile iliaque / sacrum / acétabulum / diaphysaire		0. 0% à 25%
3. Non interprétable					1. 25% à 50%
					2. 50% à 70%
					3. 70% à 85%
					4. 85% à 95%
					5. 95% à 100%

Figure 11 : Recueil de données de lecture des examens radiographiques

Il indiquait : la qualité de l'examen (pas d'artéfacts, des artéfacts mais examen interprétable ; examen non interprétable) ; la présence de fractures (douteuses ou non) ; le cas échéant leur nombre ; pour chaque fracture : leur localisation (région trochantérienne, col du fémur, tête fémorale, diaphyse fémorale, cadre obturateur, acétabulum, aile iliaque, sacrum), leur caractère récent et le degré de confiance des lecteurs dans le diagnostic (de 0 à 5).

Dans un second temps, les résultats de l'IA seule ont été extraits en indiquant la présence de fractures détectées ou non, leur nombre et leur localisation.

Enfin, le lecteur effectuait le même recueil de données que sa première lecture mais en s'aidant des résultats de l'IA dans la lecture radiographique.

6. Métriques

Nous avons utilisé une mesure basée sur le nombre de fractures correctement identifiées par le lecteur parmi toutes les fractures réelles, en comptant les fractures multiples par patient le cas échéant. Deux variantes de la sensibilité (Se) ont été calculées : le **Se-FESF** ne tenant compte que des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et le **Se-bassin** tenant compte de toutes les fractures du bassin.

Les fractures de l'extrémité supérieure du fémur regroupent les fractures du massif trochantérien, du col du fémur et de la tête fémorale.

Les fractures du bassin regroupent les FESF précédemment citées, ainsi que les fractures du cadre obturateur, de l'acétabulum, de l'aile iliaque, du sacrum et de la diaphyse fémorale.

La spécificité par rapport au patient (**Sp-PW : specificity patient-wise**) correspond à la proportion de patients pour lesquels aucune fracture n'a été visualisée par le lecteur parmi les patients qui n'en ont réellement aucune.

7. Analyse statistique

L'effet de l'aide apportée par l'IA sur tous les paramètres de sensibilité et de spécificité (Se-FESF, Se-bassin, Sp-PW) a été évalué par un test t de Student apparié. Le seuil de significativité a été fixé à 5 % ($p < 0,05$). Les intervalles de confiance (IC) à 95 % des paramètres ont été calculés à l'aide de la méthode exacte de Clopper-Pearson [Clopper]. Des tests t de Student appariés ont également été utilisés pour évaluer la significativité de la différence de performances entre deux lecteurs sur les mêmes examens.

Toutes les analyses statistiques ont été réalisées à l'aide de Python (version 3.9, bibliothèques SciPy, Scikit-learn et Pandas) et R (version 4.1.2 (2021-11-01)).

Analyse primaire : évaluation de la sensibilité et de la spécificité du radiologue junior non assisté par l'IA, de l'IA seule puis du radiologue junior assisté par l'IA pour la détection radiographique des fractures de l'extrémité supérieure du fémur.

Deux conditions étaient nécessaires pour valider ce double objectif primaire : une sensibilité supérieure de l'analyse radiographique assistée par l'IA, et une non-infériorité de sa spécificité.

Analyses secondaires :

- Évaluation des performances (sensibilité et spécificité) du radiologue junior dans la détection des fractures du bassin dans sa globalité,
- Évaluation du radiologue sénior et de l'urgentiste non assistés puis assistés par l'IA pour la détection des FESF puis du bassin,
- Comparaisons inter-observateurs des performances.

RESULTATS

1. Caractéristiques des patients

Au total, 940 patients ont été inclus (fig 12). Il y avait 648 femmes (69%) et 292 hommes (31%), avec un âge moyen de 83 ans (+/- 10 ans).

Ces pourcentages sont cohérents avec l'épidémiologie décrite dans l'introduction.

60 patients n'ont pas été inclus en raison d'une mauvaise qualité radiographique empêchant l'interprétation humaine.

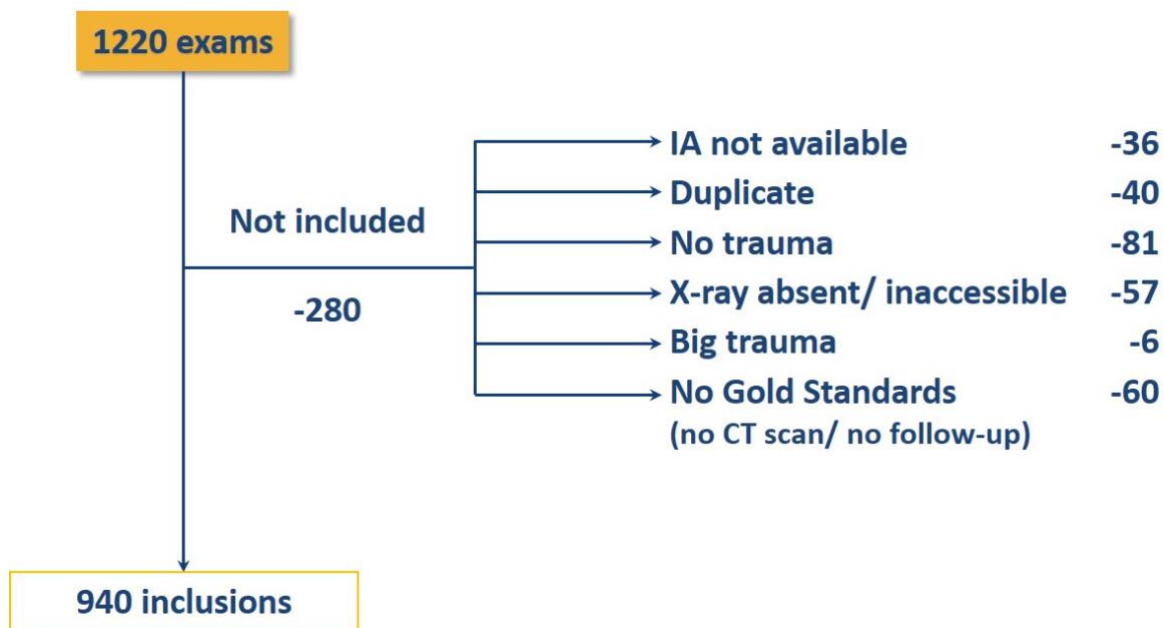


Figure 12 : Flowchart de l'étude.

Parmi tous les patients, 539 patients (57%) avaient une ou plusieurs fractures du bassin.

En comptant les fractures multiples, il y a un total de 633 fractures réelles pour les 940 patients.

Les pourcentages de fractures par localisation sur le bassin sont présentés dans le tableau 1.

Anatomic localization	N	%
Acetabulum	34	5,37
Femoral diaphysis	40	6,32
Femoral head	1	0,16
Femoral neck	157	24,8
Iliac wing	13	2,05
Obturator frame	139	21,96
Sacrum	37	5,85
Trochanter	212	33,49
TOTAL	633	100

Table 1 : Pourcentage de fractures par localisation sur le pelvis

2. Performances du radiologue junior dans la détection des FESF

Non assisté par l'IA, dans la détection des FESF, le radiologue junior a une sensibilité de 93,24% et une spécificité de 95,24% (Table 2).

L'IA seule a une meilleure sensibilité mesurée à 96,76%, au détriment de sa spécificité de 78,25%.

Enfin, assisté par l'IA, le radiologue junior améliore sa sensibilité passant à 96,49% (+3,2%, 95% CI : 1.43 ; 5.07; $p < 0.001$) (Tableau 2).

Cette amélioration de la sensibilité s'accompagne cependant d'une légère baisse significative de sa spécificité mesurée à 93,25% (-1,99%, 95% CI : 0,62 ; 3,37; $p = 0,005$).

3. Performances du radiologue junior dans la détection des fractures du bassin

Pour la détection des fractures du bassin dans leur ensemble, le radiologue junior non assisté par l'IA a une sensibilité de 77,25% (Table 2).

L'IA seule obtient également une meilleure sensibilité à 81,04%.

Comme pour les FESF, le radiologue junior assisté par l'IA améliore ses performances et obtient une sensibilité à 83,73% (+6,48%; 95% CI : 4.33 ; 8.66; $p < 0.001$).

Les spécificités du radiologue junior et de l'IA, se basant uniquement sur les examens négatifs selon le gold standard, sont les mêmes que pour les FESF (proportion de vrais négatifs parmi les négatifs du ground truth).

4. Performances du radiologue sénior et de l'urgentiste dans la détection des FESF

Dans l'échantillon de 100 patients utilisés, l'IA seule a une sensibilité de 97,3% dans la détection des FESF et une spécificité de 79,07% (Table 3).

Comme le radiologue junior, l'IA permet une amélioration significative de la sensibilité de l'urgentiste dans la détection des FESF passant de 59,46% dans sa lecture non assistée par l'IA à 70,27% assistée par l'IA (+10,81%; 95% CI : 0,31 ; 21,31; p = 0.04) (Table 3).

La spécificité de l'urgentiste non assisté puis assisté par l'IA ne baisse pas et reste à 97,67% (+0% ; p=1).

En revanche, l'IA ne modifie pas la sensibilité du radiologue sénior qui est la même dans ses lectures non assistées et assistées par l'IA à 86,49 (+0% ; p=1) (Table 4).

La lecture du radiologue sénior assistée par l'IA permet une augmentation de sa spécificité, passant de 86,05% à 88,37% (+ 2,32%; 95% CI : -8.43 ; 14.17; p = 0.15).

5. Performances du radiologue sénior et de l'urgentiste dans la détection des fractures du bassin

L'IA seule a une sensibilité de 79,4% dans la détection des fractures du pelvis, avec une spécificité de 79,07%.

Comme pour les FESF, l'IA permet une amélioration significative de la sensibilité de l'urgentiste passant de 38,24% à 52,94% dans sa lecture assistée par l'IA (+14,7%; 95% CI : 6.07 ; 23.34; p = 0.0011) (Table 3).

En outre, elle ne modifie pas significativement les résultats du radiologue sénior, avec une sensibilité passant de 72,05% à 73,53% (+1,48%, 95% CI : -4.41 ; 1.47; p = 0.32) (Table 4).

6. Comparaison des performances entre les lecteurs sur les 100 examens

Pour sa seconde lecture des 100 radiographies, la sensibilité du radiologue junior non assistée par l'IA est de 91,89% et sa spécificité de 93,02% pour la détection des FESF (Table 5).

Assisté par l'IA, le radiologue junior ne modifie ni sa sensibilité, restant à 91,89% (+0% ; p=1), ni significativement sa spécificité, passant à 90,7% (-2,32%, CI 95% : -2.37 ; 7.02; p = 0.32).

Ce sont ces résultats qui sont utilisés pour les comparaisons inter-observateurs (Table 6), représentatifs car basés sur le même échantillon de patients.

Ainsi, les performances en termes de sensibilité diagnostique dans les lectures non assistées et assistées par l'IA du radiologue junior et du radiologue sénior sont globalement superposables (-5,41% de Se-FESF au dépend du radiologue sénior dans ses lectures sans et avec IA, CI 95% : -13.05 ; 2.24 ; p=0.16).

La meilleure sensibilité de l'analyse radiographique du radiologue junior comparativement à l'urgentiste dans la lecture sans IA (+32,43%; CI 95% : 16.61 ; 48.26; p<0.001) tend à se réduire dans l'analyse assistée par l'IA (+21,62%, CI 95% : 7.71 ; 35.54; p=0.003).

Des résultats similaires sont observés entre le radiologue sénior et l'urgentiste, avec une meilleure sensibilité du radiologue sénior non assisté par l'IA (+27.03%, CI 95% : 12.02 ; 42.04; p < 0.001) qui tend à diminuer dans l'analyse avec IA (+16.22%; CI 95% : 3.76 ; 28.68; p=0.01).

DISCUSSION

Les fractures de l'extrémité supérieure du fémur constituent l'urgence traumatique la plus fréquente chez les patients âgés. Le flux important d'urgences et la difficulté du diagnostic radiographique de certaines fractures exposent au risque de diagnostic tardif ou erroné.

Ainsi, non assistés par l'IA, l'urgentiste a une faible sensibilité dans le dépistage radiographique des FESF, mesurée à 59,46% dans notre étude. Les radiologues junior et sénior ont une sensibilité meilleure et comparable, respectivement mesurées à 93,24% et 86,49%.

Cela implique un nombre non négligeable de fractures passées inaperçues sur les radiographies, confortant les résultats retrouvés dans les études précédentes [16,32,36] de la fréquence des erreurs diagnostiques initiales.

L'IA peut ainsi s'avérer un outil efficace pour améliorer le dépistage radiographique des fractures.

Dans cette étude, nous avons montré que la lecture assistée par l'IA permet une amélioration de la sensibilité dans le dépistage radiographique des fractures de l'extrémité supérieure du fémur pour le radiologue junior (+3,24%) et surtout pour l'urgentiste (+10,81%).

Les trois lecteurs ont en revanche une bonne spécificité dans leur lecture non assistée par l'IA, de 86,05% pour le radiologue sénior, de 95,24% pour le radiologue junior et de 97,67% pour l'urgentiste. Une limite théoriquement associée à l'amélioration de la sensibilité pourrait être une baisse de la spécificité par augmentation des faux positifs, notamment par la présence de matériel, de remaniements post-opératoires ou liés aux artefacts de durcissement. Mais nous avons démontré dans cette étude que l'augmentation de la sensibilité lors de l'analyse assistée par l'IA ne s'accompagnait d'une légère baisse significative de spécificité (-1,99%) uniquement pour la première lecture du radiologue junior. Cette baisse peut être expliquée par un biais de contexte avec un radiologue junior conscient de participer à une étude sur un logiciel d'intelligence artificiel réputé efficace et l'influençant donc par ses résultats. En revanche, la spécificité reste globalement la même chez l'urgentiste (+0%) et lors de la seconde lecture du radiologue junior (-2,32%).

Une augmentation de la sensibilité est également retrouvée pour les fractures du bassin, avec une augmentation de 6,48% de la sensibilité chez le radiologue junior et de 14,7% chez l'urgentiste apportée par la lecture avec IA.

En revanche, l'IA ne permet pas une amélioration significative de la sensibilité du radiologue sénior pour le dépistage des FESF (+0%) et du bassin (+1,48%), bien qu'elle permette une légère augmentation de la spécificité (+2,32% avec IA). Cette absence d'augmentation de la sensibilité

est également retrouvée lors de la seconde lecture du radiologue junior réalisé après la lecture initiale des 940 radiographies du bassin. Cette absence de modification est probablement liée à l'expérience et à la surspécialisation du radiologue sénior, et de manière analogue au gain d'expérience du radiologue junior tout au long de l'étude, avec une plus grande confiance dans leurs suspicions diagnostiques initiales non influencées par les résultats de l'IA.

Les différences de sensibilités diagnostiques des radiologues comparativement à l'urgentiste, importantes dans l'analyse non assistée par l'IA (+27,03% de Se-FESF pour le radiologue sénior par rapport à l'urgentiste, +32,43% pour le radiologue junior) tendent à diminuer lors de la lecture assistée par l'IA (respectivement +20,59% de Se-FESF et +21,62%), confirmant l'intérêt particulier du logiciel dans le cadre de l'urgence.

L'un des avantages rapportés par les lecteurs dans l'analyse assistée par l'IA est d'éviter un biais d'ancrage [37], lié au fait de s'arrêter dans l'analyse radiographique après la visualisation d'une seule fracture, avec le risque d'en manquer d'autres en cas de fractures multiples.

C'est à notre connaissance la première étude montrant l'apport d'un logiciel d'apprentissage profond dans la détection radiographique des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et du bassin dans des conditions de pratique clinique courante. Une précédente étude montrait une amélioration des performances apportée par l'IA mais elle se basait sur un seul cliché radiographique et uniquement sur les fractures de hanche limitant son extrapolabilité en pratique clinique [34].

Nos résultats viennent compléter une autre étude réalisée par Gleamer sur les fractures périphériques [27] qui retrouvait une amélioration de la sensibilité et la spécificité apportée par la lecture avec IA, renforçant l'intérêt de ce logiciel d'apprentissage profond dans la détection en routine des fractures.

Cependant, notre étude présente certaines limites. Tout d'abord, il s'agit d'une étude monocentrique avec peu de lecteurs, avec une lecture principale effectuée par un radiologue junior. Néanmoins, trois nouveaux lecteurs (un radiologue junior, un radiologue sénior, un urgentiste) ont été intégrés à l'étude et devraient permettre de conforter rapidement les résultats obtenus.

Autre conséquence du caractère monocentrique, les radiographies ont ainsi toutes été réalisées selon le même protocole. Mais les différents services de radiologie suivent désormais des protocoles précis dans le cadre des bonnes pratiques radiologiques limitant ainsi « l'effet-centre » de notre étude monocentrique.

Deuxièmement, au moment de l'analyse radiologique, ni les lecteurs ni l'intelligence artificielle ne disposaient des résultats de l'examen clinique du patient, et donc de la localisation suspecte de fracture, ce qui est potentiellement responsable d'un biais contextuel [38]. Mais les radiologues ont souvent des informations cliniques limitées et cela permet une comparaison égale et complète des différents lecteurs, à la fois entre eux et avec l'IA qui ne prend pas en compte le contexte clinique dans son algorithme.

Enfin, un autre biais lié au contexte d'interprétation des lecteurs conscients de participer à une étude dans un environnement de lecture artificiel peut être responsable d'un dépistage plus important de fractures qu'en pratique clinique [39].

En conclusion, nous avons montré que l'IA améliore les performances diagnostiques du radiologue junior et surtout de l'urgentiste dans le dépistage des fractures de l'extrémité supérieure du fémur et plus globalement du bassin, qui sont en première ligne dans la prise en charge des patients aux urgences.

En routine clinique, cela pourrait aboutir à des bénéfices vitaux et fonctionnels (prise en charge rapide des fractures de l'extrémité supérieure du fémur, de l'acétabulum et des ailes iliaques) et

psychologiques (étiologie de l'origine de la douleur, absence de traitement nécessaire pour les fractures du cadre obturateur).

BIBLIOGRAPHIE

- 1 Shivji F, Green V, Forward D et al (2015) Anatomy, classification and treatment of intracapsular hip fractures. *Br J Hosp Med (Lond)*. 2015 May;76(5):290-5
- 2 Leblanc K, Muncie H, LeBlanc L et al (2014) Hip fracture: diagnosis, treatment, and secondary prevention. *Am Fam Physician*. 2014 Jun 15;89(12):945-51.
- 3 Landefeld C (2011) Goals of care for hip fracture: promoting independence and reducing mortality. *Arch Intern Med*. 2011 Nov 14;171(20):1837-8.
- 4 Magaziner J, Simonsick E, Kashner T et al (1990) Predictors of functional recovery one year following hospital discharge for hip fracture: a prospective study. *J Gerontol*. 1990 May;45(3):M101-7
- 5 Grisso JA, Kelsey JL, Strom BL et al (1991) Risk factors for falls as a cause of hip fracture in women. The Northeast Hip Fracture Study Group. *N Engl J Med* 1991;324:1326–31.
- 6 Quah C, Boulton C, Moran C (2011) The influence of socioeconomic status on the incidence, outcome and mortality of fractures of the hip. *J Bone Joint Surg Br*. 2011 Jun;93(6):801-5.
- 7 Huang Yueh-Fang, Shyu Yea-Ing L, Liang J et al (2012) Diabetes and health outcomes among older Taiwanese with hip fracture. *Rejuvenation Res*. 2012 Oct;15(5):476-82.
- 8 Turner R M, Hayen A, Dunsmuir W T M et al (2011) Air temperature and the incidence of fall-related hip fracture hospitalisations in older people *Osteoporos Int*. 2011 Apr;22(4):1183-9.
- 9 Gómez-Castresana Bachiller F, Caballer C, Ferrández Portal L (2002) Avascular necrosis of the femoral head after femoral neck fracture. *Clin Orthop Relat Res*. 2002 Jun;(399):87-109.
- 10 Li L; Bennett-Brown K; Morgan C et al (2020). Hip fractures. *British Journal of Hospital Medicine*, 81(8), 1–10
- 11 Müller F, Galler M, Zellner M et al (2019) Total Hip Arthroplasty for Hip Fractures: Time to Surgery With Respect to Surgical Revision, Failure, and Mortality. *Geriatric Orthopaedic Surgery & Rehabilitation* 10:2151459318818162
- 12 Shiga T, Wajima Z, Ohe Y (2008) Is operative delay associated with increased mortality of hip fracture patients? Systematic review, meta-analysis, and meta-regression. *Can J Anaesth* 55:146-154
- 13 C. C (2009) Indications et "non-indications" des radiographies du bassin et du thorax en cas de traumatismes. Haute Autorité de Santé
- 14 Parker MJ. Missed hip fractures. *Arch Emerg Med* 1992;9:23–7. 12.
- 15 Lubovsky O, Liebergall M, Mattan Y, et al. Early diagnosis of occult hip fractures MRI versus CT scan. *Injury* 2005;36:788–92.
- 16 Dominguez S, Liu P, Roberts C, Mandell M, Richman PB (2005) Prevalence of traumatic hip and pelvic fractures in patients with suspected hip fracture and negative initial standard radiographs-a study of emergency department patients. *Acad Emerg Med* 12:366-369
- 17 Brunner L, Eshilian-Oates L, Kuo T (2003) Hip fractures in adults. *Am Fam Physician*. 2003 Feb 1;67(3):537-42.
- 18 Iwata T, Nozawa S, Dohjima T et al (2012) The value of T1-weighted coronal MRI scans in diagnosing occult fracture of the hip. *J Bone Joint Surg Br*. 2012 Jul;94(7):969-73.
- 19 Esteva A, Kuprel B, Novoa RA et al (2017) Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*. 2017;542:115-118.
- 20 Sandhu H, Eltanboly A, Shalaby A et al (2018) Automated Diagnosis and Grading of Diabetic Retinopathy Using Optical Coherence Tomography. *Invest Ophthalmol Vis Sci*. 2018 Jun 1;59(7):3155-3160.
- 21 Fenton JJ, Taplin SH, Carney PA et al (2007) Influence of computer-aided detection on performance of screening mammography. *N Engl J Med* 356:1399-1409
- 22 Shaukat F, Raja G, Frangi A (2019) Computer-aided detection of lung nodules: a review. *Journal of Medical Imaging* 6:020901

- 23 Hallas P, Ellingsen T (2006) Errors in fracture diagnoses in the emergency department: Characteristics
of patients and diurnal variation. *BMC Emerg Med* 6:4
- 24 Guly HR. Diagnostic errors in an accident and emergency department. *Emerg Med J* 2001; 18:
263–9.
- 25 Robert L, Daluiski A; Chopra S et al (2018). Deep neural network improves fracture detection by
clinicians. *Proc Natl Acad Sci U S A*. 2018 Nov 6;115(45):11591-11596
- 26 Won CHung S, Seog Han S, Lee J W et al (2018) Automated detection and classification of the
proximal humerus fracture by using deep learning algorithm. *Acta Orthop*. 2018 Aug;89(4):468-
473
- 27 Duron L, Ducarouge A, Gillibert A et al (2021) Assessment of an AI Aid in Detection of Adult
Appendicular Skeletal Fractures by Emergency Physicians and Radiologists: A Multicenter Cross-
sectional Diagnostic Study. *Radiology* 300:120-129
- 28 Hayashi D, Kompel A, Murakami A et al (2021) Improving Radiographic Fracture Detection and
Reducing Reading Time Using Artificial Intelligence: A Multi-Center Study with Radiologists and
Non-Radiologists in The United States. *Radiology*. Vol. 302, No. 3
- 29 Yuxin Wu, Alexander Kirillov, Francisco Massa, Wan-Yen Lo RG. Detectron2.2019;
<https://github.com/facebookresearch/detectron2>.
- 30 Cooper C, Campion G, Melton LJ, 3rd (1992) Hip fractures in the elderly: a world-wide projection.
Osteoporos Int 2:285-289
- 31 Tuzun S, Eskiyurt N, Akarirmak U et al (2012) Incidence of hip fracture and prevalence of
osteoporosis in Turkey: the FRACTURK study. *Osteoporos Int* 23:949-955
- 32 Verbeeten KM, Hermann KL, Hasselqvist M et al (2005) The advantages of MRI in the detection of
occult hip fractures. *Eur Radiol* 15:165-169
- 33 Belić M, Bobić V, Badža M, Šolaja N, Đurić-Jovičić M, Kostić VS (2019) Artificial intelligence for
assisting diagnostics and assessment of Parkinson’s disease—A review. *Clinical Neurology and
Neurosurgery* 184:105442
- 34 Krogue JD, Cheng KV, Hwang KM et al (2020) Automatic Hip Fracture Identification and Functional
Subclassification with Deep Learning. *Radiology: Artificial Intelligence* 2:e190023
- 35 Bossuyt PM, Reitsma JB, Bruns DE et al (2015) STARD 2015: An Updated List of Essential Items for
Reporting Diagnostic Accuracy Studies. *Radiology* 277:826-832
- 36 W Kirby M., Spritze C. (2010) Radiographic detection of hip and pelvic fractures in the emergency
department. *AJR Am J Roentgenol*. 194(4):1054-60
- 37 Busby LP, Courtier JL, Glastonbury CM (2018) Bias in Radiology: The How and Why of Misses and
Misinterpretations. *RadioGraphics* 38:236-247
- 38 Gennaro G (2018) The "perfect" reader study. *Eur J Radiol* 103:139-146
- 39 Egglin T K, Feinstein A R (1996) Context bias. A problem in diagnostic radiology. *JAMA* 276(21):1752-
5

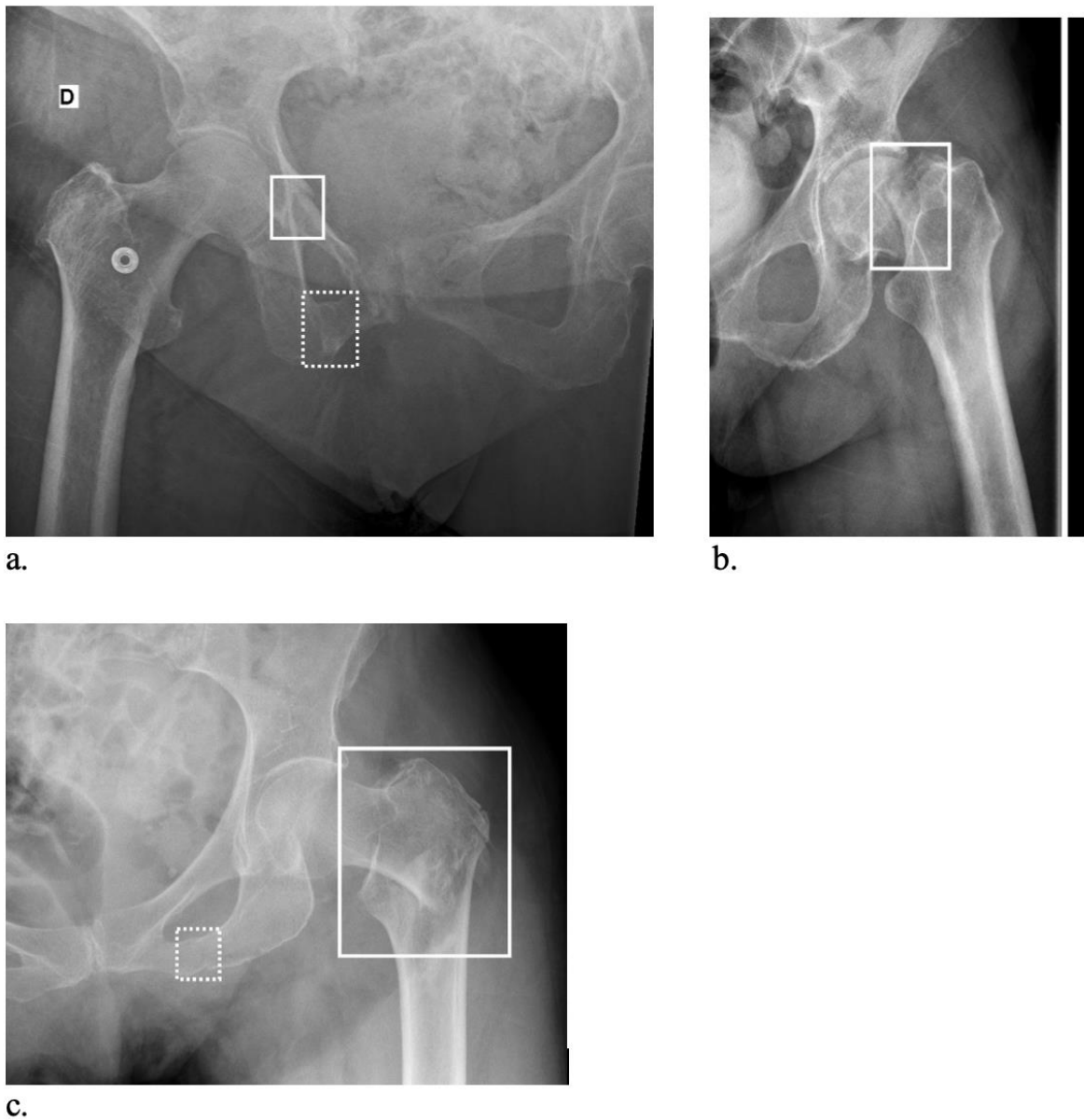


Figure 13 : Radiographies montrant des exemples d'application du logiciel d'IA développé par Gleamer. **(a)** Radiographie du bassin de face retrouvant une fracture de la branche ilio-pubienne étendue à l'acétabulum et une fracture douteuse du cadre obturateur. Ces fractures avaient été manquées par l'urgentiste. **(b)** L'image retrouve une fracture du col fémoral gauche, dont le caractère fréquemment engrené et non déplacé est à l'origine de fréquents faux négatifs dans l'analyse non assistée par l'IA. **(c)** Radiographie retrouvant une fracture du massif trochantérien gauche et une fracture douteuse de la branche ischio-pubienne gauche. L'IA a permis de ne pas manquer cette fracture associée du cadre obturateur.

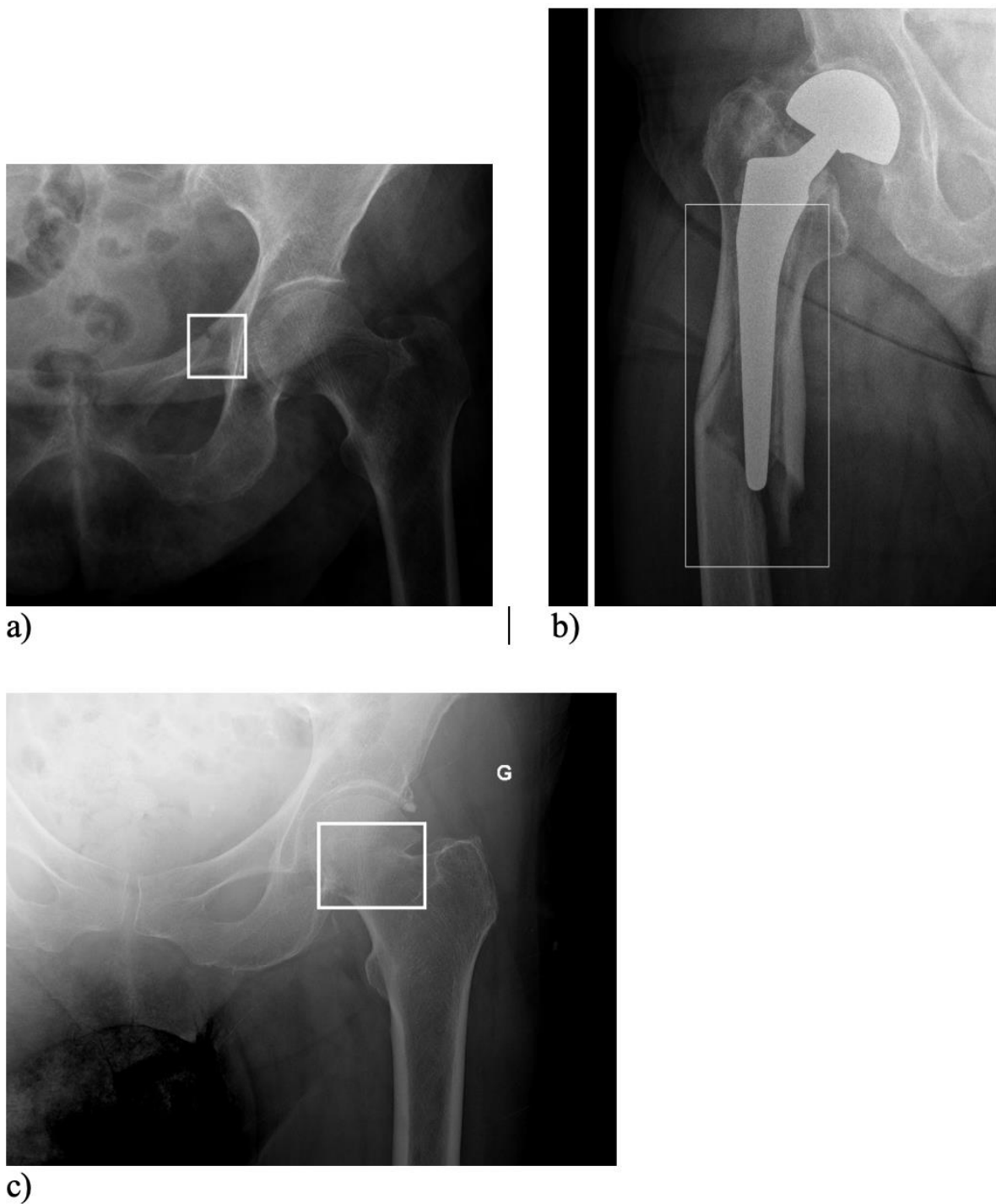


Figure 14 : Radiographies souvent manquées en routine clinique. **(a)** Radiographie retrouvant une fracture peu déplacée de la branche ilio-pubienne gauche, manquée initialement par le radiologue junior dans son analyse non assistée par l'IA. **(b)** Radiographie retrouvant une fracture diaphysaire fémorale péri-prothétique, pouvant être manquée quand l'analyse radiographique est limitée à l'extrémité supérieure du fémur. **(c)** Fracture engrenée du col fémoral, manquée par l'urgentiste et rattrapée lors de l'analyse avec IA

	Radiologist alone *	Radiologist with AI *	Absolute difference †	AI alone
Se-FESF	93.24 [90.19 ; 95.58]	96.49 [94.07 ; 98.12]	3.24 [1.43 ; 5.07] (p < 0.001)	96,76
Se-bassin	77.25 [73.78 ; 80.46]	83.73 [80.62 ; 86.52]	6.48 [4.33 ; 8.66] (p < 0.001)	81,04
Sp-PW	95.24 [92.7 ; 97.12]	93.25 [90.35 ; 95.52]	-1.99 [0.62 ; 3.37] (p = 0.005)	78,25
NPV	76,92	82,15	5,24 [0.06 ; 10.03] p = 0.047	77,09
PPV	95,72	94,43	-1,29 [-1.49 ; 4.07] p = 0.36	83,68

* : metric [95% CI]

† : difference [95% CI] (p-value)

Se-FESF : sensibilité dans la détection des fractures de l'extrémité supérieure du fémur

Se-bassin : sensibilité dans la détection des fractures du bassin dans leur ensemble

Sp-PW : spécificité par rapport au patient

NPV : valeur prédictive négative

PPV : valeur prédictive positive

Table 2 : Performance diagnostic du radiologue junior sur toute la base de données

	ED alone *	ED with AI *	Absolute difference †	IA alone
Se-FESF	59,46 [42.10 ; 75.25]	70,27 [53.02 ; 84.13]	10,81 [0.31 ; 21.31] p=0.04	77,19
Se-bassin	38,24 [26.71 ; 50.82]	52,94 [40.45 ; 65.17]	14,7 [6.07 ; 23.34] p = 0.0011	79,07
Sp-PW	97,67 [87.71 ; 99.94]	97,67 [87.71 ; 99.94]	0 (p=1)	76,47
NPV	53,84	57,53	3,69[-19.77 ; 12.39] p=0.65	72,34
PPV	95,45	96,3	0,85[-12.51 ; 10.83] p = 0.89	83,02

* : metric [95% CI]

† : difference [95% CI] (p-value)

Table 3 : Performance diagnostique de l'urgentiste et de l'IA seule sur l'échantillon de 100 radiographies

	Radiologist alone *	Radiologist with AI *	Absolute difference †
Se-FESF	86.49 [71.23 ; 95.46]	86.49 [71.23 ; 95.46]	0 (p=1)
Se-bassin	72.05 [59.85 ; 82.27]	73.53 [61.43 ; 83.5]	1.48 [-4.41 ; 1.47] p = 0.32
Sp-PW	86.05 [72.0 ; 94.70]	88.37 [74.92 ; 96.11]	2.32 [-8.43 ; 14.17] p = 0.15
NPV	68,52	69,09	0,57 [-18.33 ; 17.19] p = 0.95
PPV	86,96	88,89	1,93 [-15.66 ; 11.79] p =0.78

* : metric [95% CI]

† : difference [95% CI] (p-value)

Table 4 : Performance diagnostique du radiologue senior sur l'échantillon de 100 radiographies

	Radiologist alone *	Radiologist with AI *	Absolute difference †
Se-FESF	91,89 [78.09 ; 98.3]	91,89 [78.09 ; 98.3]	0 (p=1)
Se-bassin	66,17 [53.68 ; 77.21]	69,11 [56.74 ; 79.76]	2,94 [-8.81 ; 2.93] (p = 0.32)
Sp-PW	93,02 [80.94 ; 98.54]	90,7 [77.86 ; 97.41]	-2,32 [-2.37 ; 7.02] (p = 0.32)
NPV	67,8	69,64	1,84
PPV	92,7	90,9	1,8[-10.23 ; 13.78] p = 0.77

* : metric [95% CI]

† : difference [95% CI] (p-value)

Table 5 : Performance diagnostique de la seconde lecture du radiologue junior sur l'échantillon de 100 radiographies

		Difference without AI *	Difference with AI *
Difference between senior radiologist and junior radiologist	Se-FESF	-5.41 [-13.05 ; 2.24] (p=0.16)	-5.41 [-13.05 ; 2.24] (p=0.16)
	Se-bassin	5.88 [0.14 ; 11.62] (p=0.045)	4.41 [-0.59 ; 9.42] (p=0.08)
	Sp-PW	-2.33 [-7.02 ; 2.37] (p=0.32)	-2.33 [-7.02 ; 2.37] (p=0.32)
Difference between junior radiologist and emergency doctor	Se-FESF	32.43 [16.61 ; 48.26] (p<0.001)	21.62 [7.71 ; 35.54] (p=0.003)
	Se-bassin	27.93 [17 ; 38.88] (p<0.001)	16.17 [7.2 ; 25.16] (p <0.001)
	Sp-PW	-4.65 [-14.91 ; 0.96] (p=0.08)	-6.97 [-11.21 ; 1.91] (p=0.16)
Difference between senior radiologist and emergency doctor	Se-FESF	27.03 [12.02 ; 42.04] (p < 0.001)	16.22 [3.76 ; 28.68] (p=0.01)
	Se-bassin	33.81[22.29 ; 45.36] (p < 0.001)	20.59 [10.73 ; 30.45] (p < 0.001)
	Sp-PW	-11.62 [-21.61 ; -1.65] (p=0.02)	-9.3 [-18.35 ; -0.26] (p=0.04)
Difference between first and second reading of junior radiologist	Se-FESF	5.41 [-2.24 ; 13.05] (p=0.16)	5.41 [-2.24 ; 13.05] (p=0.16)
	Se-bassin	11.77 [3.91 ; 19.62] (p=0.004)	8.83 [1.91 ; 15.74] (p=0.013)
	Sp-PW	2.33 [-2.37 ; 7.02] (p = 0.32)	2.32[-2.37 ; 7.02] (p = 0.32)

* : difference [95% CI] (p-value)

Table 6 : Comparaisons des performances diagnostiques des différents lecteurs

FIGURE AND TABLE LEGENDS

Table 1 : Pourcentage de fractures par localisation sur le pelvis

Table 2 : Performance diagnostique du radiologue junior sur toute la base de données

Table 3 : Performance diagnostique de l'urgentiste sur l'échantillon de 100 radiographies

Table 4 : Performance diagnostique du radiologue senior sur l'échantillon de 100 radiographies

Table 5 : Performance diagnostique de la seconde lecture du radiologue junior sur l'échantillon de 100 radiographies

Table 6 : Comparaisons des performances diagnostiques des différents lecteurs

Figure 1 : Anatomie du bassin

Figure 2 : Anatomie de l'extrémité supérieure du fémur

Figure 3 : travées de compression et de tension et triangle de Ward (selon Leblanc K, 2014)

Figure 4 : Fracture du col du fémur (CHU de Montpellier)

Figure 5 : Fracture du massif trochantérien (CHU de Montpellier)

Figure 6 : Principe du deep learning en différentes couches

Figure 7 : Affichage des résultats du logiciel Boneview

Figure 8 : principes de fonctionnement de Boneview

**Figure 9 : Prise en charge en imagerie des traumatismes légers de la ceinture pelvienne –
Recommandations de la HAS**

Figure 10 : Design de l'étude

Figure 11 : Recueil de données de lecture des examens radiographiques

Figure 12 : Flowchart de l'étude.

Figure 13 : Radiographies montrant des exemples d'application du logiciel d'IA développé par Gleamer.

Figure 14 : Radiographies montrant des fractures souvent manquées en routine clinique.

SERMENT

- *En présence des Maîtres de cette école, de mes chers condisciples et devant l'effigie d'Hippocrate, je promets et je jure, au nom de l'Être suprême, d'être fidèle aux lois de l'honneur et de la probité dans l'exercice de la médecine.*

- *Je donnerai mes soins gratuits à l'indigent et n'exigerai jamais un salaire au-dessus de mon travail.*

- *Admis dans 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 le crime.*

- *Respectueux et reconnaissant envers mes Maîtres, je rendrai à leurs enfants l'instruction que j'ai reçue de leurs pères.*

- *Que les hommes m'accordent leur estime si je suis fidèle à mes promesses. Que je sois couvert d'opprobre et méprisé de mes confrères si j'y manque.*

RESUME

Objectif :

Évaluer les performances diagnostiques de l'intelligence artificielle (IA), des radiologues et des urgentistes sans et avec l'aide de l'IA pour la détection radiographique des fractures du bassin et en particulier des fractures de l'extrémité supérieure du fémur (FESF).

Matériels et méthode :

Dans cette étude rétrospective, 940 radiographies standard ont été incluses dans l'étude de patients âgés de plus de 60 ans et admis dans un service d'urgence de mars 2020 à juin 2021 pour traumatisme du bassin. Un radiologue junior était chargé de lire les radiographies et de compléter un recueil de données en précisant les résultats de l'IA seule et ses propres résultats issus de ses lectures non assistées puis assistées par l'IA. Ce même radiologue junior et deux autres praticiens, un radiologue sénior et un médecin urgentiste, ont ensuite revu 100 examens en utilisant la même méthodologie. Le gold standard prenait en compte le suivi clinique, chirurgical et radiologique. La sensibilité et la spécificité de l'IA seule et des lectures non assistées et assistées par l'IA dans la détection de FESF et plus globalement du bassin ont été comparées au moyen de tests t de Student appariés après calcul de la moyenne des performances de chaque lecteur, ce qui a permis de comparer les différents lecteurs.

Résultats :

Un total de 940 patients (âge moyen 83 +/- 10 ans, 648 femmes) a été inclus pour l'analyse. 539 patients (57%) avaient au moins une fracture du bassin, avec un total de 633 fractures dont 370 étaient des FESF (58%). Pour la détection des FESF, l'IA a permis d'augmenter la sensibilité du radiologue junior (+3,2% ; 95% CI : 1,43 ; 5,07; p < 0,001) et surtout de l'urgentiste (+10,81% ; 95% CI : 0,31 ; 21,31 ; p = 0,04). La spécificité dans l'analyse avec IA n'a été légèrement diminuée que dans la première lecture du radiologue junior (-1,99% ; IC 95% : 0,62 ; 3,37 ; p = 0,005), mais est restée la même chez l'urgentiste (+0% ; p=1) et dans la deuxième lecture du radiologue junior (-2,32% ; IC 95% : -2,37 ; 7,02 ; p = 0,32). L'IA n'a pas modifié la sensibilité du radiologue senior (+0% ; p=1) mais a légèrement augmenté sa spécificité (+2,32% ; IC 95% : -8,43, 14,17 ; p=0,15). Des résultats similaires ont été trouvés pour les fractures du bassin dans leur ensemble.

Conclusion :

L'IA améliore les performances diagnostiques du radiologue junior (+3,2% de Se) et surtout de l'urgentiste (+10,81% de Se) dans le dépistage des fractures de l'extrémité supérieure du fémur, qui sont en première ligne dans la prise en charge des patients aux urgences.

Mots-clés : intelligence artificielle ; fracture ; os ; urgence ; hanche ; bassin ; fémur ; radiographie

Résultats clés :

- L'aide de l'intelligence artificielle (IA), en entourant les zones de fractures suspectes sur les radiographies du bassin, augmente la sensibilité du radiologue junior (+3,2%) et surtout de l'urgentiste (+10,81%) dans la détection des fractures de l'extrémité supérieure du fémur, ce qui en fait un bon outil d'aide au dépistage pour les radiologues juniors et les urgentistes.

Abréviations et acronymes : IA : Intelligence Artificielle ; FESF = Fractures de l'Extrémité Supérieure du Fémur ; HAS : Haute Autorité de la Santé ; Se : Sensibilité ; Sp : Spécificité