



كلية الطب
والصيدلة - مراكش
FACULTÉ DE MÉDECINE
ET DE PHARMACIE - MARRAKECH

Année 2022

Thèse N°361

Apport de l'intelligence artificielle dans l'interprétation de la radiographie thoracique en pédiatrie : Modèles prédictifs de Deep Learning

THÈSE

PRÉSENTÉE ET SOUTENUE PUBLIQUEMENT LE 12/12/2022

PAR

Mr. GHARAFI AYOUB

Né le 09 May 1994 à Marrakech

POUR L'OBTENTION DU DOCTORAT EN MÉDECINE

MOTS-CLÉS

Intelligence artificielle – Radiographie thoracique – Pédiatrie – Deep Learning – Modèles prédictifs

JURY

Mr.	M. BOUSKRAOUI Professeur de Pédiatrie	PRESIDENT
Mr.	H. Jalal Professeur de Radiologie	RAPPORTEUR
Mme.	D. BASRAOUI Professeur de Radiologie	
Mme.	G. DRAISS Professeur de Pédiatrie	JUGES
Mr.	A. MOUHSINE Professeur de Radiologie	

SERMENT D' HIPPOCRATE

*À un moment d'être admis à devenir membre de la profession médicale
je m'engage solennellement à consacrer ma vie au service de
l'humanité.*

*Je traiterai mes maîtres avec le respect et la reconnaissance qu'ils
méritent.*

*Je pratiquerai ma profession avec conscience et dignité. Le salut
des malades sera mon premier but.*

Je ne trahirai pas les secrets qui me seront confiés.

*Je maintiendrai par tous les moyens en mon pouvoir l'honneur et
les nobles traditions de la profession médicale.*

Les médecins seront mes frères.

*Aucune considération de religion, de nationalité, de
race, aucune
considération politique et sociale, ne s'interposera entre mon
devoir et mon patient.*

*Je maintiendrai strictement le respect de la vie humaine de sa
conception.*

*Même sous la menace, je n'utiliserai pas mes connaissances médicales
d'une façon contraire aux lois de l'humanité.*

Je m'engage librement et sur mon honneur.

Déclaration Genève, 1948

LISTES DES PROFESSEURS

UNIVERSITE CADI AYYAD FACULTE DE MEDECINE ET DE PHARMACIE MARRAKECH

Doyens Honoraires

: Pr. Badie Azzaman MEHADJI

: Pr. Abdelhaq ALAOUI YAZIDI

ADMINISTRATION

Doyen

: Pr. Mohammed BOUSKRAOUI

Vice doyen à la Recherche et la Coopération

: Pr. Mohamed AMINE

Vice doyen aux Affaires Pédagogiques

: Pr. Redouane EL FEZZAZI

Vice doyen chargé de la pharmacie

: Pr. Said ZOUHAIR

Secrétaire Générale

: Mr. Azzeddine EL HOUDAIGUI

Professeurs de l'enseignement supérieur

Nom et Prénom	Spécialité	Nom et Prénom	Spécialité
ABKARI Imad	Traumato- orthopédie	EL OMRANI Abdelhamid	Radiothérapie
ABOU EL HASSAN Taoufik	Anesthésie- réanimation	ESSAADOUNI Lamiaa	Médecine interne
ABOUCHADI Abdeljalil	Stomatologie et chirmaxillo faciale	FADILI Wafaa	Néphrologie
ABOULFALAH Abderrahim	Gynécologie- obstétrique	FAKHIR Bouchra	Gynécologie- obstétrique
ABOUSSAIR Nisrine	Génétique	FAKHRI Anass	Histologie- embyologie cytogénétique
ADALI Imane	Psychiatrie	FOURAIJI Karima	Chirurgie pédiatrique
ADMOU Brahim	Immunologie	GHANNANE Houssine	Neurochirurgie
AGHOUTANE EIMouhtadi	Chirurgie pédiatrique	GHOUNDALE Omar	Urologie
AISSAOUI Younes	Anesthésie - réanimation	HACHIMI Abdelhamid	Réanimation médicale
AIT AMEUR Mustapha	Hématologie Biologique	HAJJI Ibtissam	Ophtalmologie
AIT BENALI Said	Neurochirurgie	HAROU Karam	Gynécologie- obstétrique
AIT BENKADDOUR Yassir	Gynécologie- obstétrique	HOCAR Ouafa	Dermatologie
AIT-SAB Imane	Pédiatrie	JALAL Hicham	Radiologie
ALJ Soumaya	Radiologie	KAMILI El Ouafi El Aouni	Chirurgie pédiatrique
AMAL Said	Dermatologie	KHALLOUKI Mohammed	Anesthésie- réanimation
AMINE Mohamed	Epidémiologie- clinique	KHATOURI Ali	Cardiologie
AMMAR Haddou	Oto-rhino-laryngologie	KHOUCHANI Mouna	Radiothérapie
AMRO Lamyae	Pneumo- phtisiologie	KISSANI Najib	Neurologie
ANIBA Khalid	Neurochirurgie	KRATI Khadija	Gastro- entérologie

ARSALANE Lamiae	Microbiologie -Virologie	KRIET Mohamed	Ophtalmologie
ASMOUKI Hamid	Gynécologie- obstétrique	LAGHMARI Mehdi	Neurochirurgie
ATMANE El Mehdi	Radiologie	LAKMICHY Mohamed Amine	Urologie
BAIZRI Hicham	Endocrinologie et maladies métaboliques	LAKOUICHMI Mohammed	Stomatologie et Chirurgie maxillo faciale
BASRAOUI Dounia	Radiologie	LAOUAD Inass	Néphrologie
BASSIR Ahlam	Gynécologie- obstétrique	LOUHAB Nisrine	Neurologie
BELBARAKA Rhizlane	Oncologie médicale	LOUZI Abdelouahed	Chirurgie – générale
BELKHOUS Ahlam	Rhumatologie	MADHAR Si Mohamed	Traumato- orthopédie
BENALI Abdeslam	Psychiatrie	MANOUDI Fatiha	Psychiatrie
BEN DRISS Laila	Cardiologie	MANSOURI Nadia	Stomatologie et chirumaxillo faciale
BENCHAMKHA Yassine	Chirurgie réparatrice et plastique	MAOULAININE Fadlmrabihrabou	Pédiatrie (Neonatalogie)
BENELKHAIAI BENOMARRidouan	Chirurgie - générale	MATRANE Aboubakr	Médecine nucléaire
BENHIMA Mohamed Amine	Traumatologie - orthopédie	MOUAFFAK Youssef	Anesthésie - réanimation
BENJELLOUN HARZIMI Amine	Pneumo- phtisiologie	MOUDOUNI Said Mohammed	Urologie
BENJILALI Laila	Médecine interne	MOUFID Kamal	Urologie
BENZAROUEL Dounia	Cardiologie	MOUTAJ Redouane	Parasitologie
BOUCHENTOUF Rachid	Pneumo- phtisiologie	MOUTAOUAKIL Abdeljalil	Ophtalmologie
BOUKHANNI Lahcen	Gynécologie- obstétrique	MSOUGGAR Yassine	Chirurgie thoracique
BOUKHIRA Abderrahman	Biochimie - chimie	NAJEB Youssef	Traumato- orthopédie
BOUMZEBRA Drissi	Chirurgie Cardio-Vasculaire	NARJIS Youssef	Chirurgie générale
BOURRAHOUEAT Aicha	Pédiatrie	NEJMI Hicham	Anesthésie- réanimation
BOURROUS Monir	Pédiatrie	NIAMANE Radouane	Rhumatologie
BOUSKRAOUI Mohammed	Pédiatrie	OUALI IDRISSE Mariem	Radiologie
BSISS Mohamed Aziz	Biophysique	OUBAHA Sofia	Physiologie
CHAFIK Rachid	Traumato- orthopédie	OULAD SAIAD Mohamed	Chirurgie pédiatrique
CHAKOUR Mohamed	Hématologie Biologique	QACIF Hassan	Médecine interne

CHELLAK Saliha	Biochimie- chimie	QAMOUSS Youssef	Anesthésie- réanimation
CHERIF IDRISSE EL GANOUNI Najat	Radiologie	RABBANI Khalid	Chirurgie générale
CHOULLI Mohamed Khaled	Neuro pharmacologie	RADA Noureddine	Pédiatrie
DAHAMI Zakaria	Urologie	RAIS Hanane	Anatomie pathologique
DAROUASSI Youssef	Oto-Rhino - Laryngologie	RAJI Abdelaziz	Oto-rhino-laryngologie
DRAISS Ghizlane	Pédiatrie	ROCHDI Youssef	Oto-rhino- laryngologie
EL ADIB Ahmed Rhassane	Anesthésie- réanimation	SAMKAOUI Mohamed Abdenasser	Anesthésie- réanimation
EL AMRANI Moulay Driss	Anatomie	SAMLANI Zouhour	Gastro- entérologie
EL ANSARI Nawal	Endocrinologie et maladies métaboliques	SARF Ismail	Urologie
EL BARNI Rachid	Chirurgie- générale	SORAA Nabila	Microbiologie - Virologie
EL BOUCHTI Imane	Rhumatologie	SOUMMANI Abderraouf	Gynécologie- obstétrique
EL BOUIHI Mohamed	Stomatologie et chirmaxillo faciale	TASSI Noura	Maladies infectieuses
EL FEZZAZI Redouane	Chirurgie pédiatrique	TAZI Mohamed Illias	Hématologie- clinique
EL HAOURY Hanane	Traumato- orthopédie	YOUNOUS Said	Anesthésie- réanimation
EL HATTAOUI Mustapha	Cardiologie	ZAHLANE Kawtar	Microbiologie - virologie
EL HOUDZI Jamila	Pédiatrie	ZAHLANE Mouna	Médecine interne
EL IDRISSE SLITINE Nadia	Pédiatrie	ZAOUI Sanaa	Pharmacologie
EL KARIMI Saloua	Cardiologie	ZEMRAOUI Nadir	Néphrologie
EL KHADER Ahmed	Chirurgie générale	ZIADI Amra	Anesthésie - réanimation
EL KHAYARI Mina	Réanimation médicale	ZOUHAIR Said	Microbiologie
EL MGHARI TABIB Ghizlane	Endocrinologie et maladies métaboliques	ZYANI Mohammed	Médecine interne
ELFIKRI Abdelghani	Radiologie		

Professeurs Agrégés

Nom et Prénom	Spécialité	Nom et Prénom	Spécialité
ABDOU Abdessamad	Chiru Cardio vasculaire	HAZMIRI Fatima Ezzahra	Histologie- embryologie cytogénétique

ABIR Badreddine	Stomatologie et Chirurgie maxillo faciale	JANAH Hicham	Pneumo- phtisiologie
ADARMOUCH Latifa	Médecine Communautaire (médecine préventive, santé publique et hygiène)	KADDOURI Said	Médecine interne
AIT BATAHAR Salma	Pneumo- phtisiologie	LAFFINTI Mahmoud Amine	Psychiatrie
ALAOUI Hassan	Anesthésie - Réanimation	LAHKIM Mohammed	Chirurgie générale
ALJALIL Abdelfattah	Oto- rhino- laryngologie	MARGAD Omar	Traumatologie - orthopédie
ARABI Hafid	Médecine physique et réadaptation fonctionnelle	MESSAOUDI Redouane	Ophtalmologie
ARSALANE Adil	Chirurgie Thoracique	MLIHA TOUATI Mohammed	Oto-Rhino - Laryngologie
ASSERRAJI Mohammed	Néphrologie	MOUHSINE Abdelilah	Radiologie
BELBACHIR Anass	Anatomie- pathologique	NADER Youssef	Traumatologie - orthopédie
BELHADJ Ayoub	Anesthésie - Réanimation	NASSIM SABAH Taoufik	Chirurgie Réparatrice et Plastique
BOUZERDA Abdelmajid	Cardiologie	RHARRASSI Isam	Anatomie-pathologique
CHRAA Mohamed	Physiologie	SALAMA Tarik	Chirurgie pédiatrique
EL HAOUATI Rachid	Chirurgie Cardio- vasculaire	SEDDIKI Rachid	Anesthésie - Réanimation
EL KAMOUNI Youssef	Microbiologie Virologie	SERGHINI Issam	Anesthésie - Réanimation
EL MEZOUARI El Moustafa	Parasitologie Mycologie	TOURABI Khalid	Chirurgie réparatrice et plastique
ESSADI Ismail	Oncologie Médicale	ZARROUKI Youssef	Anesthésie - Réanimation
GHAZI Mirieme	Rhumatologie	ZIDANE Moulay Abdelfettah	Chirurgie Thoracique
Hammoune Nabil	Radiologie		

Professeurs Assistants

Nom et Prénom	Spécialité	Nom et Prénom	Spécialité
AABBASSI Bouchra	Psychiatrie	EL JADI Hamza	Endocrinologie et maladies métaboliques
ABALLA Najoua	Chirurgie pédiatrique	EL-QADIRY Rabiyy	Pédiatrie
ABDELFETTAH Youness	Rééducation et Réhabilitation Fonctionnelle	FASSI Fihri Mohamed jawad	Chirurgie générale

ABOUDOURIB Maryem	Dermatologie	FDIL Naima	Chimie de Coordination Bioorganique
ABOULMAKARIM Siham	Biochimie	FENNANE Hicham	Chirurgie Thoracique
ACHKOUN Abdessalam	Anatomie	GEBRATI Lhoucine	Chimie physique
AHBALA Tariq	Chirurgie générale	HAJHOUI Farouk	Neurochirurgie
AIT ERRAMI Adil	Gastro-entérologie	HAJJI Fouad	Urologie
AKKA Rachid	Gastro - entérologie	HAMRI Asma	Chirurgie Générale
AMINE Abdellah		HAZIME Raja	Immunologie
ARROB Adil	Cardiologie	IDALENE Malika	Maladies infectieuses
AZAMI Mohamed Amine	Chirurgieréparatrice et plastique	KHALLIKANE Said	Anesthésie-réanimation
AZIZ Zakaria	Anatomie pathologique	JALLAL Hamid	Cardiologie
AZIZI Mounia	Néphrologie	LACHHAB Zineb	Pharmacognosie
BAALLAL Hassan	Neurochirurgie	LAHLIMI FatimaEzzahra	Hématologie clinique
BABA Hicham	Chirurgie générale	LAHMINI Widad	Pédiatrie
BELARBI Marouane	Néphrologie	LAMRANI HANCH Asmae	Microbiologie-virologie
BELFQUIH Hatim	Neurochirurgie	LOQMAN Souad	Microbiologie et toxicologie environnementale
BELGHMAIDI Sarah	OPhtalmologie	MAOUJOURD Omar	Néphrologie
BELLASRI Salah	Radiologie	MEFTAH Azzelarab	Endocrinologie et maladies métaboliques
BENAMEUR Yassir	Médecine nucléaire	MILOUDI Mohcine	Microbiologie - Virologie
BENANTAR Lamia	Neurochirurgie	MOUGUI Ahmed	Rhumatologie
BENCHAFAI Ilias	Oto- rhino- laryngologie	MOULINE Souhail	Microbiologie-virologie
BENNAOUI Fatiha	Pédiatrie	NASSIH Houda	Pédiatrie
BENYASS Youssef	Traumatologieorthopédie	OUEIRAGLI NABIH Fadoua	Psychiatrie
BENZALIM Meriam	Radiologie	OUMERZOUK Jawad	Neurologie
BOUHAMIDI Ahmed	Dermatologie	RAGGABI Amine	Neurologie
BOUTAKIOUTE Badr	Radiologie	RAISSI Abderrahim	Hématologie clinique
CHAHBI Zakaria	Maladies infectieuses	REBAHI Houssam	Anesthésie - Réanimation
CHEGGOUR Mouna	Biochimie	RHEZALI Manal	Anesthésie-réanimation
CHETOUI Abdelkhalek	Cardiologie	ROUKHSI Redouane	Radiologie

CHETTATI Mariam	Néphrologie	SAHRAOUI Houssam Eddine	Anesthésie-réanimation
DAMI Abdallah	Médecine Légale	SALLAHI Hicham	Traumatologie-orthopédie
DARFAOUI Mouna	Radiothérapie	SAYAGH Sanae	Hématologie
DOUIREK Fouzia	Anesthésie- réanimation	SBAAI Mohammed	Parasitologie-mycologie
DOULHOUSNE Hassan	Radiologie	SBAI Asma	Informatique
EL- AKHIRI Mohammed	Oto- rhino- laryngologie	SEBBANI Majda	Médecine Communautaire (médecine préventive, santé publique et hygiène)
EL AMIRI My Ahmed	Chimie de Coordination bio-organique	SIRBOU Rachid	Médecine d'urgence et de catastrophe
EL FADLI Mohammed	Oncologie médicale	SLIOUI Badr	Radiologie
EL FAKIRI Karima	Pédiatrie	WARDA Karima	Microbiologie
EL GAMRANI Younes	Gastro-entérologie	YAHYAOUI Hicham	Hématologie
EL HAKKOUNI Awatif	Parasitologie mycologie	YANISSE Siham	Pharmacie galénique
EL KHASSOUI Amine	Chirurgie pédiatrique	ZBITOU Mohamed Anas	Cardiologie
ELATIQUI Oumkeltoum	Chirurgie réparatrice et plastique	ZIRAOUI Oualid	Chimie thérapeutique
ELBAZ Meriem	Pédiatrie	ZOUIA Btissam	Radiologie
ELJAMILI Mohammed	Cardiologie	ZOUZRA Zahira	Chirurgie Cardio-vasculaire
ELOUARDI Youssef	Anesthésie réanimation		

LISTE ARRÊTÉE LE 03/03/2022

DÉDICACES

Je dédie cette thèse,

À Allah

Le Tout Puissant

Qui m'a inspiré et qui m'a guidé dans le bon chemin

Je lui dois ce que je suis devenue

Louanges et remerciements pour sa clémence et sa

miséricorde.

A ma très chère mère Rachida Elmortagy

Nourri par tes qualités, et comblé de ton amour, je ne peux qu'être heureux et fier d'être ton fils. Tu es ma source inépuisable de tendresse, et de patience. Tu es la lumière qui jaillit dans mes jours et mes soirs.

Tu n'as cessé de me soutenir et de m'encourager durant toutes ces longues années de mes études, Tu as usé de ta santé par tant de sacrifices... J'en suis tellement reconnaissant.

Aucun mot ne décrira jamais assez la formidable mère que tu es. Je te dédie ce travail en gage de ma profonde reconnaissance et de ma tendre affection, Je t'aime fort L'Oualida.

A mon très cher père AissaGharafi

Quoique je puisse dire ou écrire, je ne pourrais jamais exprimer ma profonde reconnaissance et ma fierté d'être ton fils. Tu as veillé sur mon éducation et mon bien être avec amour, tendresse, dévouement et perfection.

Tes prières et ta bénédiction m'ont été d'un grand soutien tout au long de ma vie, En témoignage de tout d'années de sacrifices, d'encouragement, de ton soutien inconditionnel dans mes choix et ton support moral ainsi que financier.

Je te dédie ce travail, le fruit de toutes tes peines et tes efforts, et je profite de cette occasion, pour te remercier de tout mon cœur

J'espère qu'en ce jour, l'un de tes rêves se réalise à travers moi. Puisse Dieu te préserver et te procurer une longue vie, bonne santé et bonheur.

A mes très chers frères Mohammed, Hamza, et Omar

Je ne pourrais jamais exprimer le respect que j'ai pour vous, ni ma gratitude et ma reconnaissance envers les innombrables et immenses encouragements durant toutes les années de mes études, vous avez toujours été présents à mes côtés pour me soutenir et me combler de votre amour.

A notre fraternité qui m'est très chère et précieuse.

Veillez trouver dans ce travail, l'expression de ma reconnaissance et de mon affection indéfectible.

Que DIEU vous protège et vous accorde santé, bonheur et prospérité.

Je vous aime énormément.

A la mémoire de ma chère Grand-mère : Lalla Aicha

En hommage à la plus douce et la plus pure des âmes que j'ai pu connaître.

Tous les beaux mots que je puisse employer ne suffiront sans doute jamais à exprimer tout l'amour éternel que je porte pour toi dans mon cœur.

Ton départ a été un déchirement pour toute la famille, ta présence était pour chacun de nous la lumière de nos vies.

Tu vas tellement nous manquer et tu resteras à jamais dans nos cœurs.

Au nom de toute la famille, Puisse Allah tout puissant, accueillir ta belle âme avec toute sa Clémence, et sa Miséricorde, et t'offrir un palais dans son Saint Paradis.

A toute la famille Gharafi et Elmortagy

J'ai eu une chance inestimable d'être né dans deux familles aussi aimantes, généreuses et soudées.

Je me suis toujours senti bercé par votre amour, porté par vos encouragements, et confiant par la sécurité que vous m'avez conférée. J'espère rendre fier mes arrières grands-parents, comme ils continuent à nous rendre tous fiers, des siècles après.

A meschersamis Mohamed Tebaa, Mohamed faska, Youness Laabani, Mohamed Gadhi,

Des hommes à qui je rends grâce pour leur don de solidarité, de générosité et de bonté et qui ne sont pas toujours conscients de ce que signifient leurs actions pour les autres.

Je vous suis profondément reconnaissant pour ce que vous avez fait pour moi.

Puisse Dieu vous préserver, vous procurer le bonheur et la réussite, et vous aider à réaliser vos rêves.

Aux précieux amis rencontrés à la FMPM, entre autres :

***Mohamed Gadhi, Ismail Ghanam, Salim Guebbas,
Hanane Galadi, Asmâa Goulma, Asmâa Hadiri, Hasnâa Hadiri,***

Nouha Guemmar, Salma Hajjam, Rim Ghailane, Sahir Youssef, Anas Driki, Khaoula Haij, Mohammed Hassani, Houssam Ghazoui, Majda Halbaoui, Jihane Hamdane, Yassine Hami, et tous les autres...

En souvenir des moments agréables, des gardes inoubliables, des hauts et des bas qu'on a partagé

Je vous dédie ce travail et Je tiens à vous remercier et exprimer Mon amour

Fraternel que je vous porte sans limite.

Je souhaite que nous puissions rester unies dans la tendresse et la fidélité

Et j'implore Dieu qu'il vous apporte bonheur et réussite

Vous êtes tous, sans exception, mes amis et frères.

A Docs Voice, et tous ses membres : Salim Guebbas, Amre Mouabad, Mohammed Nazih Assabbane, Amal Aoiar, Nouhaila Syrine Hijazi, Khaoula Idsaid, Nourchene Chartaoui, Rania Bekkal, Saad Mazouni, Wafae Toufella, Oumaima Aqbour, Assia Oujoud, Oumaima Kanali, Assaad Benhajjou, Amine Naciri, Imane Slassi, Hala Kharmoudi, Saad Tatari, Adib Remmal ...

Docs Voice une grande famille qui nous a accueilli chaleureusement, une école qui nous a appris énormément, une vive expérience qui nous a ouvert les portes à voir la vie estudiantine autrement et à croiser le chemin avec de précieux amis, et de loyaux frères et sœurs.

A tous ceux avec qui j'ai partagé l'expérience Docs Voice, et à ceux qui prendraient le relais, Je vous dis gardez votre voix haute et entendue et continuez à être vous-même, continuez à être

Docs Voice.

*A notre cher Maître Professeur Hicham Jalal,
Professeur de Radiologie et Chef de service de Radiologie à l'Hôpital Mère
Enfant du CHU MED VI de Marrakech*

qui a effectué l'accompagnement méthodologique de ce travail de thèse avec une patience et une abnégation inégalées. Il m'est particulièrement agréable de vous exprimer ma profonde gratitude et ma grande estime.

A nos chers Résidents Docteurs : Mohamed Boussif, Mouna Jaouaher, Mhaili Jihane, Chada Chbichib, Soukaina Kirami, Ait Si Abdessadek Jihane, Abdelhamid Garmane, Imane Kazouini, et à toute l'équipe du service de Radiologie à l'Hôpital Mère Enfant du CHU MED VI de Marrakech

Votre accueil, votre support et vos encouragements m'ont dessiné une superbe image de la Radiologie médicale et m'ont inspiré de considérer fortement cette belle spécialité.

Je vous remercie, de tout mon cœur et de toute mon âme.

Aux patients

Je dédie ce travail à tous les patients que j'ai rencontrés durant mes stages Hospitaliers. Une pensée particulière à ceux qui portent en silence le fardeau d'une pathologie chronique. Je souhaite que vous retrouveriez un jour la vie que vous avez connue avant.

A tous ceux qui me sont chers et que j'ai involontairement omis de citer

REMERCIEMENTS

À notre maître et Président de thèse: Pr. BOUSKRAOUI

Mohammed

Grand est l'honneur que vous nous faites en acceptant sans la moindre hésitation de présider et de juger ce modeste travail de thèse.

*Votre sérieux, votre compétence et votre dévouement nous ont énormément marquée.
Veuillez trouver ici l'expression de notre respectueuse considération et notre profonde admiration
pour toutes vos qualités scientifiques et humaines.
Ce travail est pour nous l'occasion de vous témoigner notre profonde gratitude*

A notre maître et Rapporteur de thèse: Pr. JALAL Hicham

*Permettez-moi de vous remercier du fin fond de mon cœur pour la bienveillance, la gentillesse et la
spontanéité avec lesquelles vous avez accepté de diriger ce travail.*

Travailler sous votre direction était un réel honneur.

*Vos qualités scientifiques, pédagogiques et votre intarissable bonté
m'inspirent beaucoup d'admiration et de respect.*

Vous étiez pour moi, un ami, un confident et un professeur hors pair.

Vous êtes un exemple à suivre.

*Veuillez trouver ici le témoignage de ma gratitude
et ma reconnaissance les plus sincères.*

A notre maître et juge de thèse : Pr. BASRAOUI Dounia

*Je vous remercie infiniment, cher maître, pour l'honneur que vous me faites en acceptant de juger
cette thèse et pour le grand intérêt que vous avez porté pour ce travail.*

L'amabilité dont vous avez fait preuve en recevant cette thèse me marquera à jamais.

J'espère chère maître que ce modeste travail sera à la hauteur de vos attentes.

A notre maître et juge de thèses : Pr. DRAISS Ghizlane

*Je vous remercie vivement pour l'honneur que vous me faites en acceptant de juger ce travail.
Votre gentillesse et votre accueil très aimable m'ont particulièrement marquée.
Que ce travail soit pour moi l'occasion de vous exprimer mon admiration ainsi que ma gratitude.
Veuillez croire, cher maître, l'assurance de mon estime.*

A notre maître et juge de thèse : Pr. MOUHSINE Abdelilah

*Je vous remercie vivement pour l'honneur que vous me faites en acceptant de juger ce travail.
Votre gentillesse et votre accueil très aimable m'ont particulièrement marqué.
Que ce travail soit pour moi l'occasion de vous exprimer mon admiration ainsi que ma gratitude.
Veuillez croire, cher maître, en mes sentiments les plus respectueux.*

***A notre maître et Co-Encadrant : Pr. MASSAQ Abdellah professeur
à L'École Nationale des Sciences Appliquées de Marrakech.***

*Vous m'avez accordé un immense honneur et un grand privilège
en acceptant de Co-encadrer mon travail.
Votre disponibilité et vos précieuses recommandations
ont été pour notre travail d'une grande aide.
Vos qualités professionnelles et humaines me servent d'exemple.
Veuillez trouver ici, Professeur, l'expression de ma profonde gratitude.*

***A nos chers Résidents Docteurs : Mohamed Boussif,
Mouna Jaouaher, Mhaili Jihane, Chada Chbichib, Soukaina Kirami,
Ait Si Abdessadek Jihane, Abdelhamid Garmane, Imane Kazouini,
et à toute l'équipe du service de Radiologie de l'Hôpital Mère
Enfant au CHU MED VI de Marrakech,***

*Je vous exprime mes plus sincères remerciements, pour le grand travail que vous faites et je suis très
reconnaisant pour votre immense aide et support tout
au long de l'élaboration de notre travail.
Sans vos efforts continus, notre travail n'aurait pas vu le jour.
Je vous remercie infiniment.*

***A mon très cher frère Mohamed Gharafi Doctorant à l'Institut Polytechnique
de Paris,***

*Je tiens à te remercier infiniment pour ton accompagnement le long de ce travail,
Tés conseils, ton expertise et ton support ont nous a aider énormément.
Sans ton engagement continu, notre travail n'aurait pas vu le jour.
Merci de toujours croire en moi, et merci d'être toi-même.*

***A mon très cher frère Hamza Gharafi Ingénieur d'état en Génie
Informatique de L'École Nationale des Sciences Appliquées de Marrakech.***

*Notre travail collaboratif sur un sujet aussi intéressant
et délicat sans aucun doute a renforcé notre fraternité,
A travers ces mots je t'exprime ma grande reconnaissance,
mon respect et mon admiration pour la personne que tu es devenue.
Je te remercie pour ton engagement, et je te souhaite
tout le bonheur du monde avec beaucoup de succès Inchallah.*

Au réseau MARWAN

*Ce travail a été soutenu par les ressources informatiques de HPC-MARWAN (hpc.marwan.ma)
fournies par le Centre National de la Recherche Scientifique et Technique (CNRSST), Rabat,
Maroc.*

ABRÉVIATIONS

List

IA : intelligence artificielle.

ML : Machine Learning / apprentissage automatique.

DL : Deep Learning / Apprentissage profond.

ANN : Artificial Neural Networks / Réseaux neuronaux artificiels.

CNN : Convolutional Neural Networks / Réseaux neuronaux convolutifs.

MLP : Multilayer Perceptron / Le perceptron multicouche.

IDE : Integrated development environment / Environnement de développement intégré.

TL : Transfer Learning / apprentissage par transfert.

AUC : Area under the curve / surface sous la courbe.

ROC : Receiver operating characteristic / Caractéristique de fonctionnement du récepteur.

VP : Vrai positif.

VN : Vrai négatif.

FP : Faux positif.

FN : Faux négatif.

VPP : Valeur prédictive positive.

VPN : Valeur prédictive négative.

RX : Radiographie standard.

TDM : Tomodensitométrie.

e

des

abr

évia

tion

s

PLAN

INTRODUCTION.....	1
MATÉRIELS ET MÉTHODES	4
I. PLAN D’ACTION DE L’ÉTUDE	5
II. MODÈLE D’INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.....	6
1. PHASE DE COLLECTE DU JEU DE DONNÉES.....	6
2. PRÉPARATION DES DONNÉES D’ENTRAÎNEMENT (PRE-PROCESSING)	38
3. CRÉATION DES MODÈLES PRÉDICTIFS PAR APPRENTISSAGE PROFOND	39
4. ÉVALUATION DE PERFORMANCE DU MODÈLE D’APPRENTISSAGE PROFOND	51
RÉSULTATS	59
I. 1 ER MODÈLE BINAIRE ADULTE D’ÉVALUATION D’EFFICACITÉ DE STRUCTURE.	59
II. MODÈLE MULTI-ÉTIQUETTES ADULTE :.....	65
III. 2ÈME MODÈLE BINAIRE ADULTE	72
IV. MODÈLE BINAIRE PÉDIATRIQUE (APPRENTISSAGE PAR TRANSFERT)	87
DISCUSSION	102
I. L’IA EN MÉDECINE.....	103
II. HISTOIRE DE L’IA EN MÉDECINE.....	103
III. ÉTAT DE L’ART DE L’APPLICATION DE L’IA EN RADIOGRAPHIE THORACIQUE.....	105
1. MODÈLES D’AUTO-DÉTECTION D’ANOMALIES THORACIQUES CHEZ L’ADULTE .	105
2. MODÈLES D’AUTO-DÉTECTION D’ANOMALIES THORACIQUES PÉDIATRIQUES .	106
IV. ÉVALUATION DES RÉSULTATS DE NOS MODÈLES.....	106
CONCLUSION	128
RÉSUMÉS.....	131
ANNEXES	137
BIBLIOGRAPHIE.....	154

FIGURES ET TABLEAUX

Figures

Figure 1 Photo de l'entrée du service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.....	5
Figure 2 Photo de la salle de Radiographie Standard au service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.	7
Figure 3 Base de données Syngo.Plaza	8
Figure 4: image de radio thorax montrant un élargissement cardio-médiastinal. Erreur ! Signet non défini.	
Figure 5 : image de radio thorax montrant une cardiomégalie.	12
Figure 6 : image de radio thorax montrant des lésions pulmonaires.	14
Figure 7 : image de radio thorax montrant un Œdème.	15
Figure 8 : image de radio thorax montrant une Condensation.	16
Figure 9 : image de radio thorax montrant une Pneumonie.	17
Figure 10 : image de radio thorax montrant une Atélectasie.8.Atélectasie :	17
Figure 11 : image de radio thorax montrant un Pneumothorax.	19
Figure 12 : image de radio thorax montrant un épanchement pleural.	20
Figure 13 : image de radio thorax montrant une fracture costale.	21
Figure 14 : image de radio thorax montrant des appareils de soutien.	22
Figure 15 : les outils IDEs (environnement de développement intégré).	23
Figure 16 : Logo de HPC-MARWAN.	24
Figure 17 : Logo de SLURM	25
Figure 18: les librairies de python	25
Figure 19: les logos de Heroku et Github.....	27
Figure 20 : schéma de logiciel de l'application web Xpedia.....	28
Figure 21 : Le flux de fonctionnement de l'interface de collecte du jeu de données	30
Figure 22: Page de navigation des items.....	31
Figure 23: Bouton d'ajout des nouveaux items.....	32
Figure 24: Page d'ajout de nouvelles images radiographiques.....	32
Figure 25: Bouton de chargement de nouvelles images radiographiques.....	33

Figure 26: tableau des infos du patient.	33
Figure 27: Prise d'écran montrant la liste d'étiquetage.	34
Figure 28: Génération automatique de compte rendu si la radio est normale.	35
Figure 29: Relations entre les constatations radiologiques et pourcentages de chaque constatation au sein du jeu de données de CheXpert. ⁴	36
Figure 30: Auto-sélectionne des constatations liées.....	37
Figure 31 : les grandes étapes de préparation des données.	38
Figure 32: Représentation des réseaux de neurones convolutifs.	40
Figure 33: Représentation d'un exemple de filtre Kernel de CNN.....	41
Figure 34: Le schéma de création du modèle des radiographies adultes.	44
Figure 35: Le schéma de création du modèle des radiographies pédiatriques.	45
Figure 36 : Structure d'un modèle d'apprentissage en profondeur à entrées mixtes.....	46
Figure 37: Le transfert d'apprentissage d'un modèle d'IA à un autre.	47
Figure 38: Variation de thymus.....	49
Figure 39: Différences entre une radiographie thoracique pédiatrique et celle de l'adulte.....	48
Figure 40: Déviation trachéale physiologique vers la droite chez un nourrisson.	50
Figure 41: Le calcul des métriques de classification à partir de la matrice	53
Figure 42: Courbe ROC, et L'aire sous la courbe ROC (AUC ROC)	57
Figure 43: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 1er modèle binaire	60
Figure 44: La prédiction du modèle de classification binaire :	61
Figure 45: La perte du modèle de classification binaire.	62
Figure 46: Différence de pourcentages entre les clichés normaux et anormaux au sein du jeu de données de CheXpert	63
Figure 47: Exemple d'application du modèle de classification binaire.....	64
Figure 48 : La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 1er modèle Multi-étiquettes	65
Figure 49: l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle multi-étiquettes.	68
Figure 50: la perte d'entraînement et de validation du modèle multi-étiquettes.....	71
Figure 51: Historique des modifications de la structure du modèle multi-étiquettes.....	71
Figure 52: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 2ème modèle binaire	72
Figure 53: Les tailles des sous-ensembles utilisés pour chaque étiquette.	73
Figure 54: Aperçus d'une partie des premières couches de CNN. (32/96 images)	74
Figure 55: Aperçus d'une partie des dernières couches de CNN. (32/128 images).....	75
Figure 56 L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle (Normal).....	78

Figure 57: La perte d'entraînement et de validation du modèle (Normal).	78
Figure 58: AUC ROC du modèle (Normal).	80
Figure 59: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle (élargissement cardio-médiastinal).	80
Figure 60: La perte d'entraînement et de validation du modèle (élargissement cardio-médiastinal).	81
Figure 61: AUC ROC du modèle (élargissement cardio-médiastinal).	82
Figure 62 : Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	83
Figure 63: Exemple 2 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	84
Figure 64: Exemple 3 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	85
Figure 65: Exemple 4 d'application du modèle final sur une image de radio thorax de	86
Figure 66: Distribution de sexe dans les clichés collectés.	88
Figure 67: Nombre de clichés pour chaque section d'âge.	88
Figure 68: Distribution des données selon les étiquettes.	89
Figure 69: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 2ème modèle binaire	91
Figure 70: Comparaison des moyennes de performances (exactitudes de validation) du modèle pédiatrique initial et du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte.	92
Figure 71: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial	96
Figure 72: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle pré-entraîné	96
Figure 73: Comparaison de l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial et du modèle pré-entraîné de l'opacité pulmonaire.	97
Figure 74: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial	97
Figure 75: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle pré-entraîné	98
Figure 76: Comparaison de l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial et du modèle pré-entraîné de la pneumonie.	98
Figure 77: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	99
Figure 78: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	100
Figure 79: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax	101
Figure 80: Chronologie du développement et de l'utilisation de l'intelligence artificielle en médecine.	104
Figure 81: Représentation du diagramme de box-plot ou Boîte à moustaches.	108
Figure 82: Diagramme de box-plot de distribution de l'exactitude de l'entraînement	109
Figure 83: Diagramme de box-plot de distribution de la perte de l'entraînement	110

Figure 84: Diagramme de box-plot de distribution de l'exactitude de la validation.....	111
Figure 85: Diagramme de box-plot de distribution de la perte de la validation	112
Figure 86: Résumé des AUC ROC des modèles binaires de chaque étiquette par ordre décroissant.	113
Figure 87: Résumé des AUC ROC des modèles binaires de chaque étiquette par ordre décroissant.	115
Figure 88: Diagramme en radar visualisant la comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui n'utilisent pas.....	118
Figure 89: Diagramme en radar visualisant la comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui utilisent.....	121
Figure 90: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la cardiomégalie.	138
Figure 91: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de l'opacité pulmonaire.....	139
Figure 92: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la lésion pulmonaire.	140
Figure 93: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de l'oedème.	141
Figure 94: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la condensation.	142
Figure 95 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de la pneumonie.....	143
Figure 96: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de l'atélectasie.	144
Figure 97: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette du pneumothorax.....	145
Figure 98: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de l'épanchement pleural.	146
Figure 99 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette des autres lésions pleurales.	147
Figure 100 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de la fracture.	148
Figure 101: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette des appareils de support.	149
Figure 102 : 1ère partie des Exactitudes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.	150
Figure 103: 2ème partie des exactitudes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.	151
Figure 104: 1ère partie des pertes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.	152
Figure 105: 2ème partie des Pertes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.	153

Tableaux

Tableau I: liste des jeux de données.....	9
Tableau II: Description des données du jeu de données CheXpert.....	10
Tableau III: Matrice de confusion.	52
Tableau IV: Successivement les pourcentages : minimaux, maximaux et moyens de la perte et de l'exactitude d'entraînement de chaque étiquette	76
Tableau V: Les moyennes des exactitudes d'entraînement (T) et de validation (V) du modèle pédiatrique initial (Nor) et celles du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte (prt).	93
Tableau VI: Les moyennes des pertes d'entraînement (T) et de validation (V) du modèle pédiatrique initial (Nor) et celles du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte (prt).....	94
Tableau VII: Comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui n'utilisent pas des masques de segmentation.....	118
Tableau VIII: Comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui utilisent des masques de segmentation.....	120
Tableau IX: Description du jeu de données de NIH-14.	122

INTRODUCTION

L'intelligence artificielle (IA) est définie comme l'ensemble des théories et des techniques développant des programmes informatiques complexes capables de simuler certains traits de l'intelligence humaine (raisonnement, apprentissage...).

Aujourd'hui dans la plupart des services de radiologie la demande croissante de divers types d'examens radiologiques par différents spécialistes a rendu le nombre d'images destinées à l'interprétation si énorme qu'il dépasse largement les capacités des radiologues malgré les efforts fournis quotidiennement même avec l'augmentation du nombre de radiologues employés; Chose qui a fait l'objet d'une recherche de solutions facilitant ou proposant des interprétations complètes ou partielles des images radiologiques afin de lutter contre la surcharge de travail chez les radiologues.

L'émergence de l'intelligence artificielle et l'évolution rapide des technologies informatiques traitant les mégadonnées ou les données massives (Big Data) ont ouvert la voie au développement de systèmes informatiques simulant une ou des parties d'interprétation de diverses données médicales et notamment des images radiologiques.

Les algorithmes d'apprentissage adoptés par l'IA actuellement sont devenues miraculeux avec des records de performances parfois très puissants qu'ils dépassent même ceux des radiologues, notamment dans le cas des images radiologiques peu contrastées et dans la détection de très petites anomalies.

Cette remarquable révolution d'IA pose la question de la possibilité de sa participation totale ou en partie au flux de travail des services de radiologie en particulier dans la tâche d'interprétation ou bien de lecture des images radiologiques qui était jusqu'à présent considérée comme une tâche exclusive des radiologues. , cette question à son tour relève une

problématique aussi complexe et aussi ancienne que la première interaction homme-machine et qui questionne simplement la possibilité du remplacement de l'homme par la machine , la réponse par oui est tout à fait valide , possible et légitime dans plusieurs domaines sauf que dans ce cas-là vu la complexité ,la sensibilité et la vitalité du domaine de son application la réponse à cette problématique prend plusieurs dimensions qui mérite pas une mais plusieurs thèses pour l'aborder.

L'autorisation de l'utilisation de l'IA dans le triage des radiographies thoraciques normales est considérée comme un grand pas accordant plus de fiabilité et de confiance à l'IA vu son implication directe sur la prise de décision diagnostic même avec la nécessité d'une supervision humaine des résultats.

Cette confiance accordée actuellement à l'IA ne traduit pas une tendance vers le remplacement du rôle des médecins radiologues mais plutôt une assistance et un coup de main offert en sort d'outils soutenant leur rôle.

Notre objectif dans cette étude est de développer des modèles d'IA d'interprétation automatique des radiographies thoraciques pédiatriques en les entraînant sur un jeu de données localement collecté.

MATÉRIELS ET MÉTHODES

I. Plan d'action de l'étude



Figure 1 : Photo de l'entrée du service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.

- Collecte du jeu de données via une interface web intuitive à partir de la base de données locale de Syngo.Plaza des images de radiographie thoracique numérique collectées et étiquetées par les résidents du service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.
- Équilibrage, préparation et pré-traitement des données.
- Création d'un modèle de l'IA adulte basé sur le jeu de données public de CheXpert qui servira de 1er modèle de pré-entraînement.

- Création du modèle pédiatrique final basé sur notre jeu de données et pré-entraîné sur notre modèle avec introduction d'apprentissage par transfert pour améliorer la performance du modèle final.

II. Modèle d'intelligence artificielle

Les données de la population pédiatrique sont beaucoup moins documentées que celles de la population adulte, et notamment pour les radiographies thoraciques, ce qui nous inspirait à créer ou collecter notre propre base de données.

A cette phase du projet, il est évident que nous ne serons pas en mesure de collecter un grand ensemble de données qui serait suffisant pour construire un modèle d'apprentissage en profondeur précis pour la population pédiatrique, nous nous appuyerons donc sur un ensemble de données adulte existant. Pour commencer on va reproduire un modèle d'apprentissage en profondeur capable de traiter les radiographies thoraciques adultes, afin d'utiliser l'apprentissage par transfert pour étendre le modèle adulte, en l'alimentant par les données pédiatriques collectées, pour obtenir un modèle capable de traiter les radiographies thoraciques pédiatriques.

1. Phase de collecte du jeu de données

Pour bien comprendre le déroulement de la phase de collecte la première chose à savoir c'est la signification du terme jeu de données (en anglais dataset ou data set) qui se définit comme : Un ensemble de valeurs « organisées » ou « contextualisées » (alias « données »), où chaque valeur est associée à une variable (ou attribut) et à une observation.



Figure 2 : Photo de la salle de Radiographie Standard au service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.

En d'autres mots les valeurs définissent l'intersection des variables et des observations formant un tableau dans lequel chaque ligne correspond à une observation, et chaque colonne correspond à une variable.

Dans notre cas les observations constituent les clichés de radiographie thoracique (numérisés à partir des supports analogiques) identifiés par les IP des patients qui leurs appartiennent.

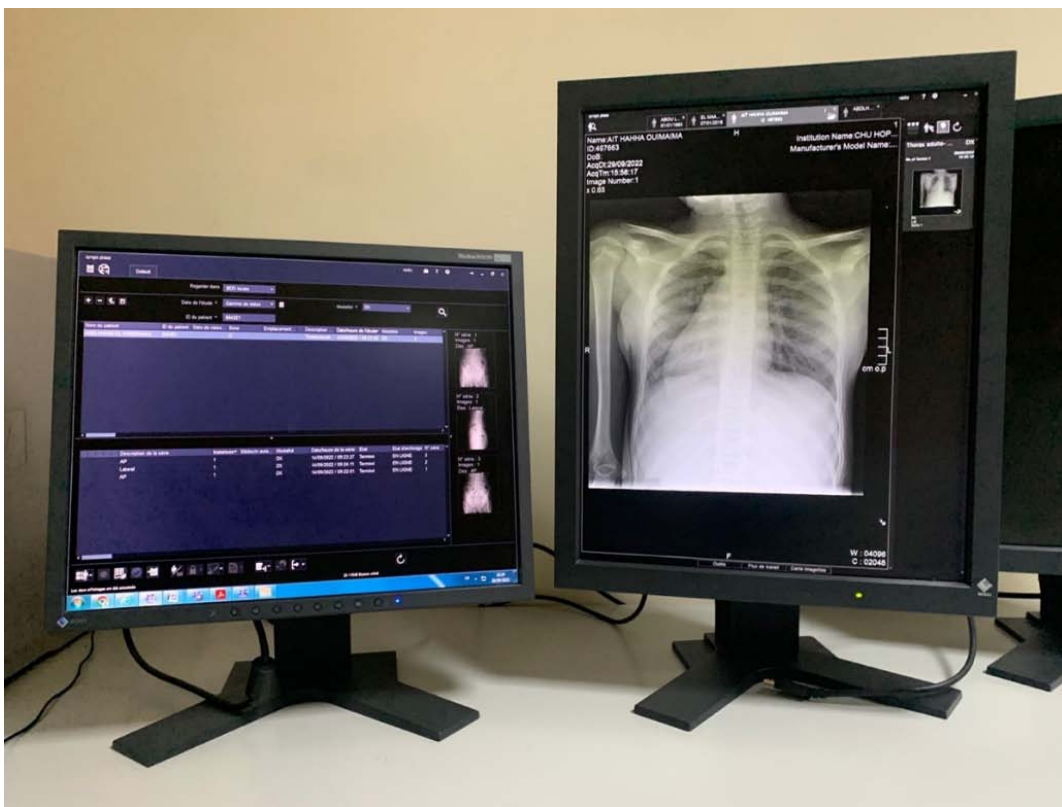


Figure 3 : Base de données Syngo.Plaza .

Les images radiographiques sont extraites à partir du logiciel Syngo.Plaza au format (JPEG ou PNG – La forme DICOM n’est pas utilisée à raison de la taille importante de ses fichiers) par impression d’écran avec une résolution (moyenne à haute) sans fixer un ratio donné.

Les variables définissent l'ensemble des propriétés étudiées de l'image radiographique à partir d'informations personnelles telles que l'âge et le sexe du patient, l'incidence de la radiographie (face ou profil) et l'orientation lorsqu'elle est de face (antéro-postérieure ou postéro-antérieure) ; Et finissant par le compte rendu de la radio avec les anomalies qui s'y trouvent.

Ces anomalies sont précisées à priori dans une liste empruntée de celle du jeu de données de CheXpert un grand jeu de données public d'interprétation de radiographies pulmonaires composé de 22 316 radiographies pulmonaires de 65 20 patients. (4)

Tableau I: liste des jeux de données (8)

DatasetName	Images	Pediatric images ratio	Age range	Findings and Diagnosis labels	Spatial labels	Image size
Chest X-Ray 14	112120	-	-	14	0	Resized (1024 x 1024)
PLCO	185421	-	-	12	9	Original size
CheXpert	224316	0%	18+	14	0	original size reduced to 8 bits
MIMIC-CXR	371920	-	-	14	0	Original size
Pad Chest	160868	34% (5533)	-	193	104	Original size
Kermany	5856	100% (5856)	1-5	3	0	Original size
PERCH	3587	-	-	5	-	-
NIH-14	112120	46% (5242)	1-17	14	8	1024 x 1024
RSNA	30227	65% (1965)	1-17	3	-	1024 x 1024
SIIM - ACR	12047	19,53% (617)	1-17	2	-	1024 x 1024
NIAID	6251	11% (71)	1-17	-	-	-
Shenzhen	662	4,6% (31)	2 Mo - 17 Yo	-	-	Original size
Montgomery County	138	12,3% (17)	4-17	-	-	Original size

Les radiographies thoraciques et leurs rapports sont associés à l'hôpital de Stanford réalisés en milieu hospitalier et ambulatoire entre octobre 2002 et juillet 2017 ont été collectés rétrospectivement.

Le choix de cette liste et du jeu de données de CheXpert comme base du modèle de pré-entraînement est justifié devant :

- Sa grande taille (plus de 224,316 images recueillis rétrospectivement de l'hôpital de Stanford de 65,240 patients.)
- Son accessibilité au public sans aucune formation préalablement requise
- Le nombre important d'anomalies ciblées par l'étiquetage (14 étiquettes) avec une terminologie claire conforme au glossaire des termes d'imagerie thoracique recommandé par 'Fleischner Society' de radiologie thoracique. (9)
- Et l'existence de plusieurs applications sur un sous-ensemble ou la totalité de ses données via des compétitions avec de haute performances publiées sur son site officiel et des scores d'experts auxquels les chercheurs peuvent comparer leurs modèles.

Tableau II: Description des données du jeu de données CheXpert.

DatasetName	Images	Pediatric Images ratio	Age range	Patients
CheXpert	224316	0%	18+	65240

Images per Patient (avg)	Finding and Diagnosis labels	Spatial labels	Image size	Access status
3.4	14	0	reduced to 8 bts	Publiclyavailable

Les anomalies radiologiques sélectionnées pour l'étiquetage sont les suivantes :

- | | |
|------------------------------------|--------------------------|
| 1.Aucune découverte | 8.Pneumonie |
| 2.Élargissement cardio-médiastinal | 9.Atélectasie |
| 3.Cardiomégalie | 10.Pneumothorax |
| 4.Lésion pulmonaire | 11.Épanchement pleural |
| 5.Opacité pulmonaire | 12.Autre lésion pleurale |
| 6.Œdème | 13.Fracture |
| 7.Condensation | 14.Appareils de soutien |

Les anomalies de radiographie thoracique à détectées par le modèle d'IA sont les suivantes :

➤ **Élargissement cardio-médiastinale :**

Signe traduisant une anomalie médiastinale, il peut s'agir d'opacité, d'hyper clarté ou de calcification.

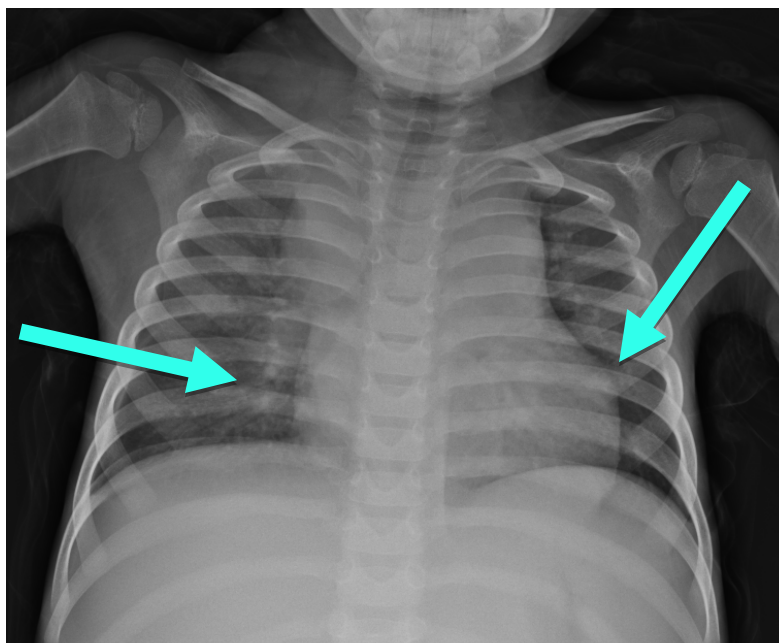


Figure 4: image de radio thorax montrant un élargissement cardio-médiastinal

➤ **Cardiomégalie :**

La cardiomégalie est une augmentation anormale de la taille du cœur. Elle peut être dépistée par une radiographie thoracique de face, en position debout, montrant un index cardiothoracique supérieur à 0,5 chez l'adulte, 0,55 chez l'enfant et 0.60 chez le nouveau-né et le nourrisson. Cet index est égal au rapport entre le plus grand diamètre horizontal du cœur et le plus grand diamètre horizontal du thorax[$(a + b) / c$] (figure 5), mesurés sur une radiographie thoracique.

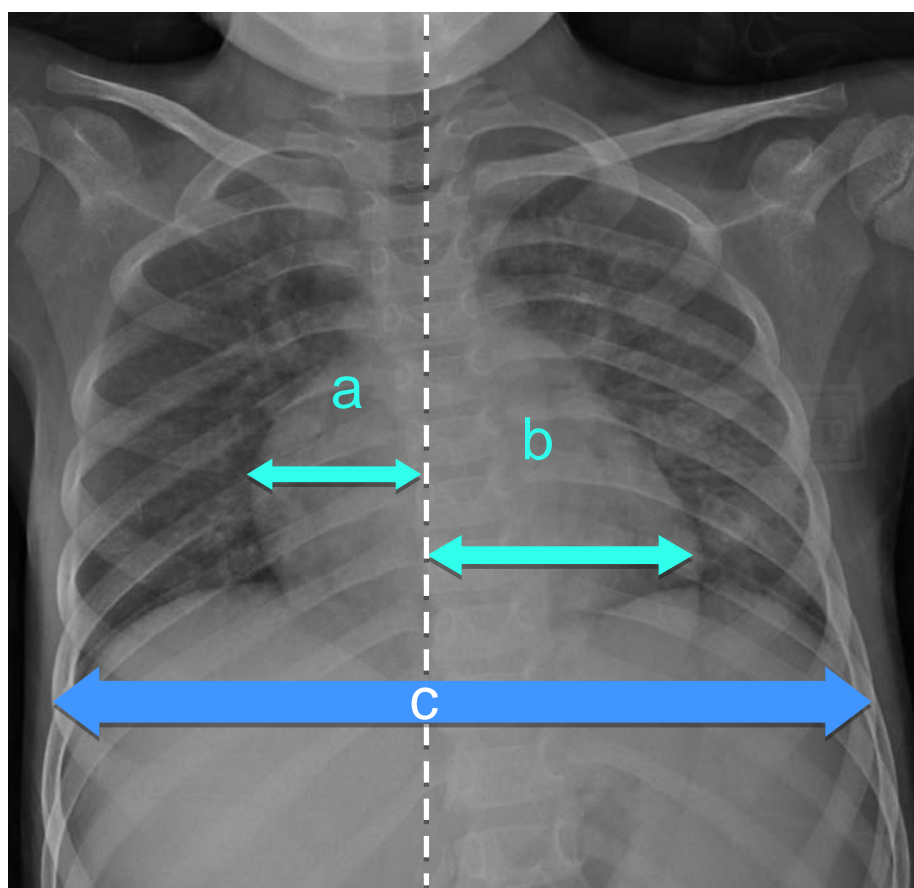


Figure 5 : image de radio thorax montrant une cardiomégalie.

➤ **Opacité pulmonaire :**

Une opacité pulmonaire est une perte de la radio transparence normale du poumon pouvant prendre des aspects très variables selon sa taille, sa morphologie, ses contours, sa localisation, son caractère plus ou moins opaque, systématisé, rétractile, etc. Les lésions suivantes ciblées par le jeu de données de CheXpert se manifestent par des opacités pulmonaires :Lésions pulmonaires/ Œdème/ Condensation/ Pneumonie/ Atélectasie/ Épanchementpleural.

➤ **Lésion pulmonaire :**

Cette étiquette désigne toute lésion parenchymateuse pulmonaire ne rentrant pas dans le cadre de : L'Œdème/ la Condensation/ la Pneumonie/ l'atélectasie/ l'épanchement pleural ;Dans cet exemple dans cette image (figure 6) on constate un syndrome alvéolo interstitiel bilatéral sous forme des opacités bien limités non confluentes diffuses au niveau des deux champs pulmonaires associés à des réticulations micronodulaires (avec une cardiomégalie associée).

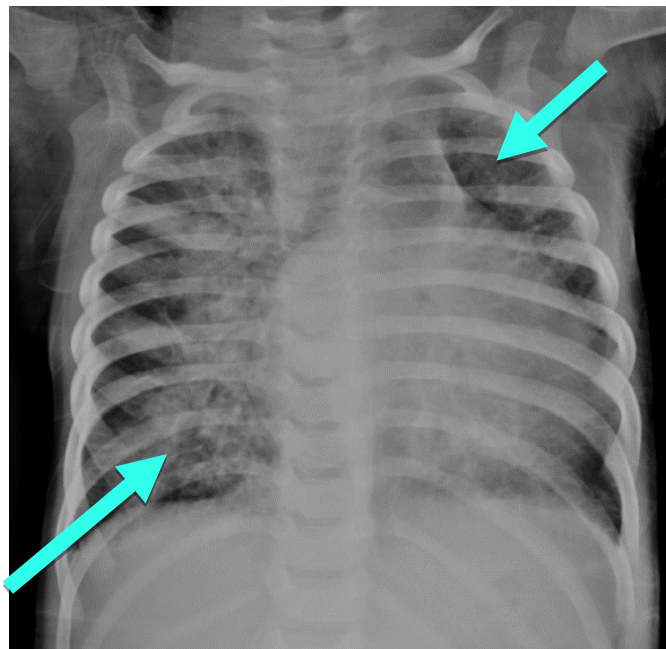


Figure 6 : image de radio thorax montrant des lésions pulmonaires.

➤ **Œdème :**

L'œdème pulmonaire, ou œdème aigu du poumon, désigne la répartition en « AILES DE PAPILLON » : Opacités de part et d'autre des hiles avec des limites floues pathognomonique de l'œdème aigu du poumon.

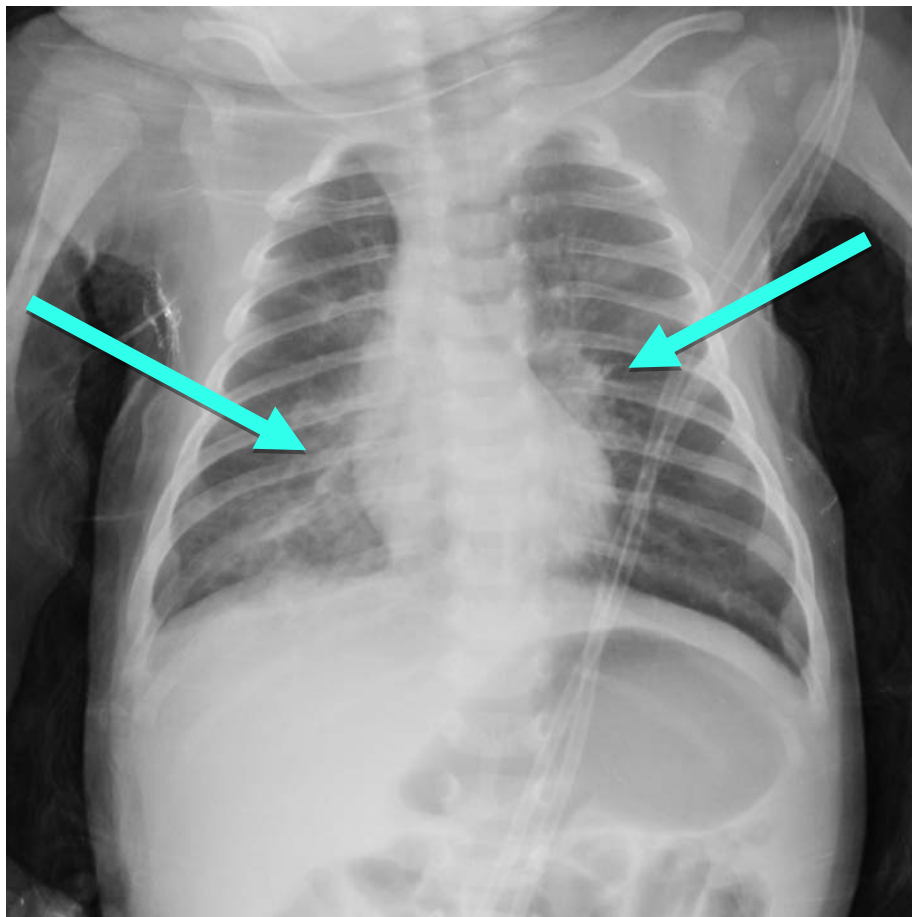


Figure 7 : image de radio thorax montrant un Œdème.

➤ **Condensation :**

Réunit les modifications cliniques et paracliniques déterminées par l'apparition d'une zone de condensation dans le poumon où le tissu pulmonaire normal est remplacé par :

Un exsudat inflammatoire (pneumonie, bronchopneumonie, abcès),

Cellules tumorales (cancer, tumeurs bénignes), Tissu nécrosé

(infarctus pulmonaire), Prolifération du tissu conjonctif (fibrose pulmonaire)

Dans notre exemple (figure 08) on a des opacités alvéolaires péri hilaires et lobaire supérieure droites en rapport probablement avec des foyers de pneumopathie infectieuse.

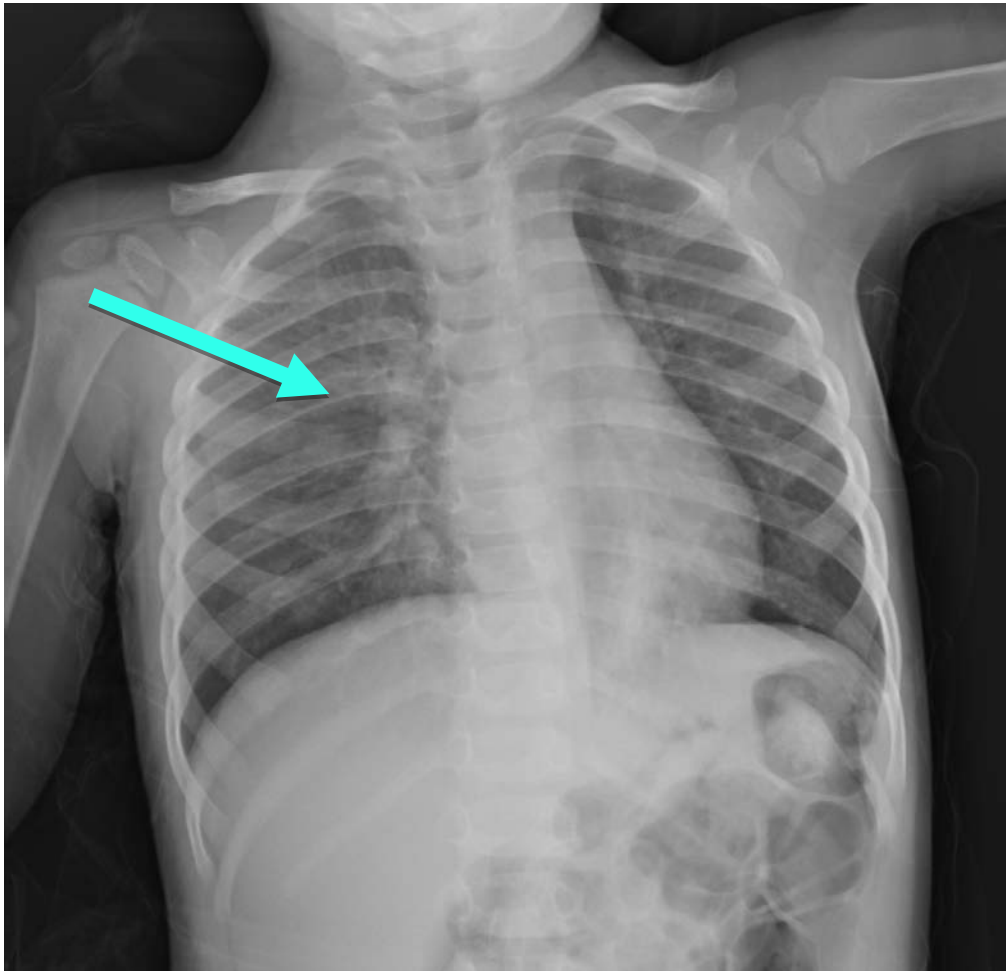


Figure 8 : image de radio thorax montrant une Condensation.

➤ **Pneumonie :**

Désigne l'infection du parenchyme pulmonaire, elle prend diverses formes radiologiques selon le germe responsable. Cela dit, la forme la plus typique est celle de la pneumonie franche lobaire comme dans le cas de cette figure (09 qui montre une individualisation d'une

opacité au niveau du lobe supérieur droit, dense, siège d'un bronchogramme aérien en rapport avec une PLF supérieure droite.

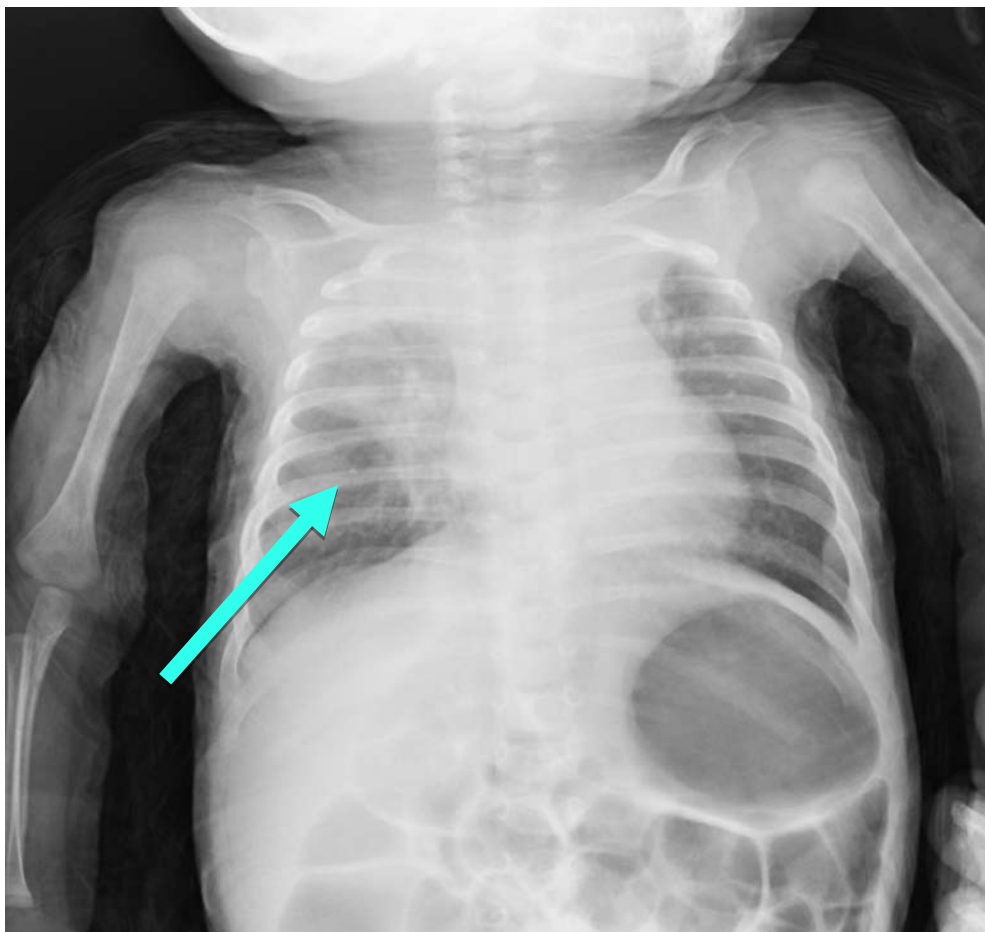


Figure 9 : image de radio thorax montrant une Pneumonie.

- Atélectasie :

Diminution du volume pulmonaire avec augmentation de la densité du parenchyme pulmonaire par mécanisme obstructif (tumoral), passif (compression extrinsèque), cicatriciel (rétraction fibreuse) ou adhésif (altération du surfactant).

Signes directs : opacité triangulaire à sommet hilair et à base périphérique pariétale ou diaphragmatique.

Signes indirects : déformation et déplacement des hiles (comme indiqué par la flèche dans la figure 10), expansion du parenchyme de voisinage, élévation d'une coupole diaphragmatique, déplacement des structures médiastinales, vers le côté pathologique, pincement des arcs intercostaux.

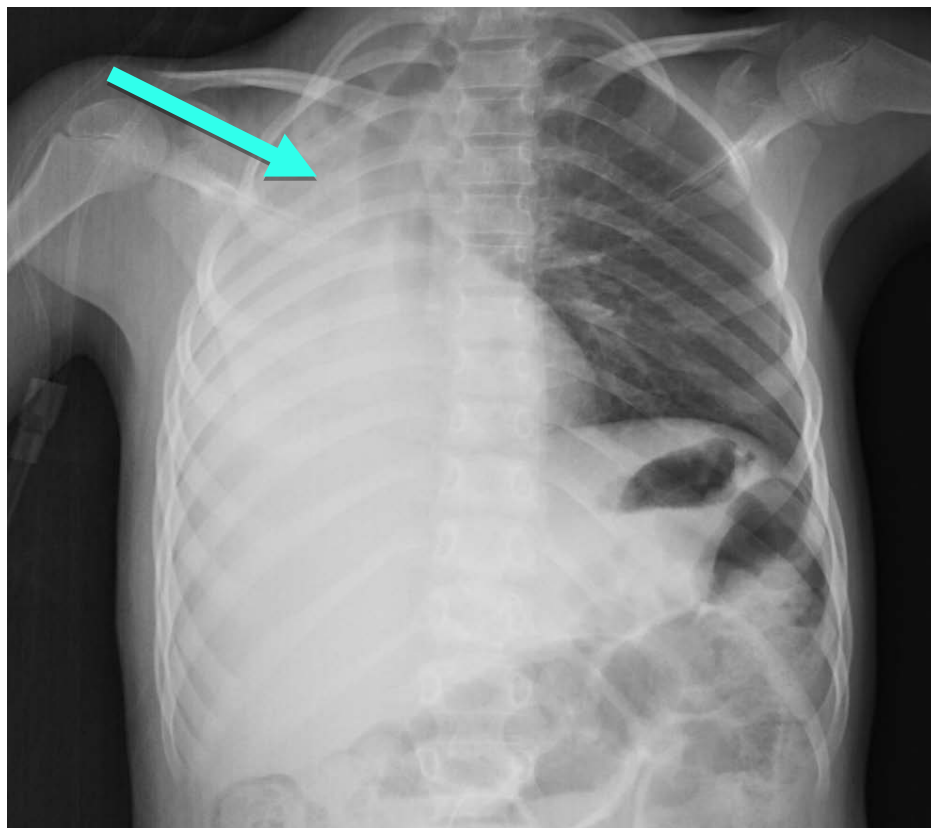


Figure 10 : image de radio thorax montrant une Atélectasie.

➤ **Pneumothorax :**

Ensemble de signes traduisant la présence de l'air entre les 2 feuillets pleuraux se manifeste sur la radio thorax par une hyperclarté périphérique avasculaire (comme indiqué par la flèche dans la figure 11), séparée du poumon par une fine opacité linéaire (plèvre viscérale), est visible surtout à l'apex.

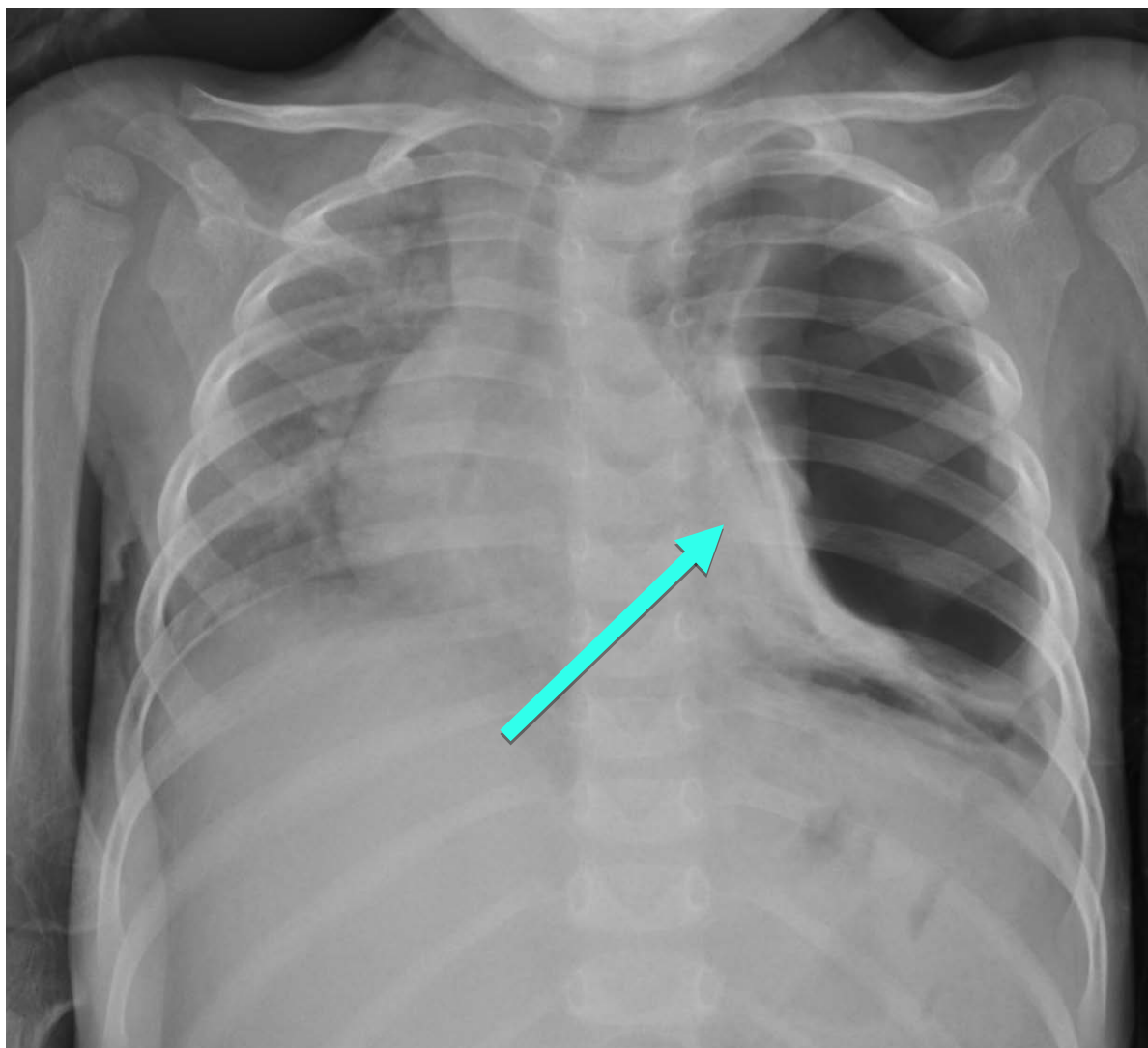


Figure 11 : image de radio thorax montrant un Pneumothorax.

➤ **Épanchement pleural :**

Un épanchement pleural liquidien est la présence de liquide entre les deux feuillets de la plèvre (comme indiqué par la flèche dans la figure 11), le feuillet viscéral adhérant au poumon et le feuillet pariétal habituellement, cet espace est virtuel.

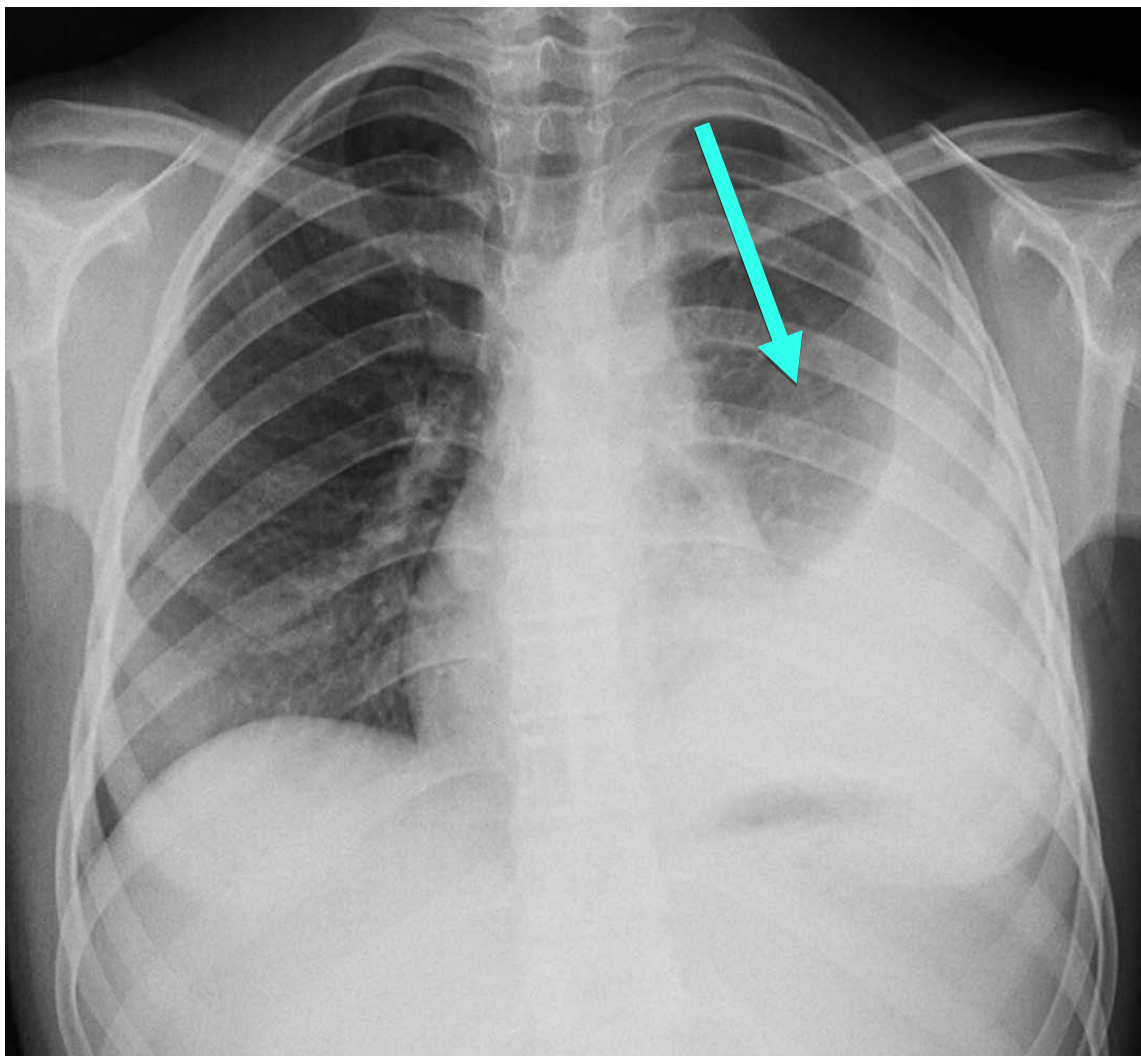


Figure 12 : image de radio thorax montrant un épanchement pleural.

➤ **Autre lésions pleurales :**

Cette étiquette désigne les atteintes pleurales mixtes.

➤ **Fracture costale :**

Solution de continuité d'un ou plusieurs os costaux.

Dans cette figure (13) la flèche montre de multiples traits de fractures des côtes droites.

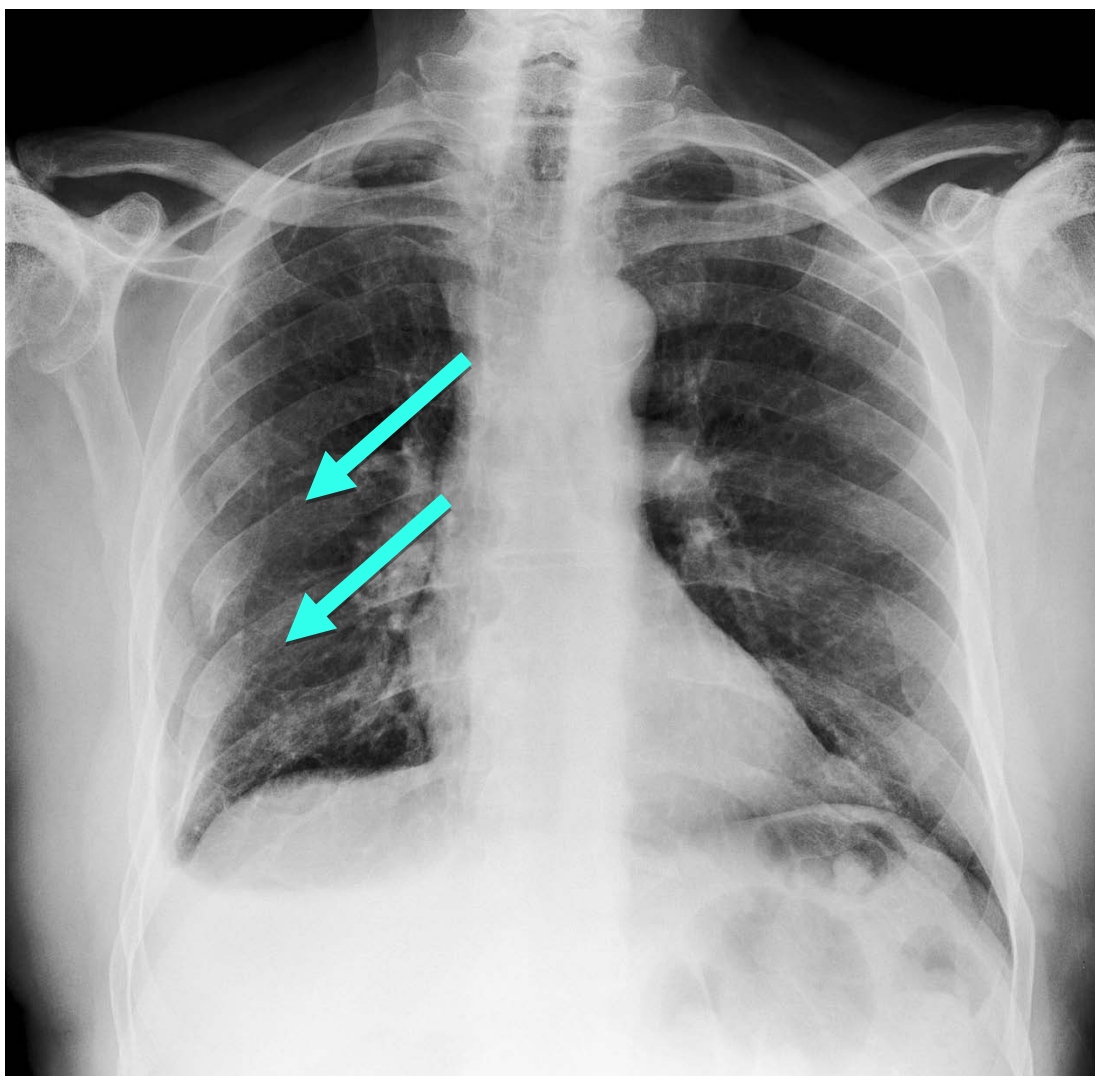


Figure 13 : image de radio thorax montrant une fracture costale.

➤ **Appareils de soutien :**

Cette étiquette désigne tout dispositif porté par le patient dans un but médical siégeant soit à l'intérieur ou à l'extérieur de son corps à partir du pace maker, des drains et des sondes jusqu'au petits électrodes adhésifs des dérivations d'ECG.

Dans cette exemple (figure14) l'opacité tubulaire en haut montre le passage d'un drain de DVP (dérivation ventriculo-péritonéale) on constate aussi l'existence de fils métalliques attachant le draine le long de son passage thoracique.

L'omission de mentionner un appareil de support sur le dossier du patient peut être une source de confusion pour le radiologue.

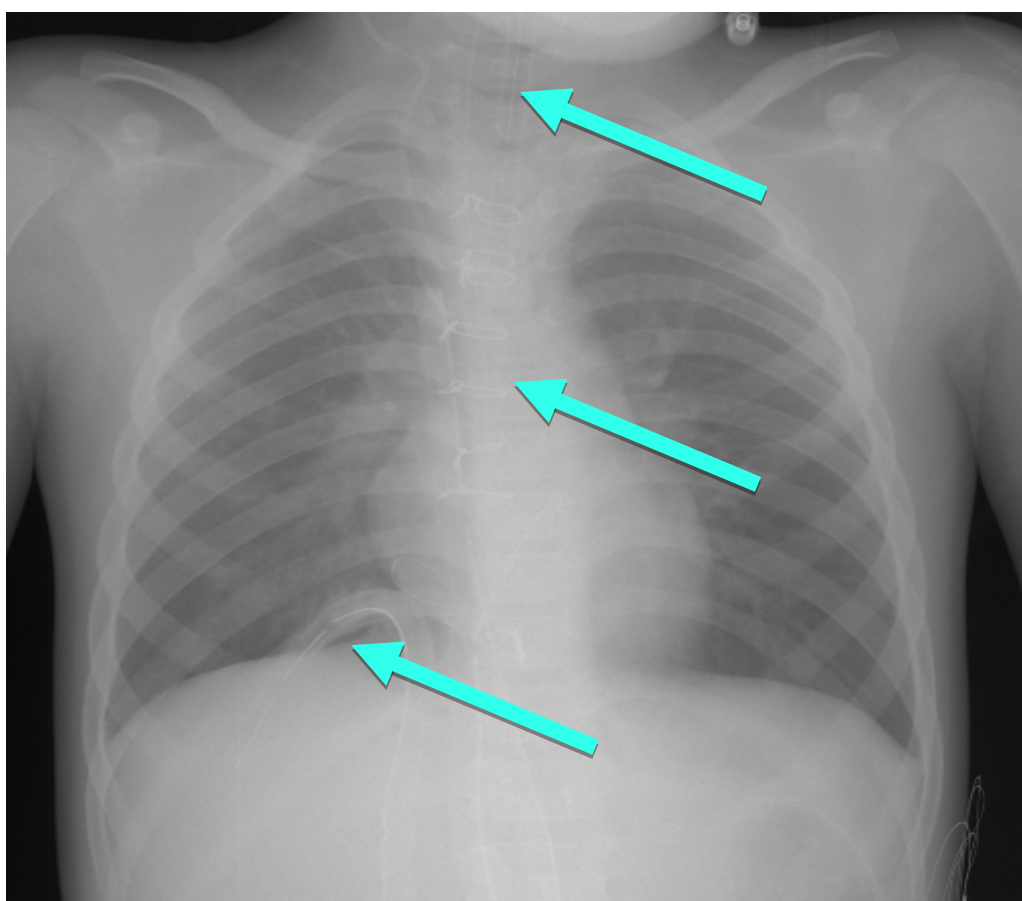


Figure 14 : image de radio thorax montrant des appareils de soutien.

1.1. Interface de collecte des données

1.1.1. Fonctionnement de l'Interface

On a opté pour le développement d'une interface de collecte sous forme d'application web qui va servir d'outil intuitive d'exploitation numérique des clichés de radiographie thoracique facilement manipulable avec une fonctionnalité d'export et d'archivage simple des données, mise à la disposition des résidents participants au remplissage des compte rendu des clichés radiographiques et de constater l'existence ou non d'une anomalie parmi celles de la liste préétablie.

Langages de programmation et outils de création de l'application de l'interface de collecte :



Figure 15 : les outils IDEs (environnement de développement intégré).

❖ Visual Studio Code

Un éditeur de code source léger mais puissant qui s'exécute sur votre bureau et est disponible sur Windows, MacOS et Linux. Il offre un support intégré pour JavaScript, TypeScript et Node.js, et dispose d'un riche écosystème d'extensions pour d'autres langages et runtimes (C, C#, Java, Python, PHP, Go, dotNET, etc.).

❖ Jupyter

Une application Web permettant de programmer dans plus de 40 langages de programmation, dont Python, Julia, Ruby, R ou Scala. Il s'agit d'un projet communautaire

visant à développer des logiciels libres, des formats ouverts et des services pour l'informatique interactive.

Jupyter vous permet de créer des blocs-notes, des programmes contenant à la fois du texte et du code Markdown, ces cahiers sont utilisés pour explorer et analyser des données en science des données.

❖ **Google Colab Pro Plus**

Le service Google Co laboratory, ou Google Colab en abrégé, vous permet d'exécuter du code Python dans un navigateur Web dans ce que l'on appelle des "notebooks".

Il est utilisé pour l'apprentissage en profondeur, le partage et le travail sur des projets de science des données avec d'autres.



Figure 16 : Logo de HPC-MARWAN.

❖ **HPC Marwan**

Le Centre National de la Recherche Scientifique et Technique met à la disposition de La communauté des chercheurs marocains une infrastructure de Calcul Haute Performance

(HPC) accessible à distance.



Figure 17 : Logo de SLURM

❖ SLURM

SLURM (Simple Linux Utility for Resource Management) est une solution open source d'ordonnement de tâches informatiques qui permet de créer des grappes de serveurs sous Linux ayant une tolérance aux pannes, type IP-failover, ferme de calcul, système d'ordonnement des tâches.

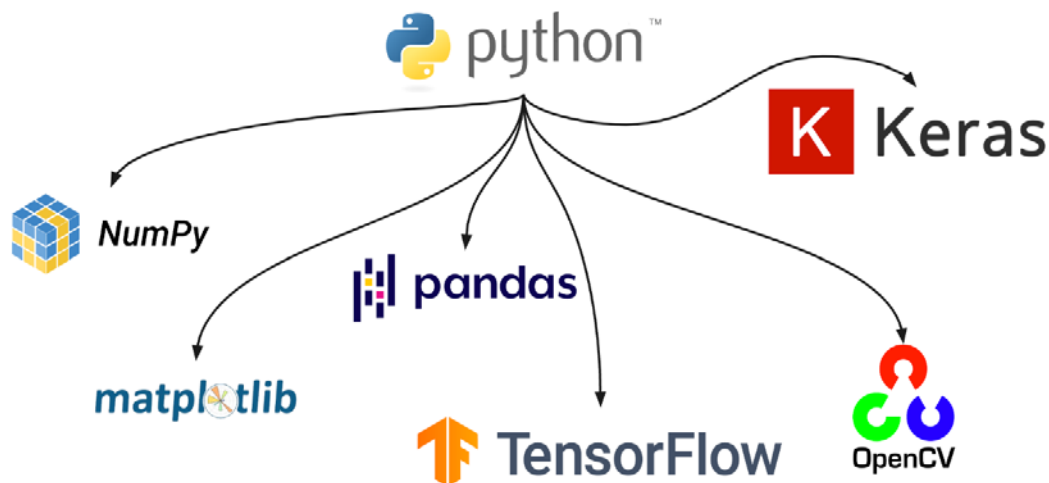


Figure 18: les librairies de python

- ✚ **Python** : est un langage de programmation interprété, multi paradigme et multiplateformes. Il favorise la programmation impérative structurée, fonctionnelle et orientée objet.
- ✚ **NumPy** : est une bibliothèque pour langage de programmation Python, destinée à manipuler des matrices ou tableaux multidimensionnels ainsi que des fonctions mathématiques opérant sur ces tableaux.
- ✚ **Matplotlib** : est une bibliothèque du langage de programmation Python destinée à tracer et visualiser des données sous formes de graphiques. Elle peut être combinée avec les bibliothèques python de calcul scientifique NumPy et SciPy.
- ✚ **Pandas** : est une bibliothèque écrite pour le langage de programmation Python permettant la manipulation et l'analyse des données. Elle propose en particulier des structures de données et des opérations de manipulation de tableaux numériques et de séries temporelles. Pandas est un logiciel libre sous licence BSD.
- ✚ **TensorFlow** : est un outil open source d'apprentissage automatique développé par Google.
Il est doté d'une interface pour Python, Julia et R.
C'est l'un des outils les plus utilisés en IA dans le domaine de l'apprentissage machine
- ✚ **OpenCV** : est une bibliothèque libre, initialement développée par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. La société de robotique Willow Garage, puis la société ItSeez se sont succédé au support de cette bibliothèque.
- ✚ **Keras** : est une bibliothèque open source écrite en python.
- ✚ **Heroku** : est une plate-forme de services cloud qui a gagné en popularité ces dernières années. Heroku est si facile à utiliser qu'il est devenu le choix incontournable pour de nombreux projets de développement.

Les entreprises utilisant Heroku peuvent se concentrer sur le perfectionnement de leurs applications, tandis que la plateforme Heroku gère le matériel et les serveurs.

✚ GitHub : est une plateforme en ligne de ressources de programmation de plus en plus populaire utilisée pour le partage de code. Il s'agit d'un site de réseautage social pour les programmeurs que de nombreuses entreprises et organisations utilisent pour faciliter la gestion et la collaboration des projets.



Figure 19: les logos de Heroku et Github.

✚ API : signifie Application Programming Interface, en termes simples, une API est un Ensemble de fonctions et de procédures qui vous permettent de créer une application, accéder aux données et fonctionnalités d'autres applications, services ou systèmes d'exploitation.

Vous êtes essentiellement un intermédiaire entre différentes plates-formes logicielles.

Ils permettent à deux applications indépendantes de "parler" entre elles. Par exemple, supposons que vous êtes un agent de change fortement impliqué dans les marchés financiers et le trading.

L'API peut lier un ensemble d'algorithmes de trading automatisés à la plateforme de trading préférée d'un trader. Il permet aux traders de visualiser les cotations et les données de prix en temps réel, ainsi que d'effectuer des transactions électroniques.

✚ **MERN Stack**: un ensemble de technologies puissantes et fiables utilisées pour développer des applications informatiques évolutives qui incluent des composants back-end, front-end et de base de données. JavaScript est utilisé pour développer des sites Web entiers plus rapidement et plus facilement. C'est une technologie qui est un Framework JavaScript complet et convivial pour la création d'applications et de sites Web dynamiques.

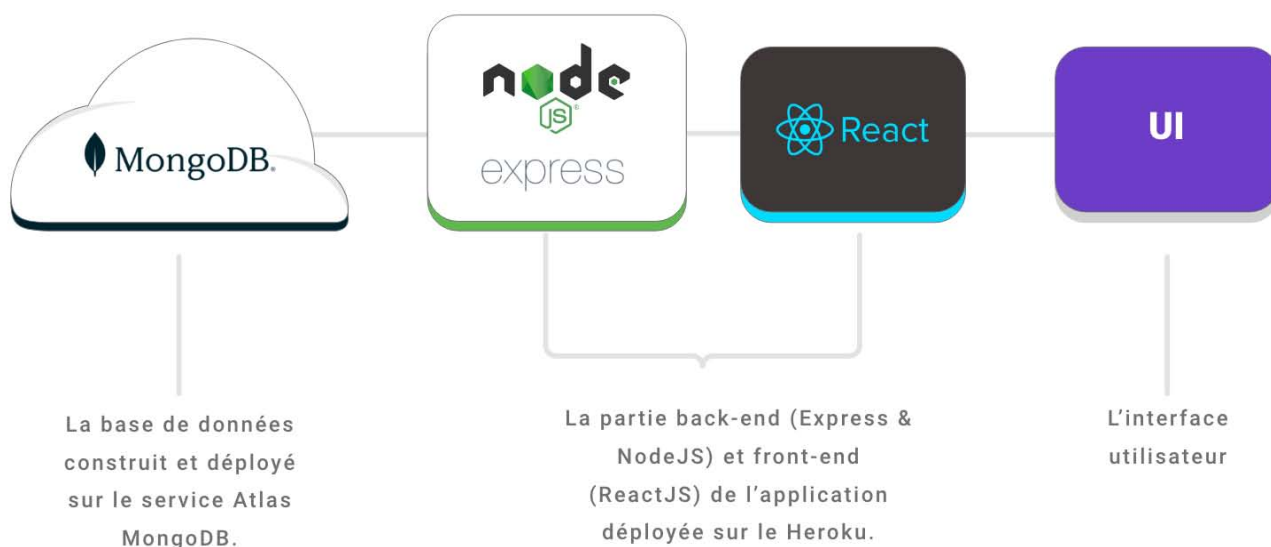


Figure 20 : schéma de logiciel de l'application web Xpedia.

- ✚ **MongoDB** : est un système de gestion de base de données orienté documents, répartitionnable sur un nombre quelconque d'ordinateurs et ne nécessitant pas de schéma prédéfini des données. Il est écrit en C++.
- ✚ **Node.js** : est une plateforme logicielle libre en JavaScript, orientée vers les applications réseau événementielles hautement concurrentes qui doivent pouvoir monter en charge. Elle utilise la machine virtuelle V8, la librairie libuv pour sa boucle d'événements, et implémente sous licence MIT les spécifications CommonJS.
- ✚ **React** : est une bibliothèque JavaScript libre. Le but principal de cette bibliothèque est de faciliter la création d'application web monopage, via la création de composants dépendant d'un état et générant une page HTML à chaque changement d'état.

1.1.2. Plan de l'Interface de collecte

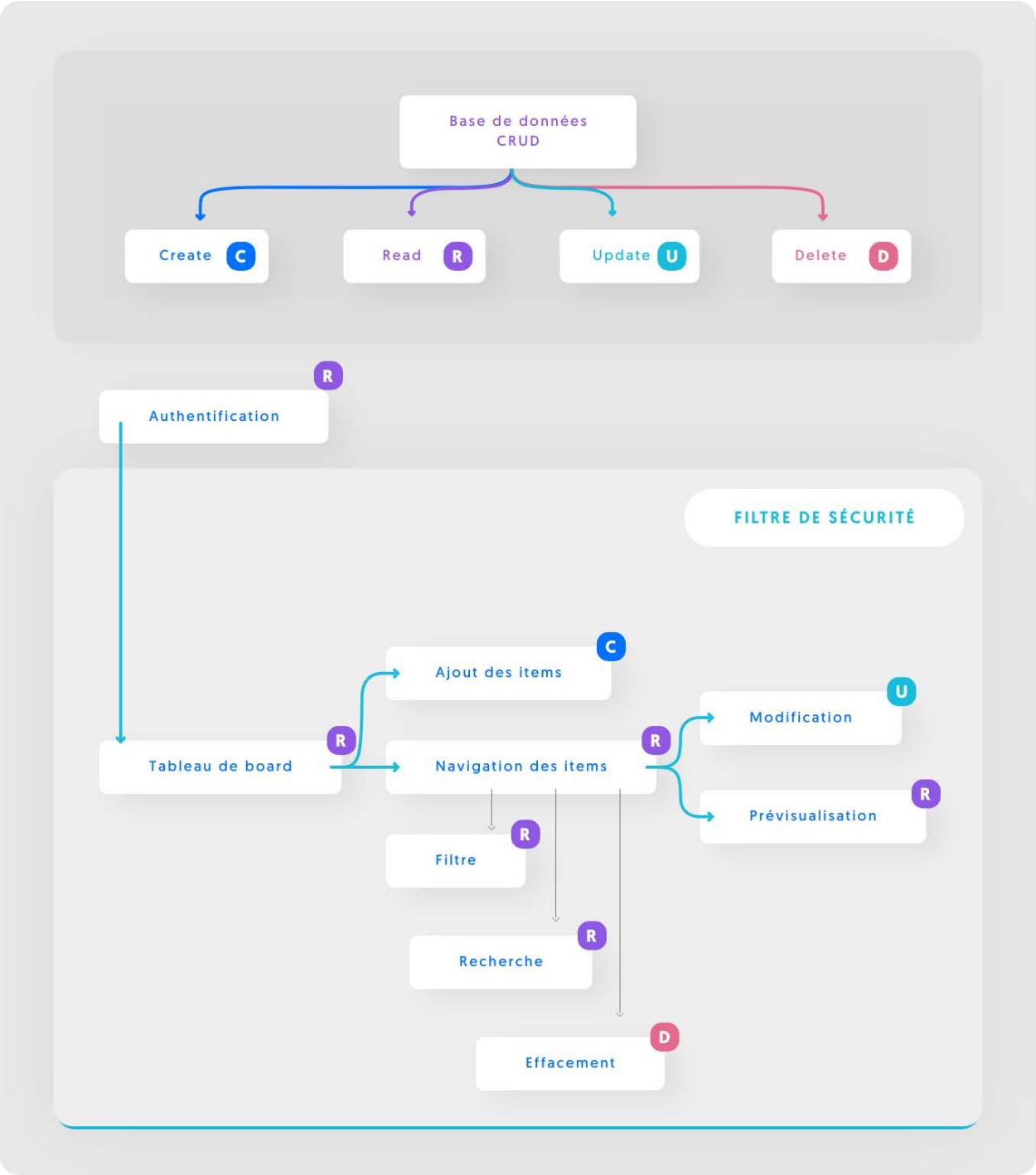


Figure 21 : Le flux de fonctionnement de l'interface de collecte du jeu de données

1.2. La procédure de remplissage

La première étape consiste à importer l'image radiologique après son extraction en imprimant l'écran depuis le logiciel Syngo.Plaza avec un grossissement maximal et un cadrage qui exclut toutes les informations personnelles du patient pour préserver son anonymat.

La sélection se fait de deux manières :

- Soit de manière aléatoire mais en respectant la tranche d'âge de la population pédiatrique de la naissance jusqu'à l'âge de 15 ans.
- Soit par sélection depuis le registre du service de pédiatrie (A) qui nous renseigne sur la pathologie exacte du patient ce qui nous permet de contrôler le pourcentage de chaque anomalie ou constatation dans notre jeu de données.

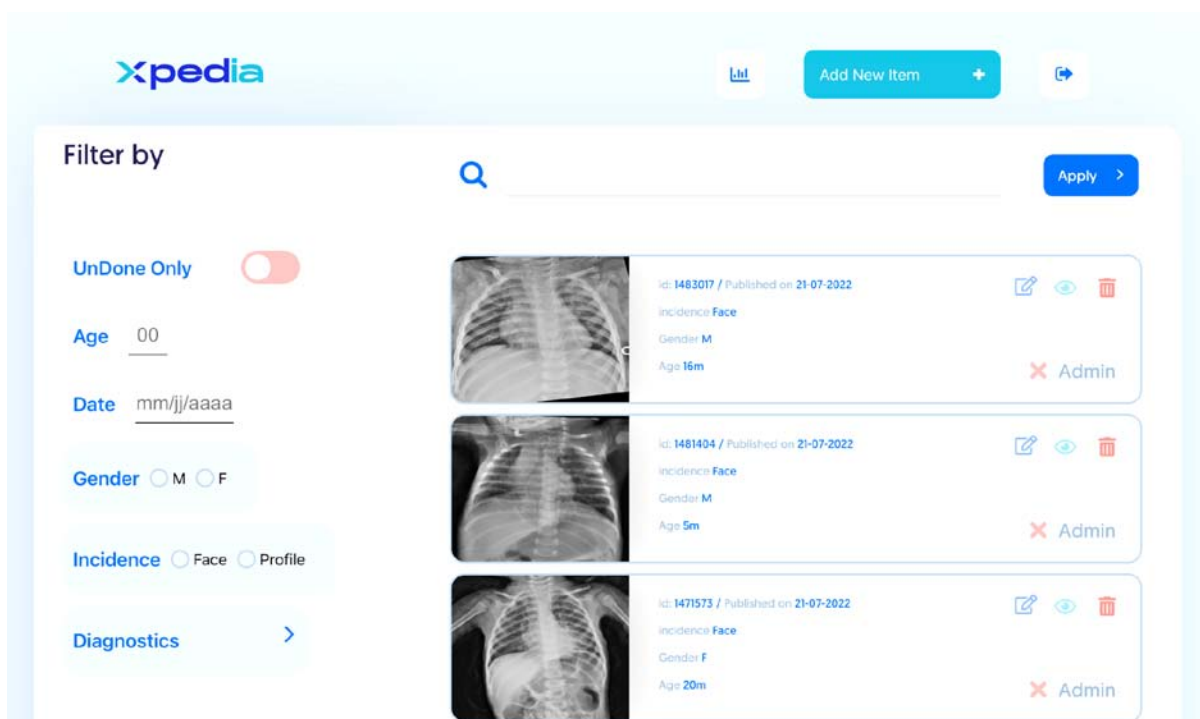


Figure 22: Page de navigation des items.

Pour importer l'image on accède à la page d'ajout des items via le bouton "Add new Item"

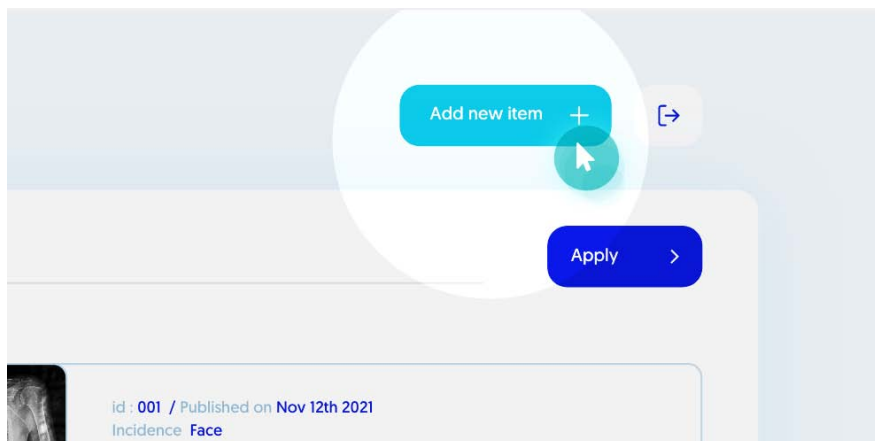


Figure 23: Bouton d'ajout des nouveaux items.

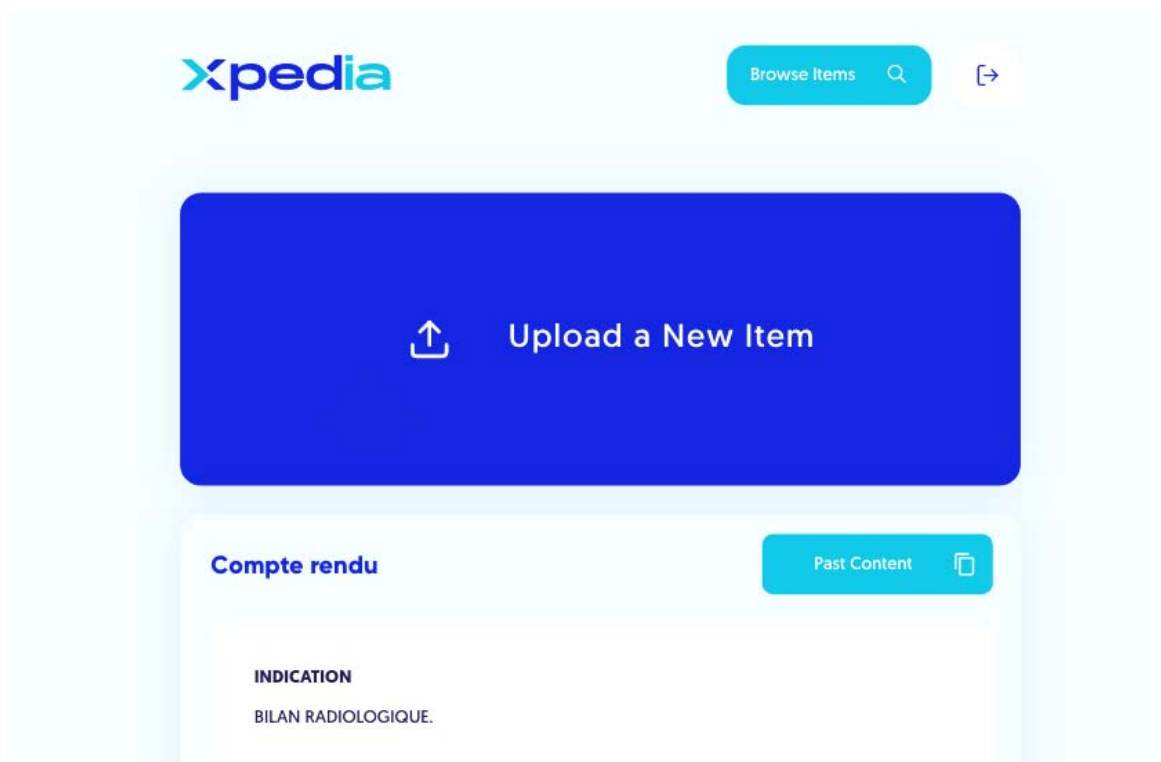


Figure 24: Page d'ajout de nouvelles images radiographiques.

On importe notre image via le bouton « Upload » new Item" et on la sélectionne.

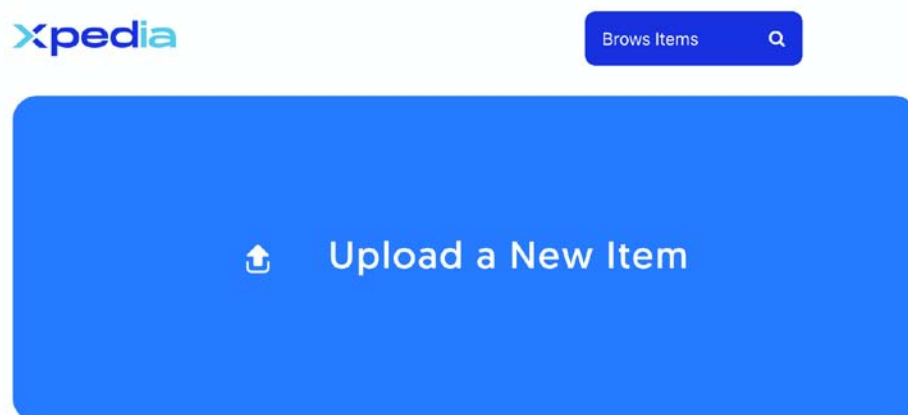


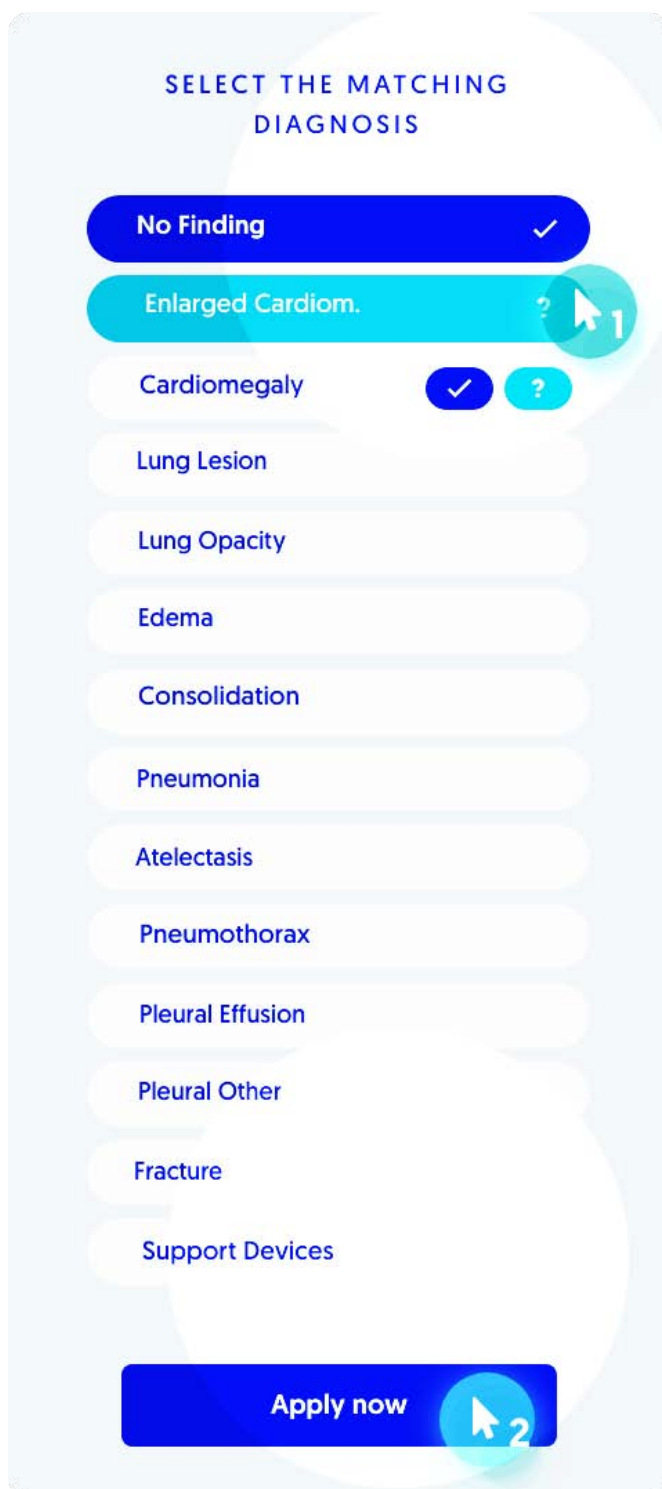
Figure 25: Bouton de chargement de nouvelles images radiographiques.

Une fois importée on remplit les informations qui correspondent à notre image l'IP, l'âge, le genre, et l'incidence.

The image shows a light blue form for entering patient information. On the left is a chest X-ray image with a magnifying glass and an upload icon. To the right are several input fields: 'X-Ray ID' with the value '001', 'Age' with the value '026', 'Gender' with radio buttons for 'M' (selected) and 'F', and 'Incidence' with radio buttons for 'Face' (selected) and 'Profile'. There are also radio buttons for 'AP' (selected) and 'PA'. A gear icon for settings is in the top right corner.

Figure 26: tableau des infos du patient.

La deuxième étape est exclusivement réservée aux médecins radiologues et consiste à rédiger le compte rendu de l'image radiographique importée et à indiquer les anomalies constatées parmi celles de la liste étudiée.



Flèche 01 : la sélection des anomalies constatées.

En cliquant sur le bouton bleu avec l'icône de vérification, cette constatation va être enregistrée comme certaine, dans le cas de doute on clique sur le bouton vert avec le point d'interrogation.

Flèche 02 : L'enregistrement.

Quand on termine le remplissage de notre item on clique sur le bouton "Apply now" pour l'enregistrer.

Figure 27: Prise d'écran montrant la liste d'étiquetage.



Figure 28: Génération automatique de compte rendu si la radio est normale.

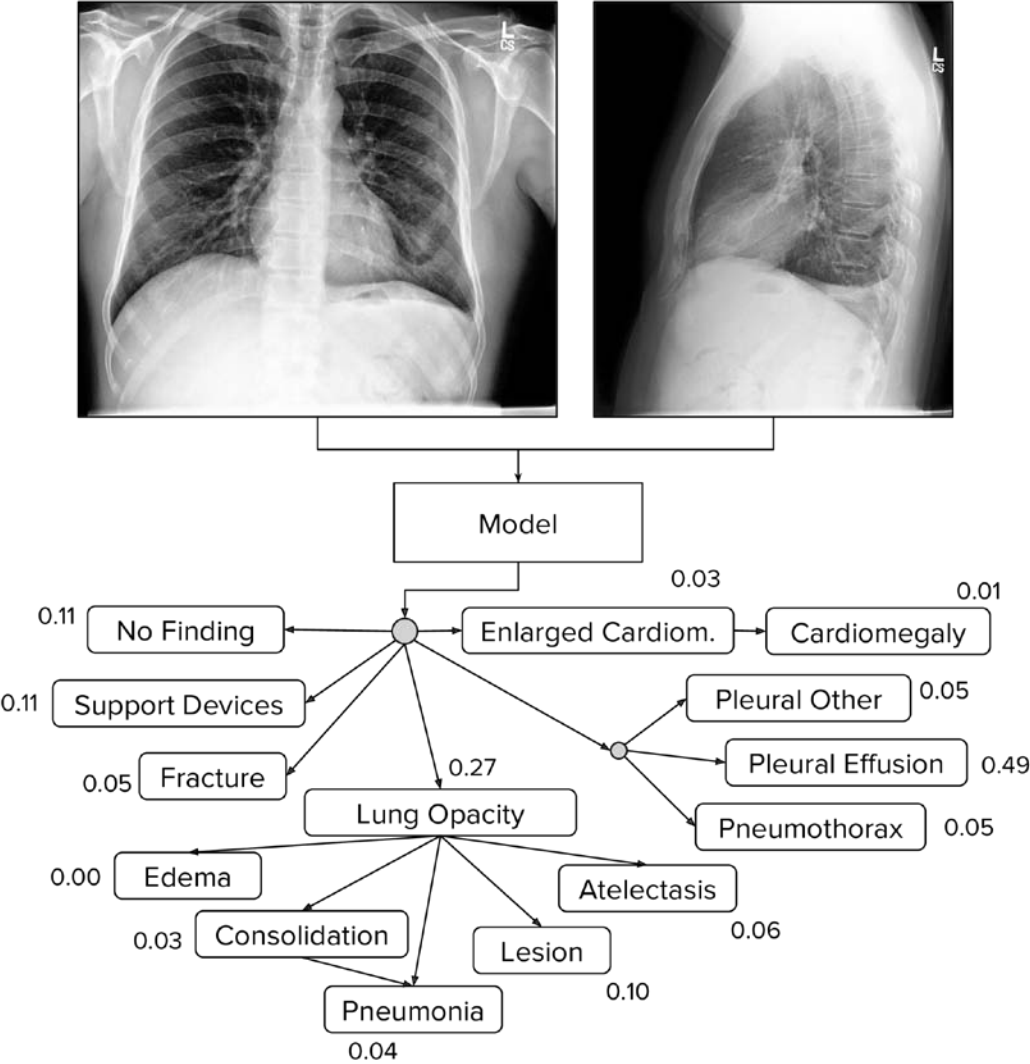
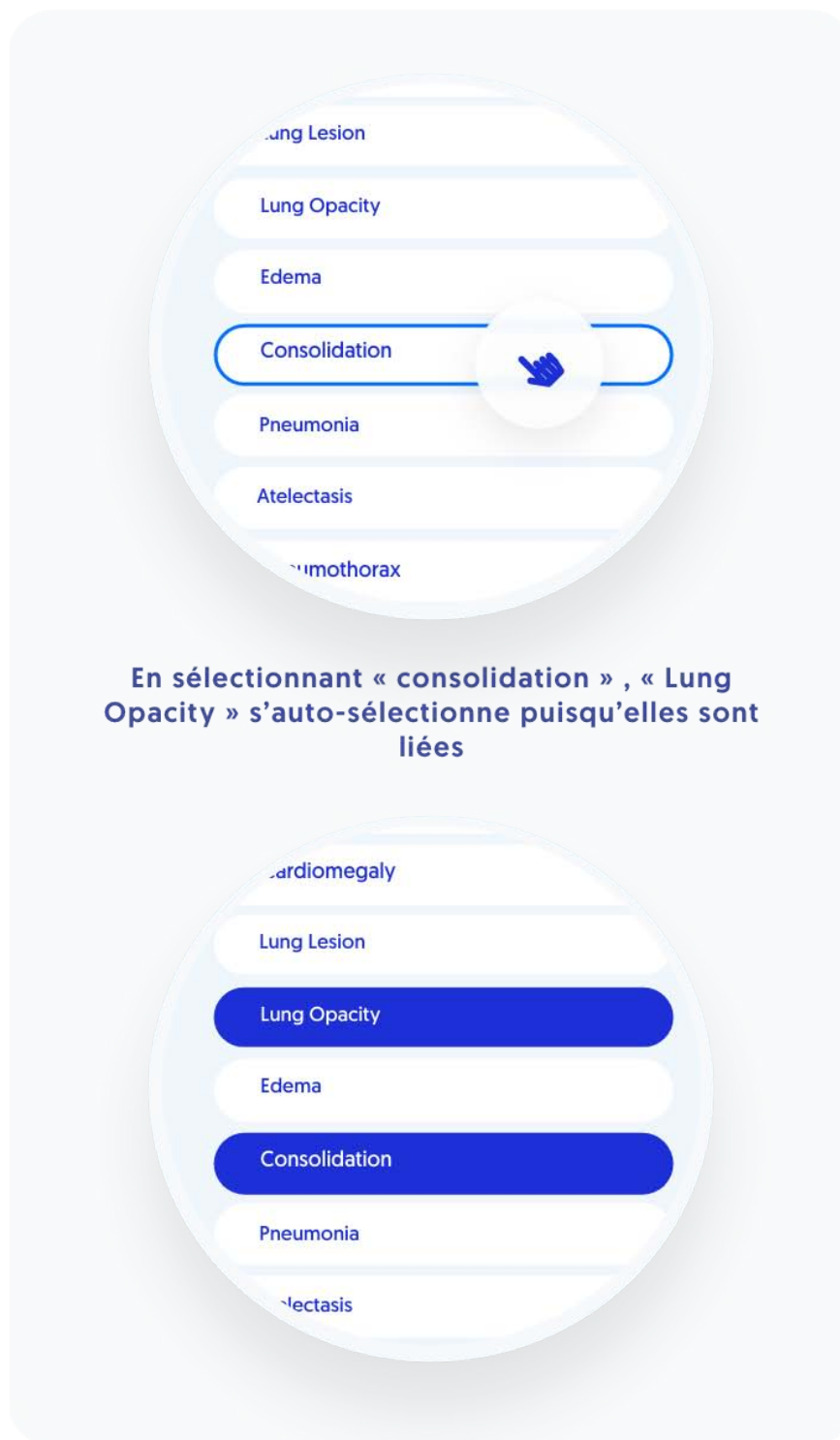


Figure 29: Relations entre les constatations radiologiques et pourcentages de chaque constatation au sein du jeu de données de CheXpert. (4)



En sélectionnant « consolidation », « Lung Opacity » s'auto-sélectionne puisqu'elles sont liées

Figure 30: Auto-sélectionne des constatations liées.

2. Préparation des données d'entraînement (Pre-processing)

En Machine Learning ce terme signifie on la préparation des données d'entraînement en vue de leur ingestion par le modèle d'apprentissage. Il s'agit d'une étape préliminaire clés qui regroupe un ensemble de phases préparatoires, de la collecte jusqu'aux processus de validation des données.

L'une des étapes centrales du processus consiste à formater les données, rectifier les éventuelles erreurs qu'elles peuvent comporter, et éventuellement les enrichir.

Concrètement, la data préparation en machine Learning améliore la qualité des données avant leur traitement. La détection d'anomalies permet de corriger les biais qui pourraient avoir un impact négatif sur les résultats du modèle. En parallèle du machine Learning, il est possible d'entreprendre une data préparation pour la visualisation de données et autres opérations d'analyse. La data préparation en machine Learning s'effectue en plusieurs étapes d'exécution :

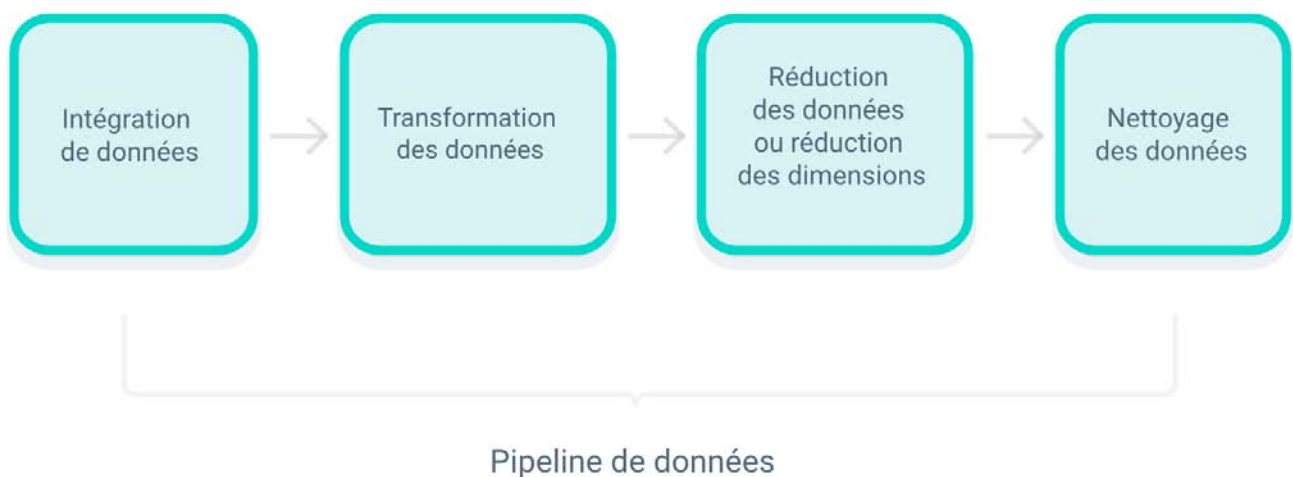


Figure 31 : les grandes étapes de préparation des données.

En détails :

- La collecte des données ;
- L'évaluation des données ;
- Le nettoyage, l'ajout ou la suppression de valeurs ;
- La transformation et le formatage des données ;
- La validation des données ;
- Le stockage ou le routage des données.

A noter que le temps de prétraitement dépend du volume et de la complexité des données.

Ensuite, leur traitement et analyse sera plus facile sur un délai réduit.

Le gain de temps observé se confirme aussi lors d'opérations analytiques répétitives qui génèrent des flux d'entrée et de sortie constants.

3. Création des modèles prédictifs par apprentissage profond (Deep Learning)

Nos modèles vont être constitués à les des réseaux de neurones convolutifs.

Réseaux de neurones convolutifs

C'est un type de réseau neuronal artificiel utilisé dans la reconnaissance et le traitement d'images et spécifiquement conçu pour traiter les données de pixels.

Les Réseaux de neurones convolutifs sont de puissants systèmes de traitement d'images, d'intelligence artificielle (IA) qui utilisent un apprentissage approfondi (Deep Learning) pour effectuer des tâches à la fois génératives et descriptives, souvent à l'aide de Machine Vision

qui inclut la reconnaissance d'images et de vidéos, ainsi que des systèmes de recommandation et le traitement du langage naturel (NLP).

Un réseau de neurones est un système de matériel et/ou de logiciel conçu d'après le fonctionnement des neurones du cerveau humain. Les réseaux neuronaux traditionnels ne sont pas idéaux pour le traitement des images et doivent être alimentés en images à résolution réduite. Les « neurones » dit CNN sont disposés de manière à ressembler davantage à ceux du lobe frontal, la zone responsable du traitement des stimuli visuels chez l'homme et des autres animaux. Les couches de neurones sont disposées de manière à couvrir l'ensemble du champ visuel, évitant ainsi le problème du traitement d'images par morceaux des réseaux neuronaux traditionnels.

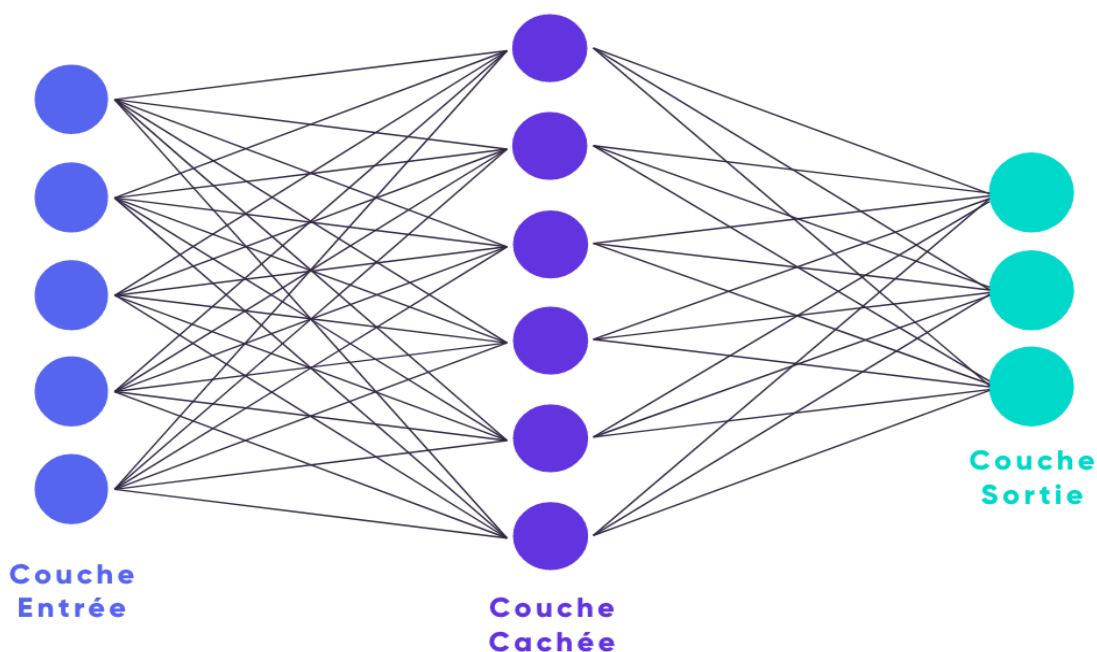


Figure 32: Représentation des réseaux de neurones convolutifs.

Un CNN utilise un système semblable à un perceptron multicouche (Figure 32) qui a été conçu pour des besoins de traitement réduits. Les couches d'un CNN se composent d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une couche cachée qui comprend plusieurs couches convolutives, des couches de regroupement, des couches entièrement connectées et des couches de normalisation.

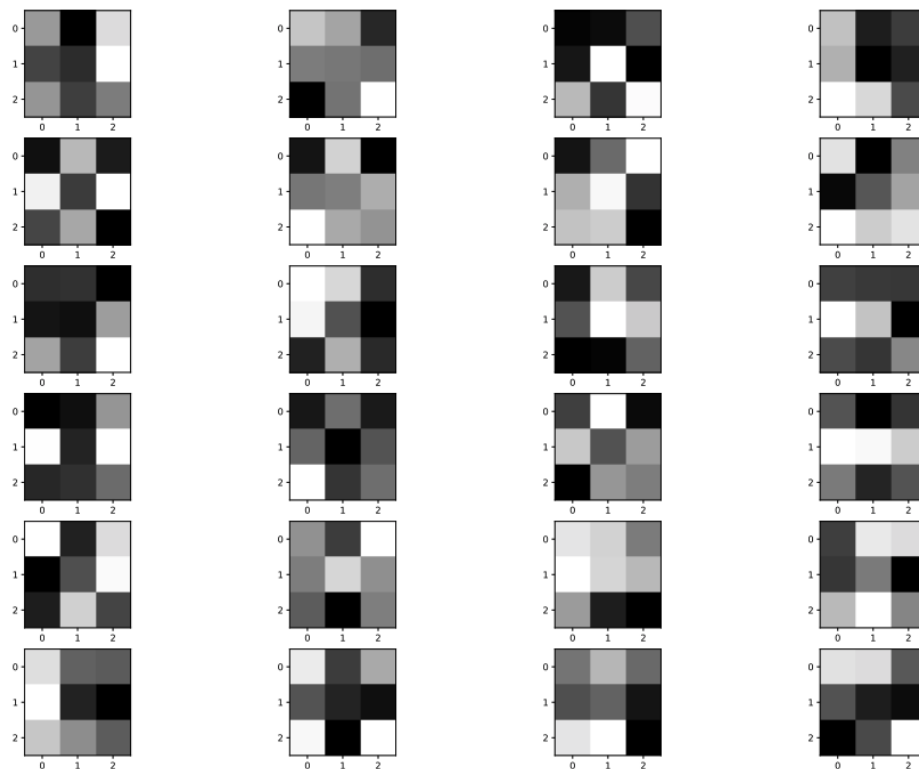


Figure 33: Représentation d'un exemple de filtre Kernel de CNN.

La suppression des limitations et l'augmentation de l'efficacité pour le traitement des images aboutissent à un système beaucoup plus efficace, plus simple à former, et spécialisé pour le traitement des images et le traitement du langage naturel.

À des fins d'entraînement et de test de notre modèle, il faut diviser nos données en trois groupes de données distincts.

L'ensemble d'entraînement/d'apprentissage

C'est l'ensemble de données qui est utilisé pour entraîner et faire apprendre au modèle les caractéristiques et les motifs cachés dans les données. À chaque époque (session d'entraînement), les mêmes données d'entraînement sont transmises à plusieurs reprises à l'architecture du réseau neuronal, et le modèle continue d'apprendre les caractéristiques des données. L'ensemble d'entraînement doit avoir un ensemble diversifié d'entrées afin que le modèle soit entraîné sur tous les scénarios et puisse prédire tout échantillon de données invisible qui pourrait apparaître à l'avenir.

L'ensemble de validation

C'est un ensemble de données, distinct de l'ensemble d'apprentissage, qui est utilisé pour valider les performances de notre modèle pendant l'apprentissage. Ce processus de validation fournit des informations qui nous aident à ajuster les hyperparamètres et les configurations du modèle en conséquence. C'est comme un critique qui nous dit si la formation va dans la bonne direction ou non. Le modèle est entraîné sur l'ensemble d'apprentissage et, simultanément, l'évaluation du modèle est effectuée sur l'ensemble de validation après chaque époque.

L'idée principale de diviser l'ensemble de données en un ensemble de validation est d'empêcher notre modèle de sur-ajuster, c'est-à-dire que le modèle devient vraiment bon

pour classer les échantillons dans l'ensemble d'apprentissage mais ne peut pas généraliser et faire des classifications précises sur les données qu'il n'a pas vues auparavant.

L'ensemble de test

C'est un ensemble de données distinct utilisé pour tester le modèle après avoir terminé la formation. Il fournit une métrique de performance du modèle final impartiale en termes d'exactitude, de précision, etc. Il définit simplement comment le modèle fonctionne.

Hyperparamètres

Les hyperparamètres sont des paramètres dont les valeurs contrôlent le processus d'apprentissage et déterminent les valeurs des paramètres du modèle qu'un algorithme d'apprentissage finit par apprendre. Le préfixe « hyper _ » suggère qu'il s'agit de paramètres de « niveau supérieur » qui contrôlent le processus d'apprentissage et les paramètres de modèle qui en découlent.

Les hyperparamètres sont utilisés par l'algorithme d'apprentissage lors de l'apprentissage, mais ils ne font pas partie du modèle résultant.

3.1. Modèle de pré-entraînement Adulte

3.1.1. Modèle de binaire

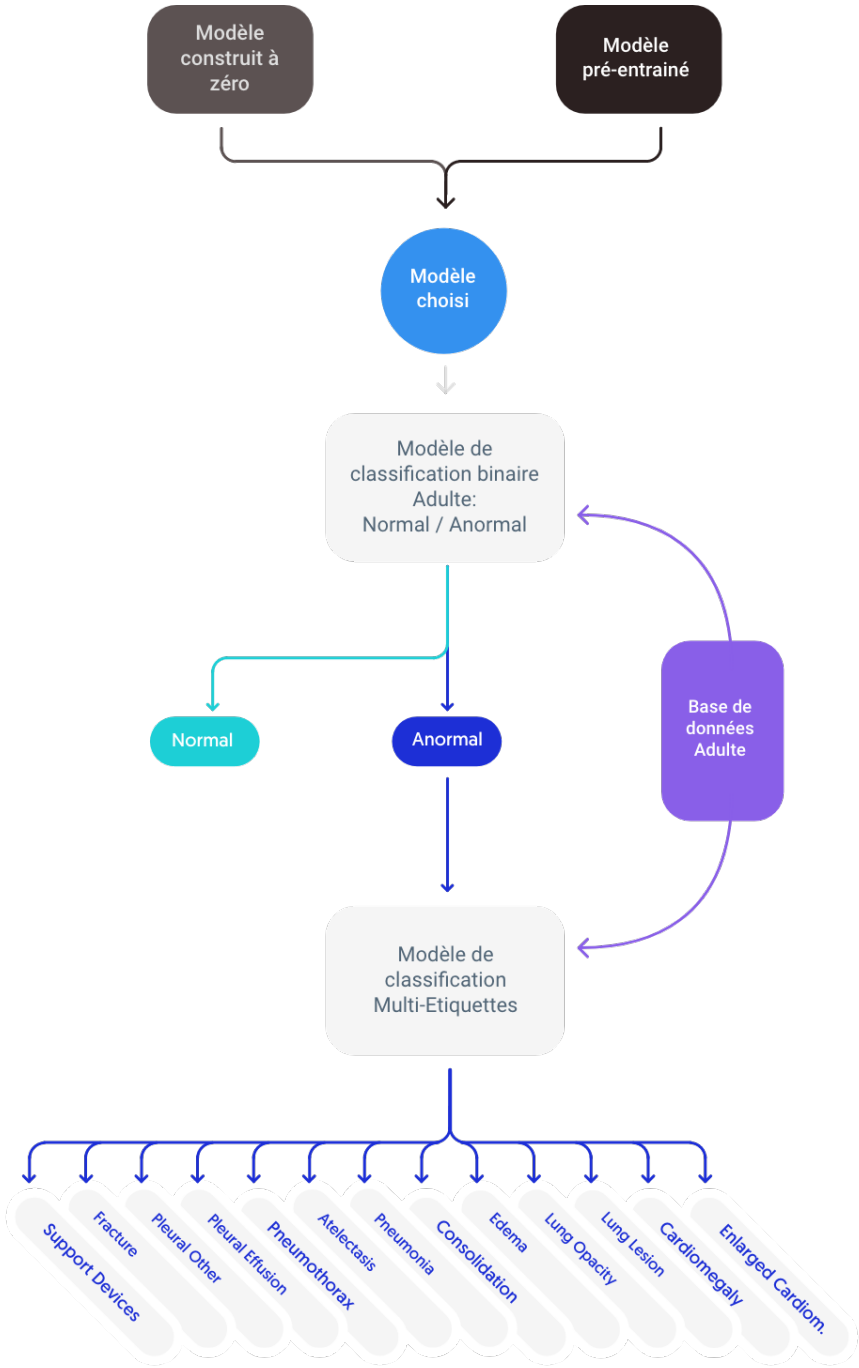


Figure 34: Le schéma de création du modèle des radiographies adultes.

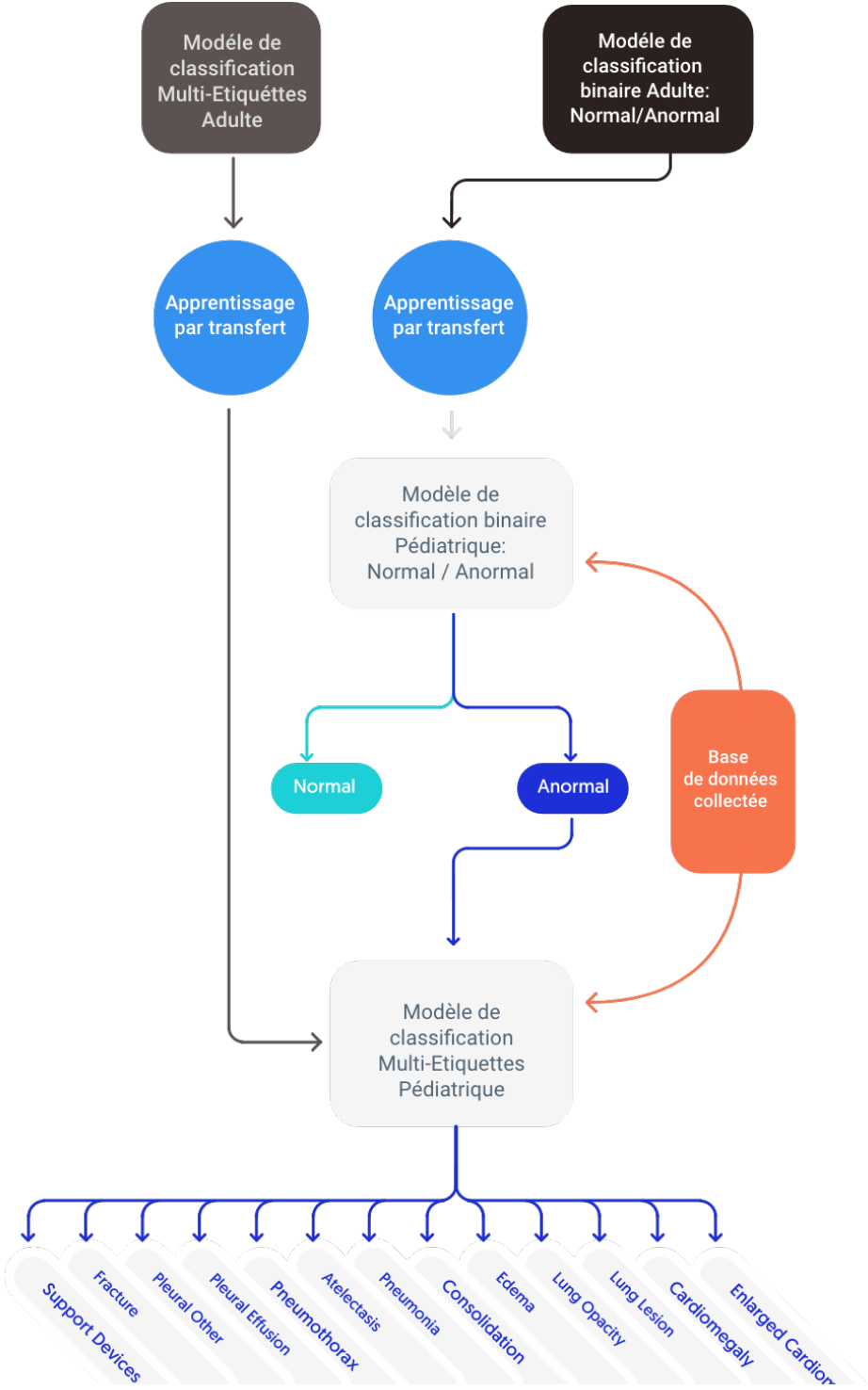


Figure 35: Le schéma de création du modèle des radiographies pédiatriques.

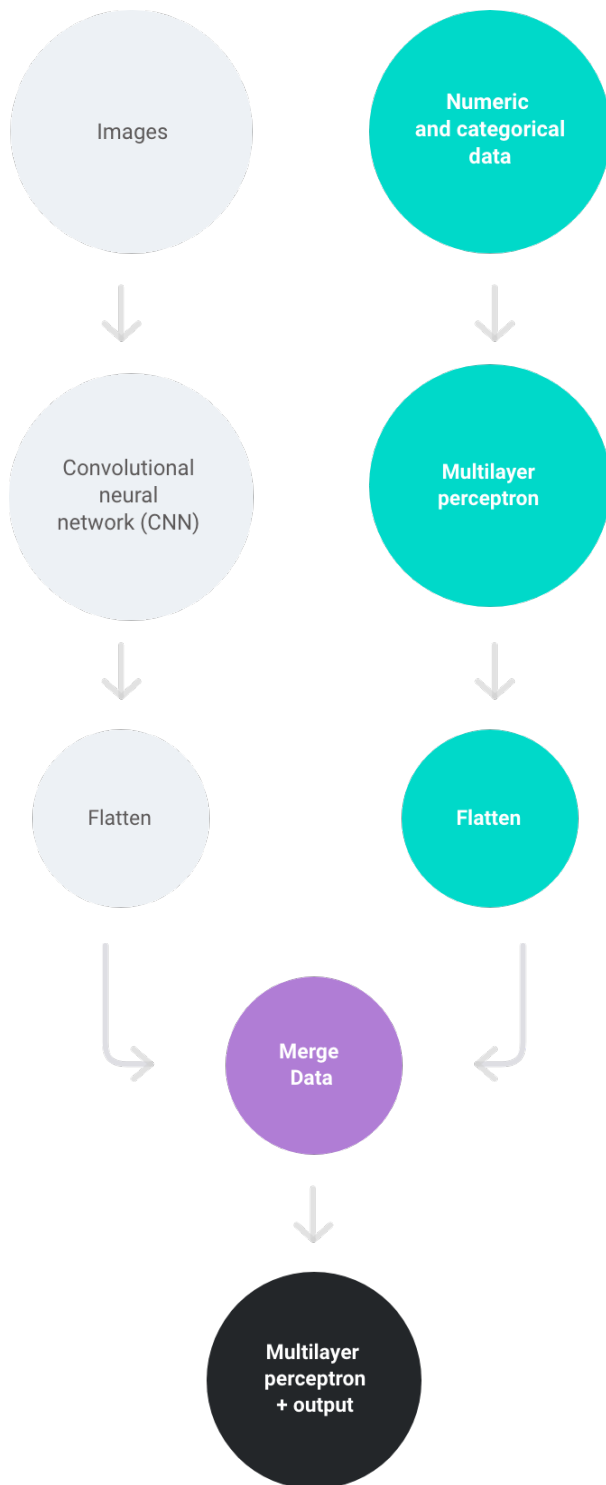


Figure 36 : Structure d'un modèle d'apprentissage en profondeur à entrées mixtes.

Dans cette phase, nous avons essentiellement deux voies principales à suivre, comme Indiqué sur la figure (34), la première consiste à créer notre propre modèle et à commencer à l'entraîner sur les données préparées, et la deuxième consiste à utiliser un modèle pré-entraîné pour se recycler sur les données préparées, mais quelque soit la voie que nous choisissons, la structure de notre modèle sera la même.

Notre structure – comme illustré dans la figure ci-contre – n'est pas simple car nous avons deux types de données d'entrée, nous avons donc deux modèles distincts pour traiter chaque type, puis les concaténer dans une couche entièrement connectée pour accéder à notre couche de sortie.

3.2. Modèle de pré-entraînement pédiatrique avec transfert d'apprentissage

3.2.1. Transfert d'apprentissage (Transfer Learning)

L'apprentissage par transfert consiste à exploiter les connaissances d'un modèle d'apprentissage entraîné sur un jeu de données pour l'appliquer et l'enrichir dans le cadre d'un apprentissage sur un jeu de données différent.

Cela peut également être considéré comme la capacité d'un système à reconnaître et à appliquer les connaissances et les compétences acquises lors de tâches précédentes à de nouvelles tâches ou à de nouveaux domaines qui partagent des similitudes.

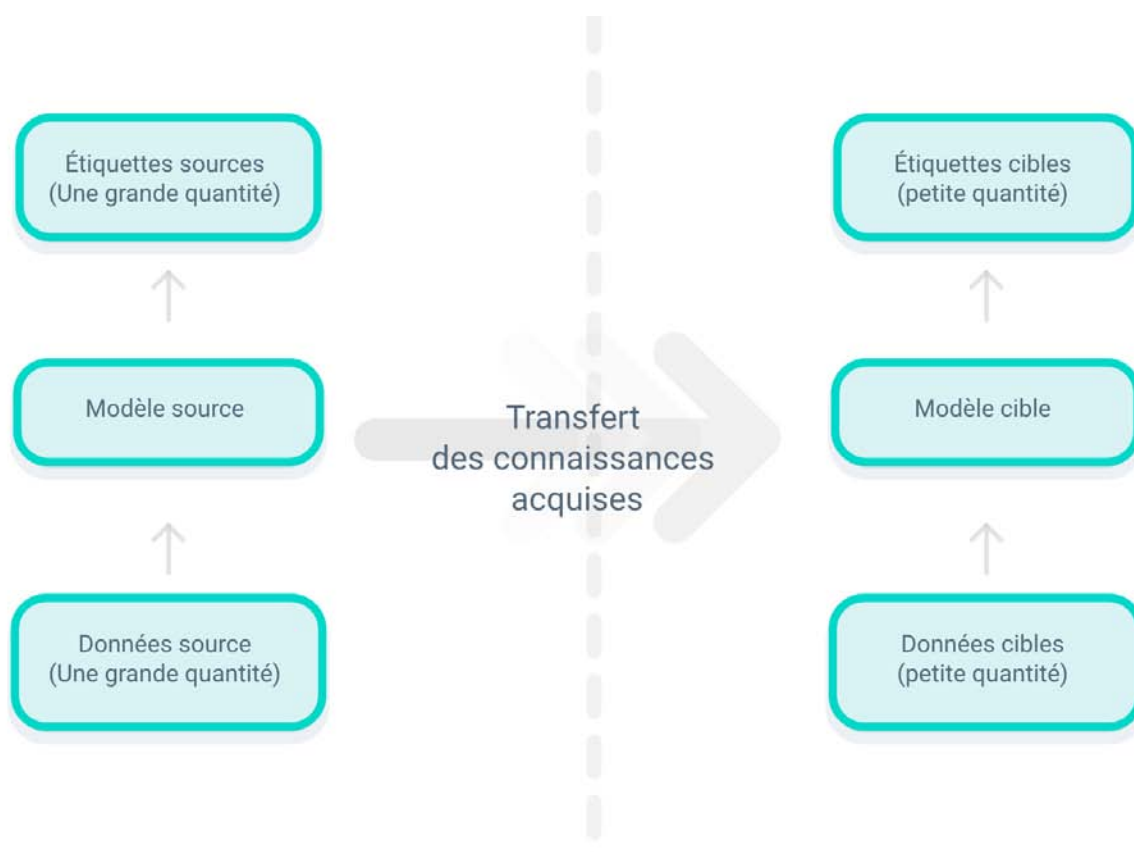


Figure 37: Le transfert d'apprentissage d'un modèle d'IA à un autre.

L'apprentissage par transfert vise à améliorer les performances des apprenants cibles dans des domaines cibles en transférant les connaissances contenues dans des domaines sources différents mais liés. De cette manière, la dépendance vis-à-vis d'un grand nombre de données du domaine cible peut être réduite pour la construction des apprenants cibles.¹⁰ En raison des vastes perspectives d'application, l'apprentissage par transfert est devenu un domaine populaire et prometteur de l'apprentissage automatique. (10)

3.2.2. Les écarts entre les radiographies pulmonaires adultes et pédiatriques

7 différences entre la radiographie thoracique d'un nourrisson et celle d'un adulte.

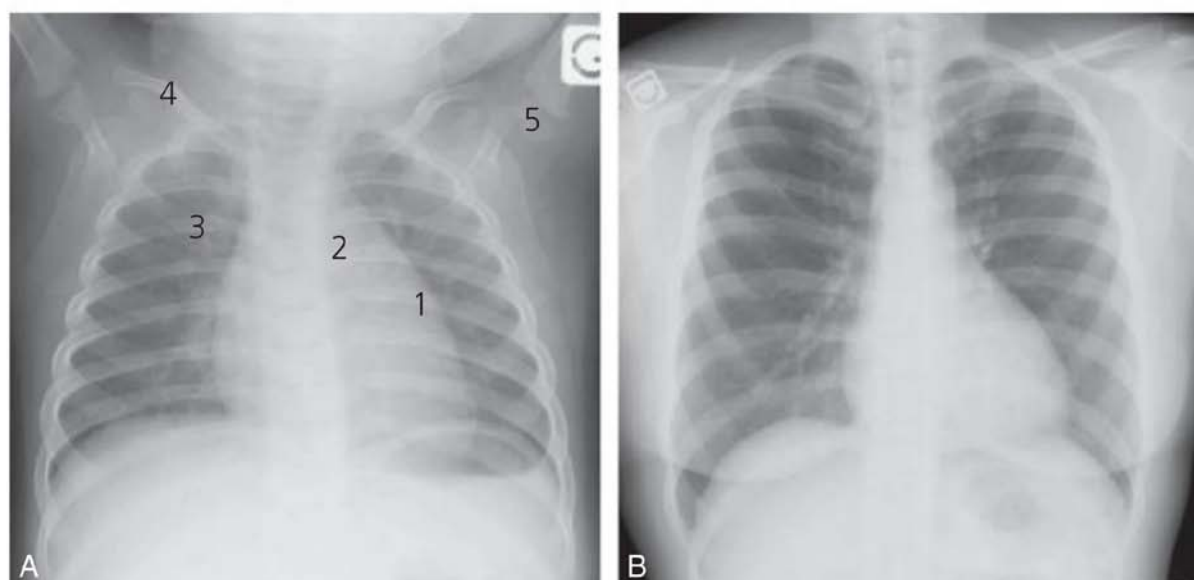


Figure 38: Différences entre une radiographie thoracique pédiatrique et celle de l'adulte. (11)

➤ **Présence du thymus :**

Aspects radiographiques normaux du thymus : aspect ondulé des bords du thymus sur un cliché réalisé en expiration (flèche noire) (A), aspect en voile latine (flèche blanche) (B), extension du thymus jusqu'à la coupole diaphragmatique (flèche noire en pointillés) (C), fausse impression de cardiomégalie du fait de l'extension inférieure du thymus (flèches blanches en pointillés) (D).(11)

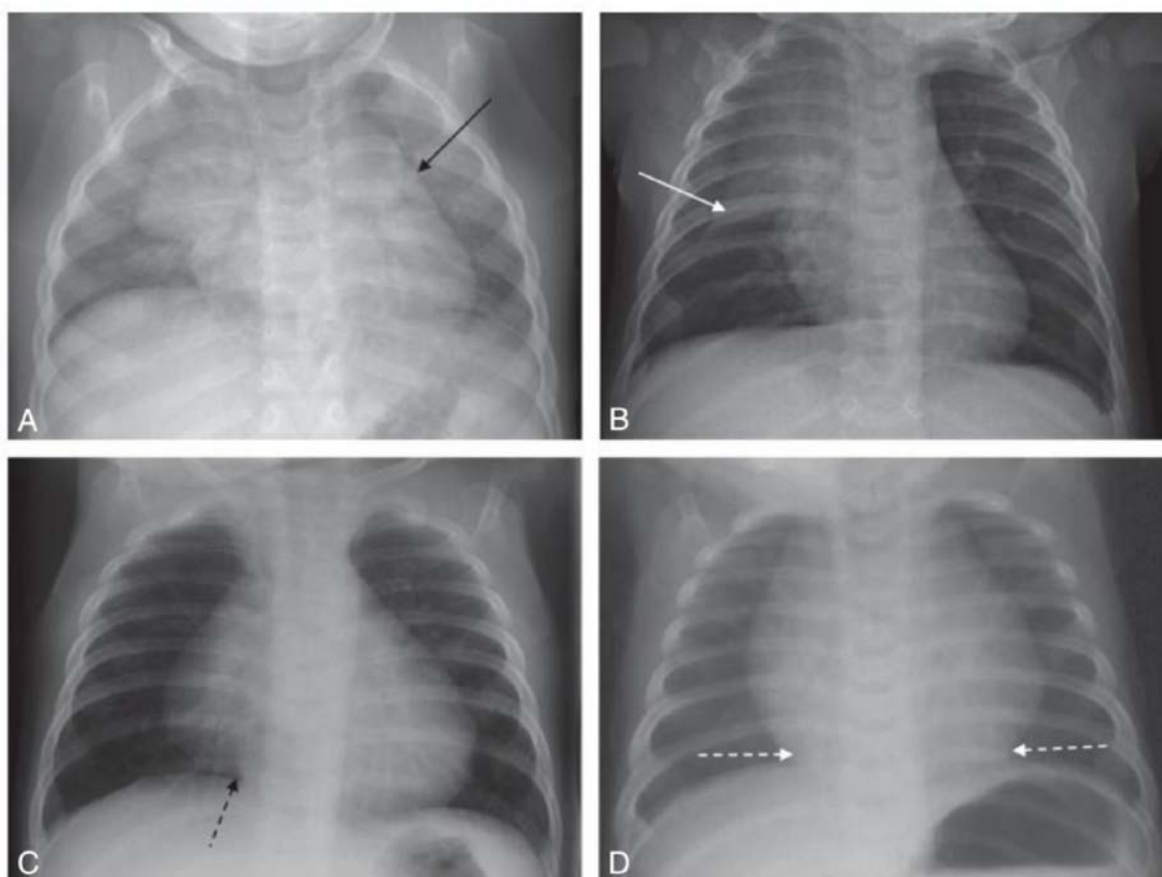


Figure 39: Variation de thymus. (11)

- Non visibilité de la crosse aortique :
- Portion antérieure du gril costal entièrement cartilagineuse, donc non visible sur la radiographie ;
- Courbure claviculaire accentuée du fait de la position des bras au-dessus de la tête ;
- Point d'ossification huméral supérieur.
- Déviation trachéale :

Déviation trachéale physiologique vers la droite chez un nourrisson de 20 mois sur une radiographie de thorax réalisée en expiration (flèche noire) (A). Sur le cliché en inspiration, la trachée redevient rectiligne (flèche blanche) (B)..(11)

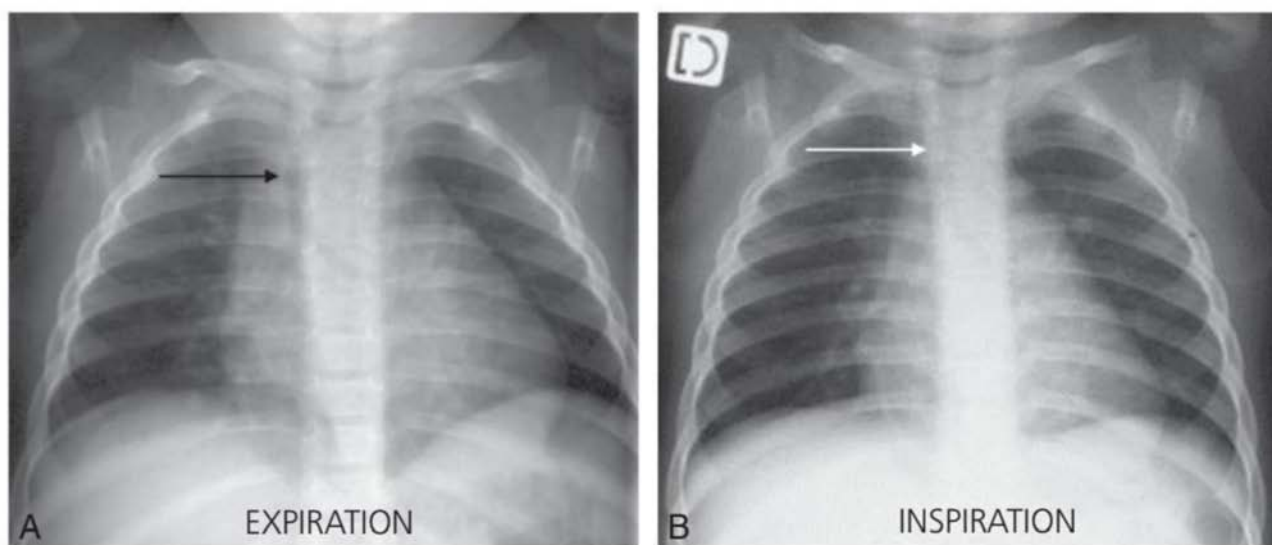


Figure 40: Déviation trachéale physiologique vers la droite chez un nourrisson. (11)

- L'incidence :

L'incidence de face en inspiration est suffisante dans la majorité des cas.

Chez le petit enfant, elle est réalisée en incidence antéro-postérieure, puis en incidence postéro-antérieure lorsque l'enfant devient coopérant (après 4 ans environ). Chez le nouveau-né et le petit nourrisson ne tenant pas assis, l'examen est réalisé en décubitus dorsal.

4. Évaluation de performance du modèle d'apprentissage profond

L'évaluation de la performance d'un modèle d'apprentissage profond se fait à l'aide de mesures ou métriques empruntés du domaine des statistiques.

Le choix de la bonne métrique est crucial lors de l'évaluation des modèles d'apprentissage profond ou bien d'apprentissage automatique (ML) en général. Dans certaines applications, l'examen d'une seule métrique peut ne pas nous donner une image complète du problème que nous résolvons, alors on peut utiliser un sous-ensemble de métriques pour avoir une évaluation concrète des modèles.

On regroupe ces métriques en différentes catégories en fonction du Modèle / de l'application ML pour lesquelles elles sont principalement utilisées.

Les métriques populaires utilisées sont les suivantes :

- Métriques de classification (exactitude, précision, rappel, score F1, ROC, AUC, ...)
- Métriques de régression (MSE, MAE)
- Métriques de classement (MRR, DCG, NDCG)
- Mesures statistiques (corrélation)
- Métriques de vision par ordinateur (PSNR, SSIM, IoU)
- Métriques PNL (Perplexité, score BLEU)
- Métriques liées à l'apprentissage en profondeur (score initial, distance initiale de Fréchet).

Dans notre cas, nous allons nous concentrer sur les métriques de classification que nous allons utiliser dans l'évaluation de nos modèles.

Les Métriques de Classification

La classification est l'un des problèmes les plus utilisés en apprentissage automatique avec diverses applications dans divers domaines, de la reconnaissance faciale au diagnostic médical. Les métriques de classifications les plus utilisées sont les suivantes :

- 1- Matrice de confusion (pas une métrique, mais important à connaître !)
- 2- L'exactitude
- 3- Précision (ou valeur prédictive positive) et Rappel (ou Sensibilité)
- 4- Spécificité (ou Sélectivité)
- 5- courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur (courbe ROC)
- 6- L'aire sous la courbe (AUC)

4.1. Matrice de confusion :

L'un des concepts clés des performances de classification est la matrice de confusion (également connue sous le nom de matrice d'erreur), qui est une visualisation tabulaire des prédictions du modèle par rapport aux étiquettes de vérité au sol. Chaque ligne correspond à une classe réelle, chaque colonne correspond à une classe estimée. La matrice de confusion est un tableau à 4 valeurs représentant les différentes combinaisons de valeurs réelles et valeurs prédites comme dans la figure ci-dessous (41). Cette matrice est indispensable pour définir les différentes métriques de classification telles que L'exactitude, le F1-score ou encore l'AUC PR et l'AUC ROC.

Tableau III: Matrice de confusion.

		Classe estimée	
		Positif	Négatif

Classe réelle	Positif	Vrai positif	Faux négatif
	Négatif	Faux positif	Vrai négatif

Figure 41: Le calcul des métriques de classification à partir de la matrice

4.2. L'exactitude

L'exactitude de la classification est peut-être la mesure la plus simple que l'on puisse imaginer et se définit comme le nombre de prédictions correctes divisé par le nombre total de prédictions, multiplié par 100.

L'exactitude mesure l'efficacité d'un modèle à prédire correctement à la fois les individus positifs et négatifs. Intuitive et simple en apparence, mais elle cache quelques limites qu'il faut connaître.

Comme les autres métriques, l'exactitude est basée sur la matrice de confusion (voir le tableau x).

L'exactitude permet de décrire la performance du modèle sur les éléments positifs et négatifs de façon symétrique. Elle mesure le taux de prédictions correctes sur l'ensemble des éléments :

$$\text{Exactitude} = (VP + VN) / (VP + VN + FP + FN)$$

Où : VP = Vrai positif ; FP = faux positif ; VN = Vrai négatif ; FN = faux négatif
La Figure 41, Exactitude, page 53 : permet de bien visualiser cette métrique.

L'exactitude présente cependant de fortes limites en présence de données déséquilibrées. Des données sont dites déséquilibrées lorsqu'une des classes est plus fréquente que l'autre (par exemple plus d'éléments négatifs que positifs). L'utilisation de l'exactitude dans le cas où les données sont fortement déséquilibrées est une erreur fréquente chez les débutants en classification.

4.3. Précision et Rappel

La précision et le rappel sont deux métriques essentielles en classification, du fait de leur robustesse et de leur interprétabilité.

La précision et le rappel sont deux métriques qui se concentrent sur la performance du modèle concernant les individus positifs :

La précision est également appelée Valeur Prédictive Positive. Elle correspond au taux de prédictions correctes parmi les prédictions positives :

$$\text{La précision} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FP})$$

Elle mesure la capacité du modèle à ne pas faire d'erreur lors d'une prédiction positive. La Figure 41, La précision, page 53 : permet de bien visualiser cette métrique.

Le rappel est également appelé sensibilité, taux de détection, ou taux de vrais positifs. Il correspond au taux d'individus positifs détectés par le modèle :

$$\text{Le rappel} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FN})$$

Il mesure la capacité du modèle à détecter l'ensemble des individus positifs.

La Figure 41, Le rappel, page 53 : permet de bien visualiser cette métrique.

4.4. La Spécificité

La spécificité est le taux d'individus négatifs correctement prédits par le modèle :

$$\text{La spécificité} = \text{VN} / (\text{VN} + \text{FP})$$

Elle mesure la capacité du modèle à détecter l'ensemble des individus négatifs.

On la trouve aussi sous le nom de sélectivité ou taux de vrais négatifs.

La Figure 41, La spécificité, page 53 : permet de bien visualiser cette métrique.

4.5. ROC

La courbe ROC (courbe caractéristique de fonctionnement du récepteur) permet de décrire la performance d'un modèle à travers deux indicateurs : la sensibilité et la spécificité. Pour prendre en compte le compromis entre la sensibilité et la spécificité, on calcule une métrique qui résume la performance globale du modèle : l'AUC ROC, aussi noté AUROC.

4.6. AUC ROC

L'aire sous cette courbe, nommée AUC ROC, mesure de façon globale la performance d'un modèle de classification. Lors de la construction de la courbe ROC, nous avons vu que pour améliorer la sensibilité il faut dégrader la spécificité, et vice-versa. Un bon modèle serait alors celui qui permet d'améliorer la sensibilité sans dégrader la spécificité.

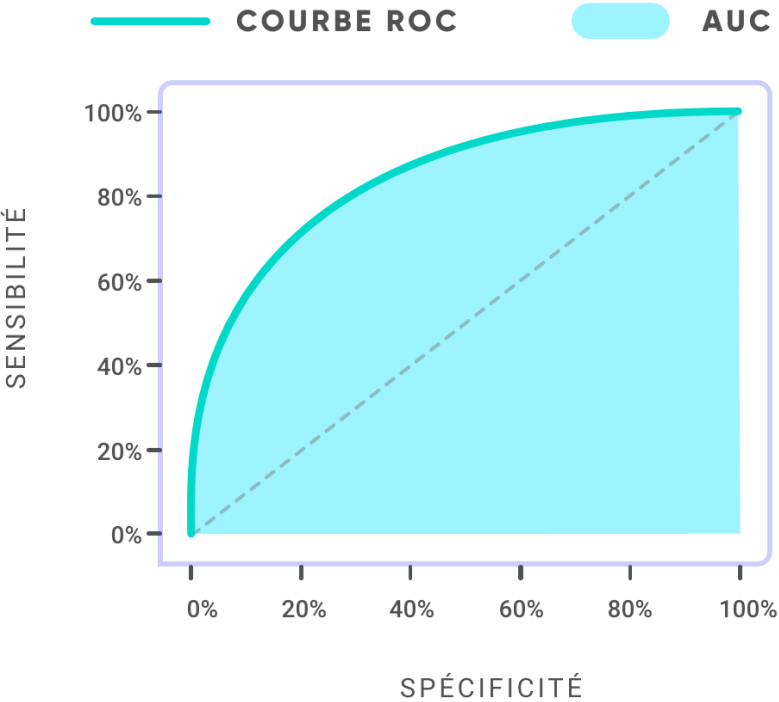


Figure 42: Courbe ROC, et L'aire sous la courbe ROC (AUC ROC)

Un modèle parfait sépare complètement les individus positifs des individus négatifs dans ses probabilités prédites (aucun individu négatif n'a une probabilité supérieure à un individu positif).

RÉSULTATS

I. 1er Modèle binaire adulte d'évaluation d'efficacité de structure.

Dans ce modèle on a essayé de simplifier au maximum la structure du modèle en travaillant juste avec les données d'imageries et leur étiquetage sans exploiter les autres données démographiques d'âge et de sexe pour avoir une idée globale sur l'efficacité de

l'algorithme utilisé et l'impact de la taille des couches et des différentes hyperparamètres des CNN sur la performance du modèle final, alors avec les données suivantes comme configuration initiale :

Hyper-paramétrage du 1^{er} modèle binaire :

Ratio train-validation-test-split = 80% - 10% -10% ; Fonction de perte : Entropie croisée binaire ; Optimiseur : Adam

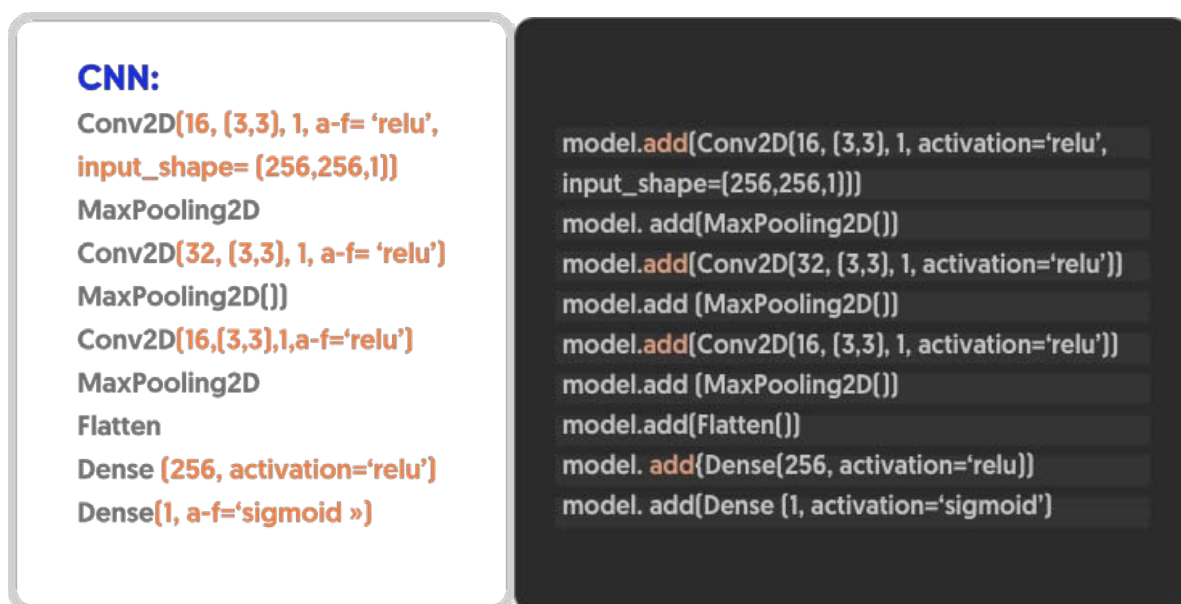


Figure 43: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 1er modèle binaire
Filters: F; Kernel size: K-S; Pool size: P-S; Activation Function: A-F

Comme première expérience, on a lancé 30 époques d'entraînement du 1er modèle.

NB : En termes de réseaux de neurones artificiels, une époque fait référence à un cycle à travers lequel l'ensemble de données d'entraînement complet.

Pour la taille du jeu de données d'entraînement on a utilisé l'ensemble des données de CheXpert comme entré de notre CNN : 224,316 images de radiographie thoracique adulte.

Résultats du 1er modèle binaire adulte :

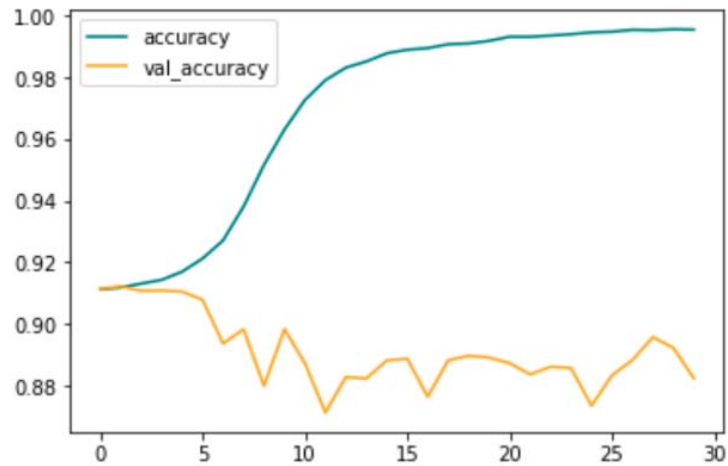


Figure 44: La prédiction du modèle de classification binaire :
En vert l'exactitude d'entraînement, et en orange l'exactitude de la validation.

Dans la figure (44) ci-dessus qui se réfère aux courbes de performance du modèle binaire(Avec comme sorties binaires : Normal / Anormal) exprimée par la métrique de l'exactitude qui a atteint 99,55% comme valeur maximale aux dernières époques.

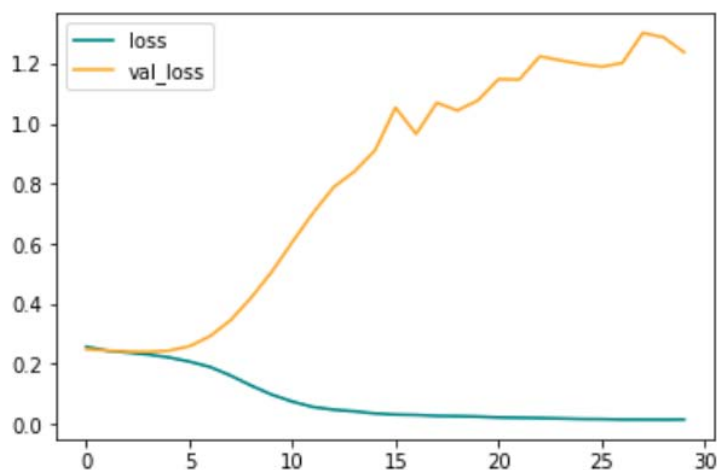


Figure 45: La perte du modèle de classification binaire.
En vert la perte d'entraînement, et en orange la perte de la validation.

Malgré la haute performance d'entraînement, la validation ne nous a pas donné des valeurs aussi cohérentes, ce qui suggère que notre modèle est sur adapté (over fit) sur les données d'entraînement et se débat avec les nouvelles données de validation ou de test.

Sur les courbes de perte de performance représentées sur la figure (45) suivante on a eu des résultats affirmant notre observation de la sur-adaptation du modèle avec une perte d'entraînement qui a atteint 0,14%, par contre les valeurs de la perte de validation sont très élevées.

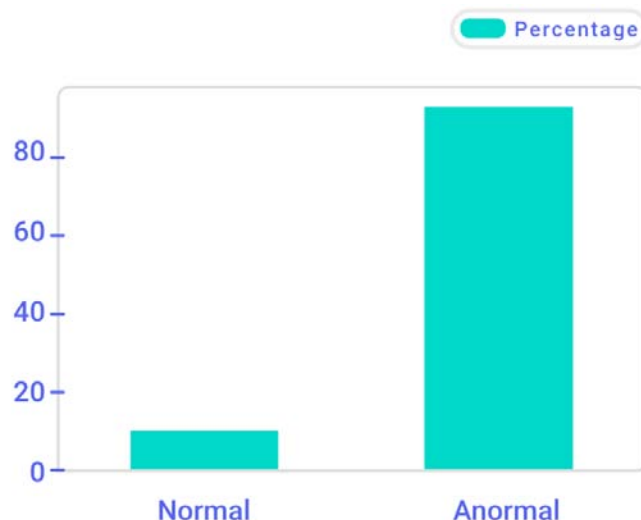


Figure 46: Différence de pourcentages entre les clichés normaux et anormaux au sein du jeu de données de CheXpert

Une solution pourrait être de simplifier l'architecture du modèle, en réduisant par exemple le nombre de couches, le nombre de nœuds par couche etc.

Une autre chose qui pourrait contribuer à ce comportement est la différence gigantesque entre le nombre de clichés normaux et anormaux qui rendent les données largement déséquilibrées.

Après cela et exactement dans la phase de test, nous avons dû utiliser 3 fonctions de test principales, la précision, le rappel et la précision binaire qui en retour nous donne les résultats suivants :

La précision : 92.25; Le rappel : 94.99; La précision binaire : 88.19.

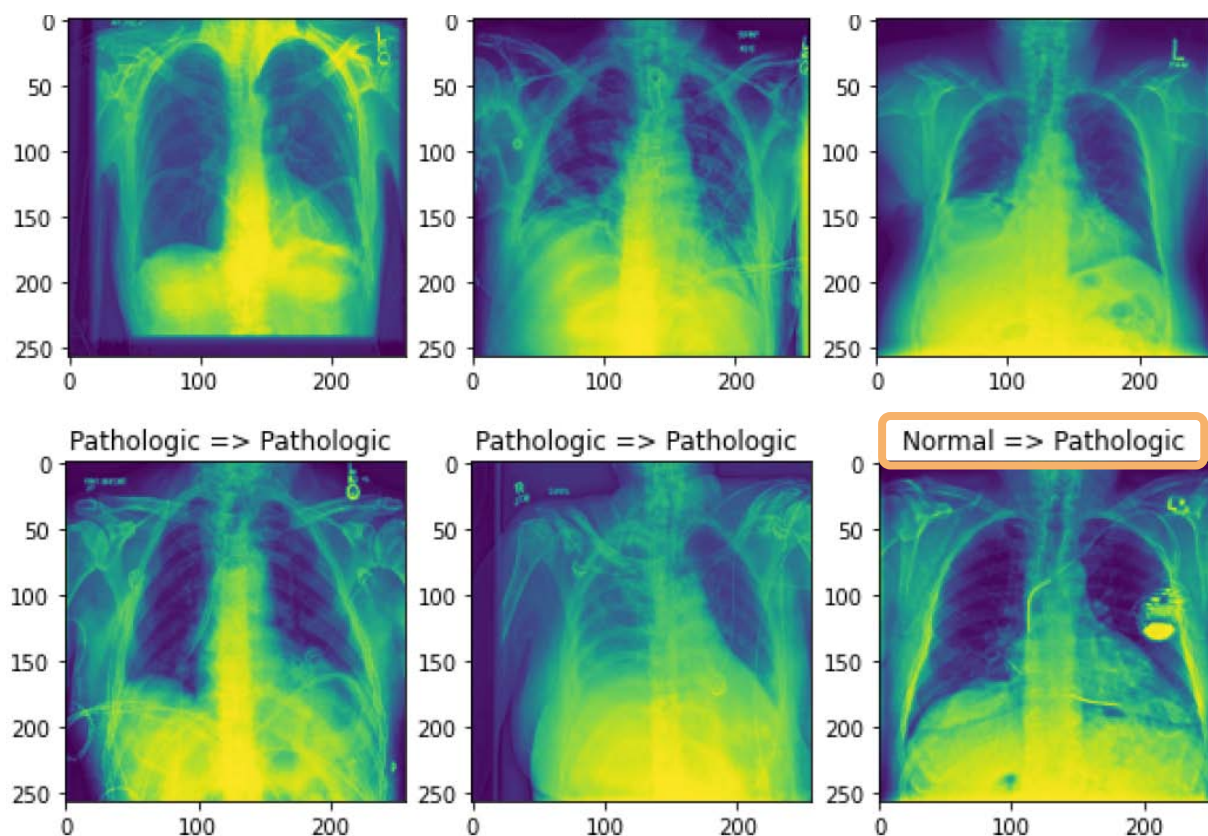


Figure 47: Exemple d'application du modèle de classification binaire.
Le premier mot désigne l'étiquette correcte => le deuxième désigne
La prédiction du modèle.

Dans les exemples de la figure (47) page 64 on remarque que notre modèle a pu prédire la normalité ou non des clichés sur lesquels il s'est appliqué avec un taux de succès de 5 sur 6 (toutes les images sauf la dernière).

II. Modèle multi-étiquettes Adulte :

Notre deuxième modèle va consister en un modèle plus compliqué dont la structure contient un bloc supplémentaire pour la simple raison de la multiplicité des étiquettes de sorties traitées simultanément (les 14 étiquettes de constatations radiologiques préétablies) au contraire de notre modèle précédent qui prédit juste la normalité ou non de l'image correspondante, on a opté cette fois-ci de la configuration suivante :

Hyper-paramétrage du 1^{er} modèle multi-étiquettes :

Ratio train-validation-test-split = 80% - 10% -10% ; Fonction de perte : Entropie croisée binaire ; Optimiseur : Adam.

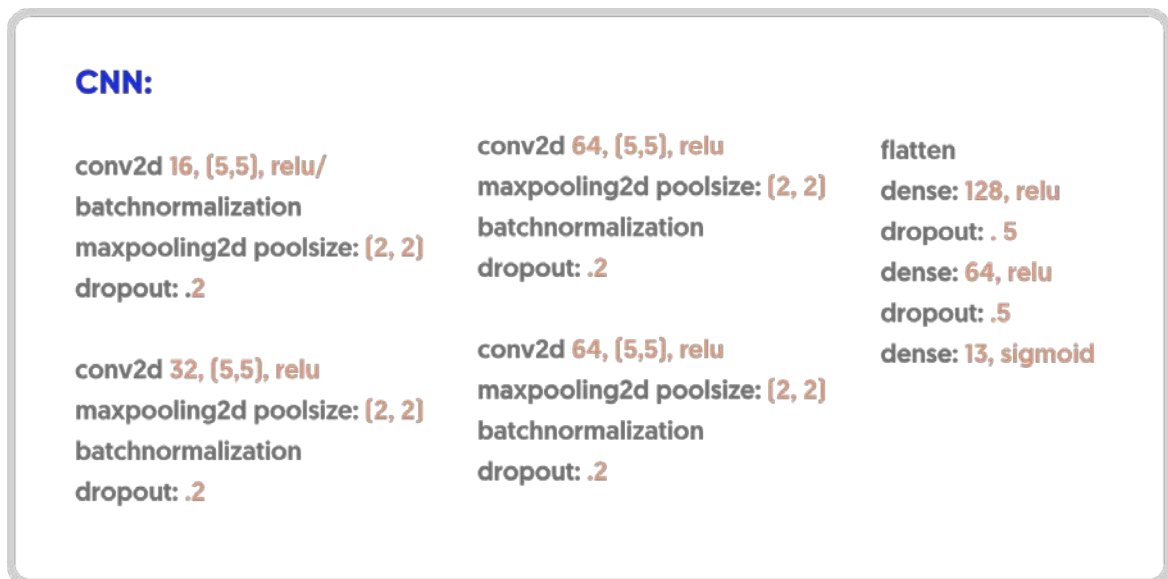


Figure 48 : La configuration structurale (Hyper-paramétrage) du 1^{er} modèle Multi-étiquettes
Filtres :F ; Kernel size : K-S ; Pool size : P-S ; Activation Fonction : A-F

La complexité de la structure et de la fonction de prédiction attendue de ce modèle nous a amené parfois à faire des check-points de modification hyper-paramétrique toutes les 10 époques. À noter que l'ensemble du jeu de données CheXpert est utilisé entièrement dans le développement de ce modèle.

Résultats du modèle multi étiquettes adulte :

En ce qui concerne les résultats de performance de nos modèles multi-étiquettes, comme on voit sur les graphes de la [figure \(49\)](#), nous n'avons pas eu de bons résultats malgré l'expérimentation avec des itérations de modification des divers paramètres et de la structure du modèle.

Nous pouvons certainement voir que l'exactitude de l'entraînement augmente dans certains diagrammes, mais c'est une incrémentation minuscule.

La même chose peut être remarquée dans les diagrammes ([Figure 50](#)) de perte, nous devons donc : Soit augmenter de manière exponentielle le nombre d'époques, ce qui est un cauchemar de temps et de consommation informatique, sachant qu'une seule époque peut prendre plus de 2 heures avec un cluster de 8 processeurs.

Soyons-nous devons changer notre stratégie et/ou structure de modèle, mais attendez, si nous examinons attentivement ce que le modèle essaie d'accomplir.

Nous remarquons que notre modèle essaie de comparer un tableau binaire avec un tableau de valeurs continues, en calculant la perte à l'aide de la fonction crosse entropie binaire, donc si une seule des 13 cellules est éteinte, il la considère comme une perte, d'où la faible exactitude de notre modèle. Ce problème n'est pas résolu même après les différentes tentatives d'ajuster les paramètres comme on le voit sur le record historique de nos expériences dans la [figure 51](#).

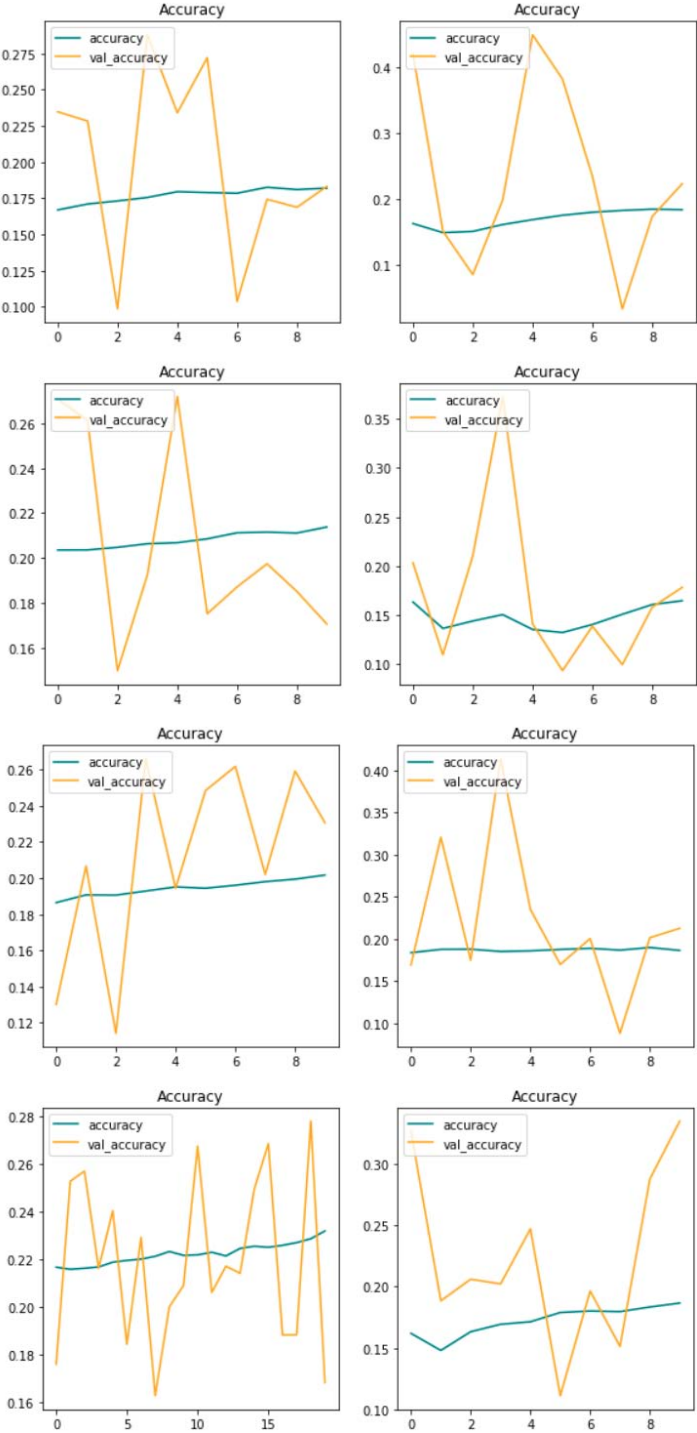


Figure 49: l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle multi-étiquettes.

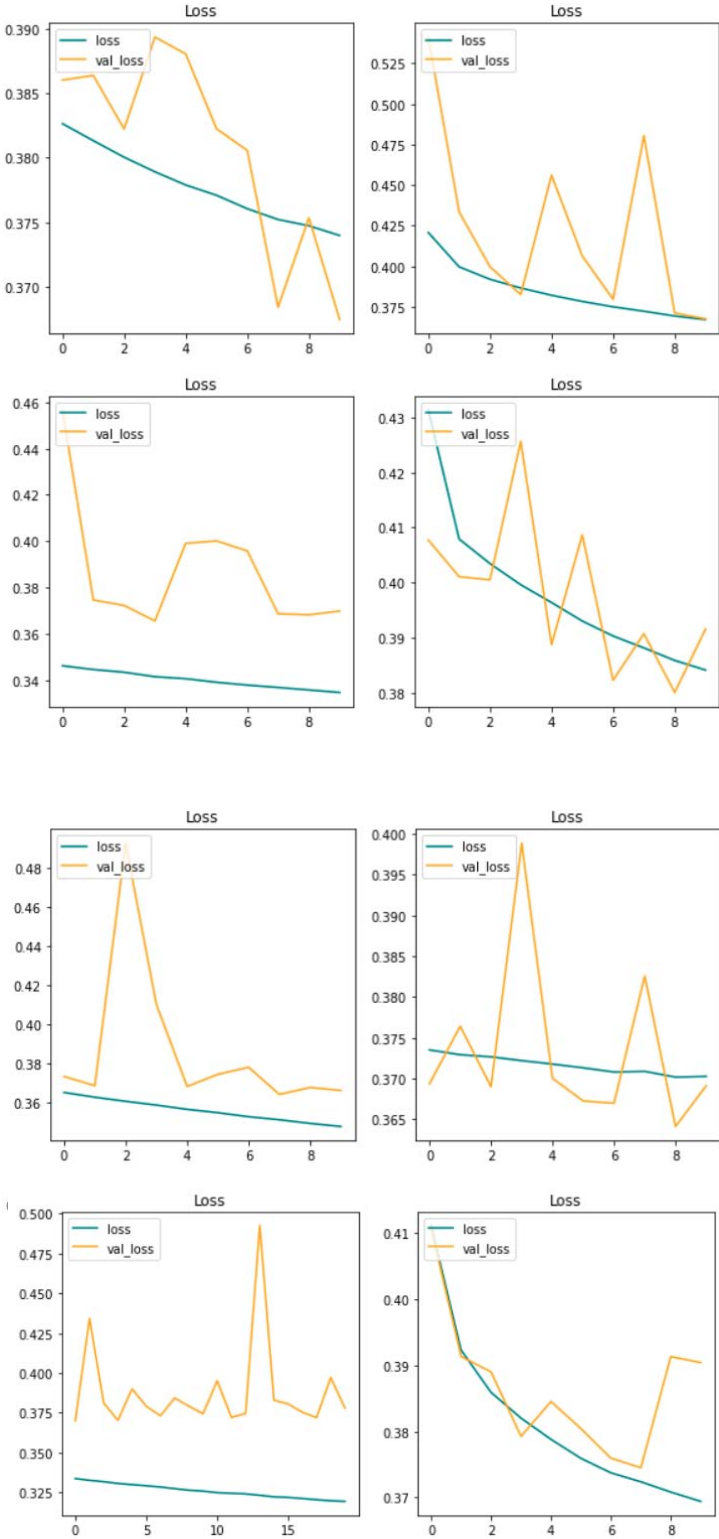


Figure 50: la perte d'entraînement et de validation du modèle multi-étiquettes.

```
abnormal_ns_256 : multi_label classifier using binary crossentropy 10 epochs, (train, test) = (.7, .3)
→Image size : (256, 256, 1)
→Structure:
conv2d 16, (8,8), relu
batchnormalization
maxpooling2d poolsize: (1, 1)
dropout:.2

conv2d 32, (8,8), relu
maxpooling2d poolsize: (1, 1)
batchnormalization
dropout:.2

conv2d 64, (8,8), relu
maxpooling2d poolsize: (1, 1)
batchnormalization
dropout:.2

conv2d 64, (8,8), relu
maxpooling2d poolsize: (1, 1)
batchnormalization
dropout: .2

flatten
dense: 128, relu
dropout: .2
dense: 64, relu
dropout: .2
dense: 13, sigmoid
batchsize: 100

abnormal_ns_256_01 : multi_label classifier using binary crossentropy 20 epochs, (train, test) = (.7, .3)
abnormal_ns_256_01: multi_label classifier using binary crossentropy 30 epochs, (train, test) = (.7, .3)
```

Figure 51: Historique des modifications de la structure du modèle multi-étiquettes.

III. 2ème modèle binaire Adulte

Dans notre troisième expérimentation on a essayé d'appliquer l'approche binaire sur l'ensemble des étiquettes de constatations radiologiques, en d'autres mots on a décidé de créer un modèle binaire propre pour chaque étiquette afin de les rassembler dans un seul modèle global.

Hyper-paramétrage du 2ème modèle binaire :

Ratio train-test-split = 90% -10% ; Fonction de perte : Entropie croisée binaire

Optimiseur : Adam ; Taux d'apprentissage : 0,001

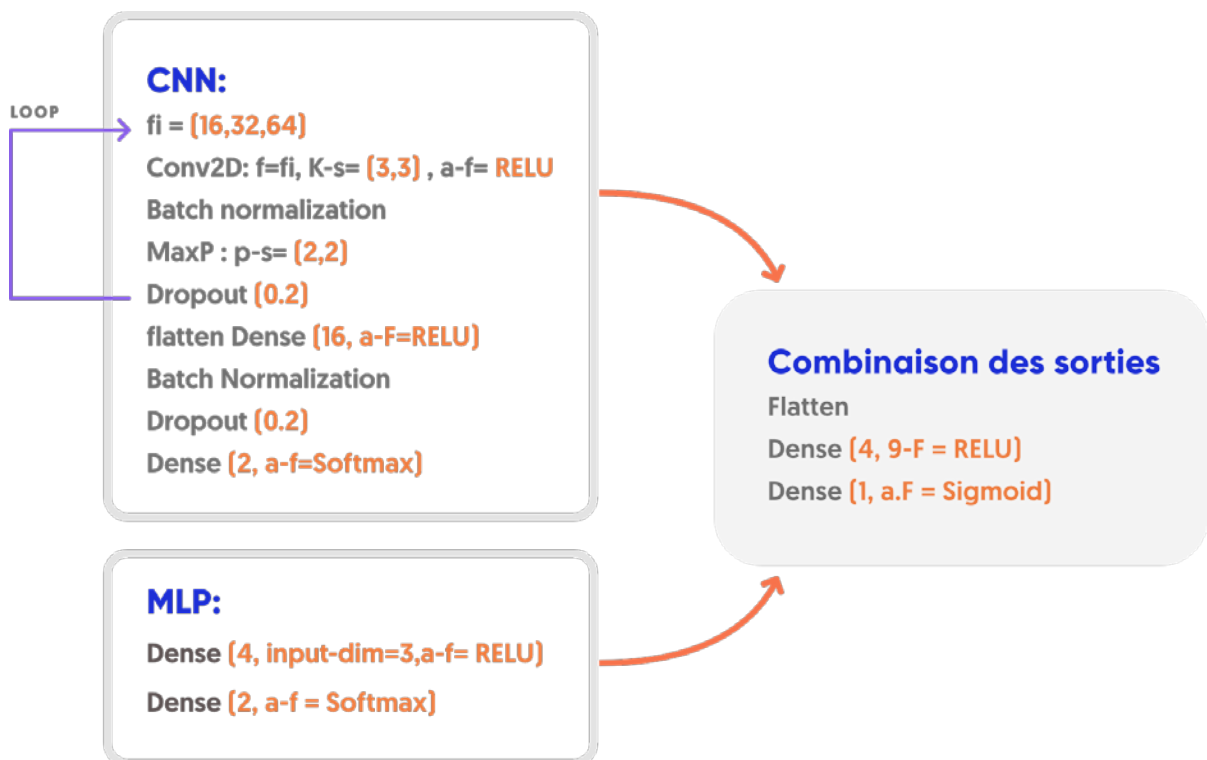


Figure 52: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 2ème modèle binaire
Filtres :F ; Kernel size : K-S ; Pool size : P-S ; Activation Fonction : A-F

Après avoir lutté pour créer un modèle binaire pour l'atélectasie comprenant plus de 70,000 images, on a décidé de limiter le nombre des sous-ensembles des données

d'entraînement pour chaque modèle à 40,000 à 45,000 images vue la lourdeur de la procédure de création d'un grand nombre de modèles binaires avec un minimum de 100 époques d'entraînement pour chaque modèle, ainsi la limite des ressources budgétaires et celles d'équipement informatique disponible.

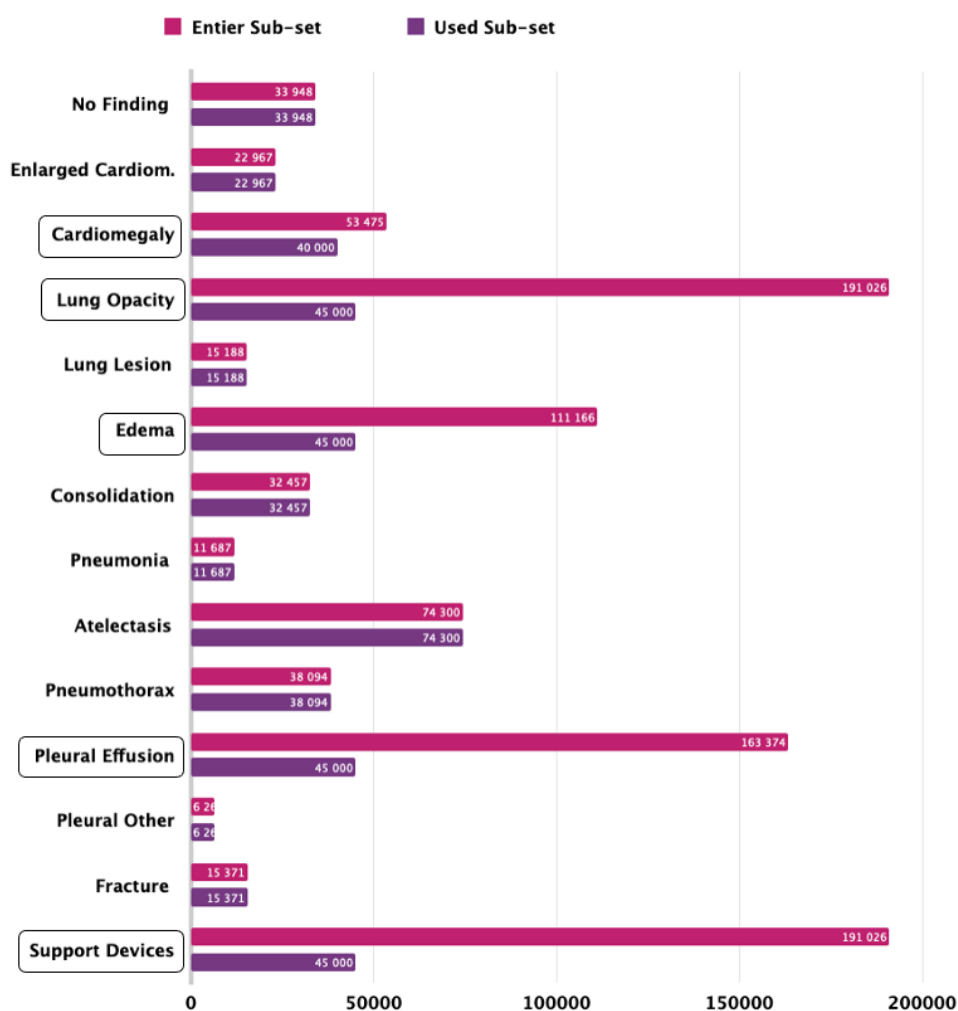


Figure 53: Les tailles des sous-ensembles utilisés pour chaque étiquette.

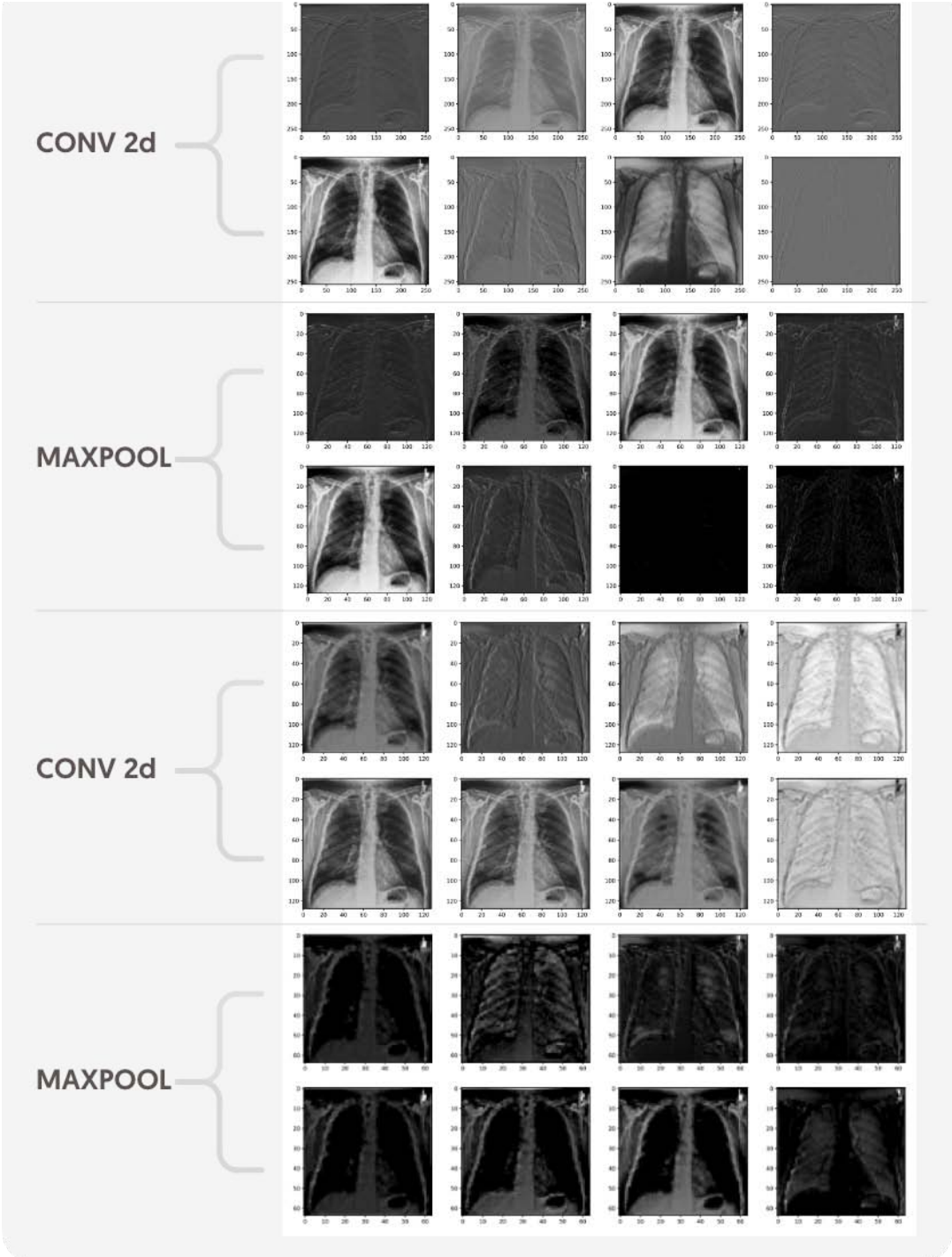


Figure 54: Aperçus d'une partie des premières couches de CNN. (32/96 images)

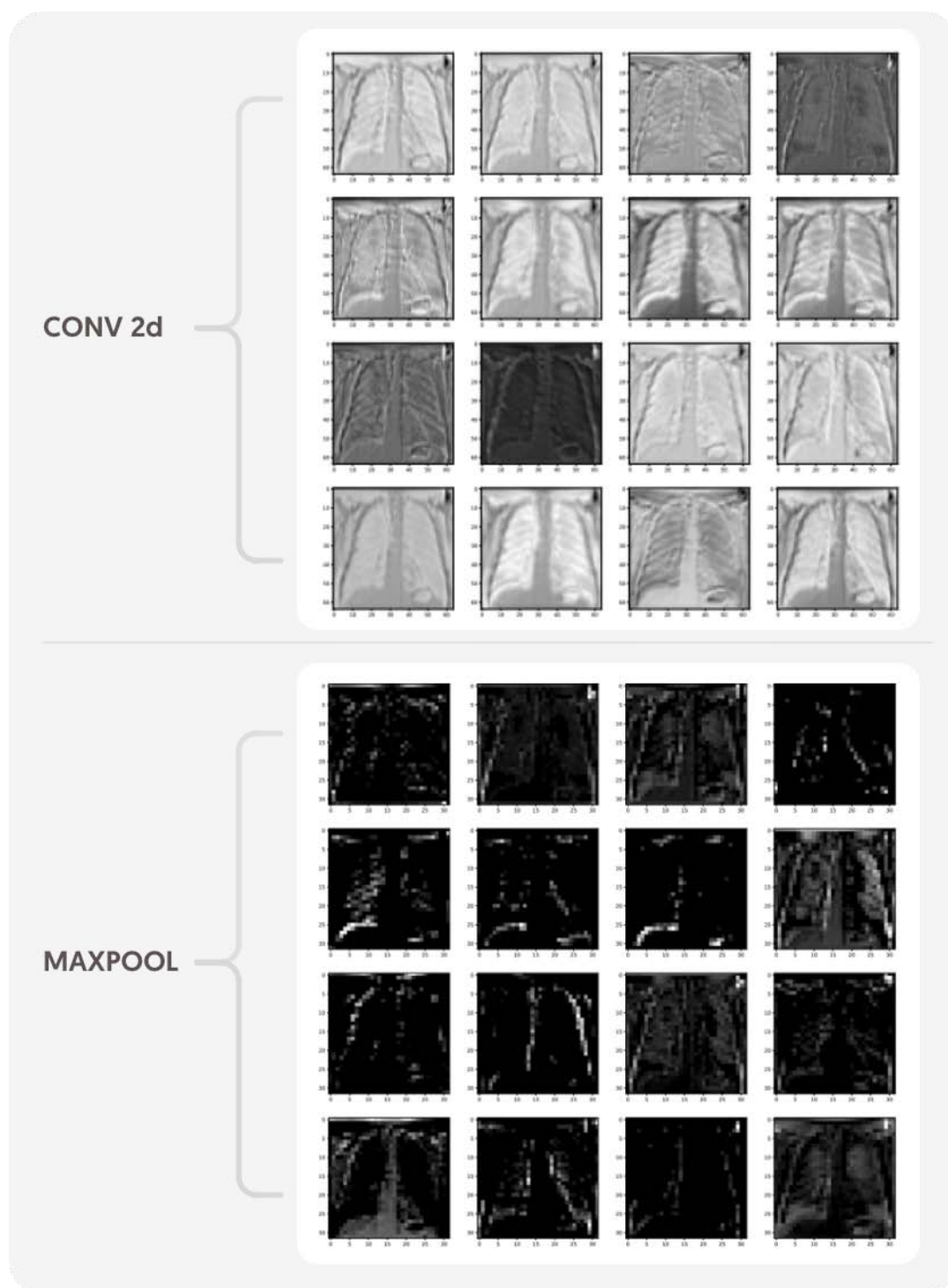


Figure 55: Aperçus d'une partie des dernières couches de CNN. (32/128 images)

D'après les figures (54 et 55) on observe que pour les images des premières couches de CNN la résolution est très proche de celle de notre image d'entrée (256px X 256px) et au fur et à mesure d'application de plus de couches la résolution devient plus petite jusqu'à arriver à des images pixelisées avec des motifs plus ou moins géométriques bien définies dans les dernières couches de CNN.

Résultats du 2ème modèle binaire adulte :

Les résultats de notre modèle cette fois-ci vont dépendre de chaque étiquette. Le tableau suivant résume les résultats d'entraînement en présentant les valeurs minimales, maximales et moyennes d'exactitude et de perte correspondantes à chaque étiquette.

Tableau IV: Successivement les pourcentages : minimaux, maximaux et moyens de la perte et de l'exactitude d'entraînement de chaque étiquette .

	l_min	l_max	l_avg	a_min	a_max	a_avg
no_finding	36.51	61.87	44.4	67.71	84.39	80.16
enlarged_cardiomediastinum	51.18	69.84	60.71	40.6	64.23	55.92
cardiomegaly	43.13	66.33	51.05	54.45	74.03	69.13
lung_opacity	51.83	66.87	59.09	59.84	74.09	68.38
lung_lesion	44.87	68.44	56.09	52.59	75.98	67.69
edema	39.73	63.93	47.52	65.86	82.05	77.46
consolidation	55.89	68.27	61.83	46.65	61.45	55.75
pneumonia	43.25	70.6	56.12	40.16	69.57	60.46
atelectasis	59.84	68.74	63.58	45.36	56.94	53.01
pneumothorax	45.6	68.46	53.56	53.5	75.77	70.06
pleural_effusion	38.96	63.13	47.6	65.63	82.28	77.33
pleural_other	36.57	85.01	50.64	39.84	73.97	65.35
fracture	38.33	69.14	52.74	51.6	81.28	71.74
support_devices	39.43	63.63	46.61	64.44	82.75	78.35
no_finding_testing	26.72	62.75	39.28	71.25	88.88	83.16

en rouge le pourcentage maximal de perte d'entraînement, et en vert le pourcentage maximal d'exactitude de la totalité d'entraînement.

Pour avoir une bonne idée sur la performance du modèle on a généré trois graphes pour chaque modèle binaire des 14 étiquettes : un graph pour l'exactitude d'entraînement et de validation, un autre pour la perte et un dernier pour l'AUCROC qui représente la précision du modèle par rapport à son rappel. Dans ce chapitre nous allons nous limiter à l'analyse de deux exemples de modèles binaires le premier est celui de l'étiquette (Normal), et le deuxième est celui de l'étiquette (Élargissement cardio-médiastinal) juste pour évaluer l'efficacité de la nouvelle structure développée sinon la totalité des graphes des autres modèles sont attachés au niveau de la partie des annexes.

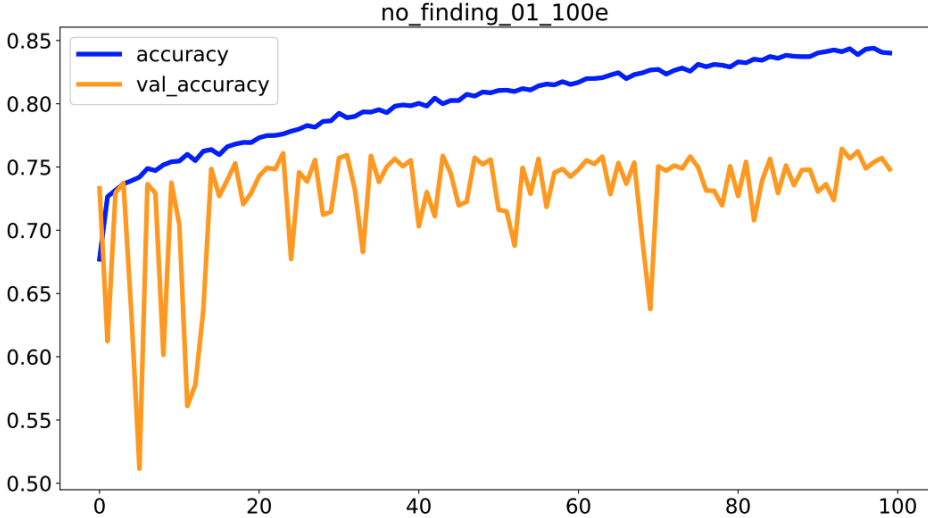


Figure 56 L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle (Normal).

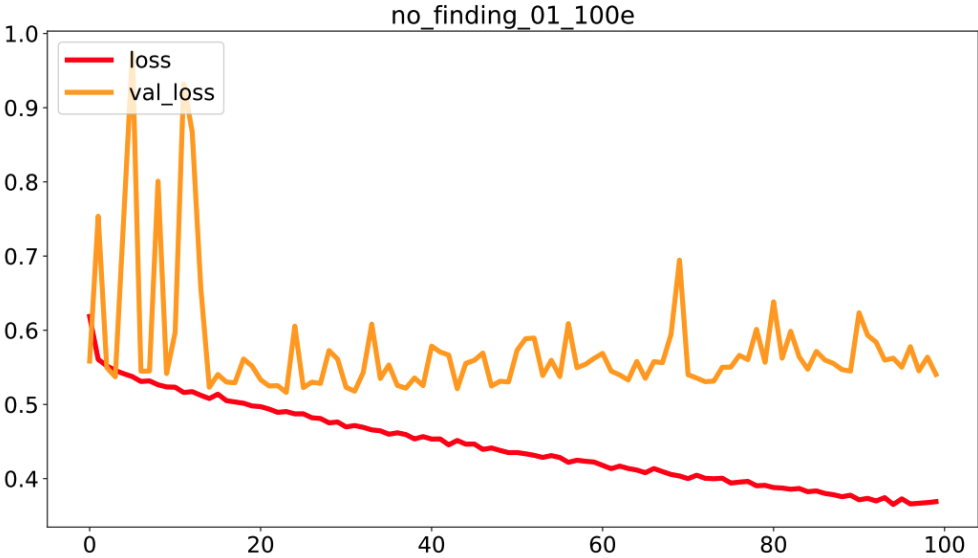


Figure 57: La perte d'entraînement et de validation du modèle (Normal).

Exemple 1 :

Dans cet exemple on va analyser la performance du modèle de l'étiquette : Normal, Les 2 premiers graphes visualisés dans les figures (56,57), représente l'exactitude de l'entraînement qui nous a donné une valeur maximale de 84.23% avec une validation maximale de 75% mais cette fois-ci les 2 courbes d'exactitudes tendent vers l'amélioration au cours des époques.

La même chose s'applique sur la perte d'entraînement et de la validation avec une valeur minimale de 36% d'entraînement et une valeur de base de validation de 55% qui malgré élevée reste une amélioration considérable par rapport aux autres expériences vue la tendance des courbes de la perte aussi vers l'amélioration au cours des époques.

La courbe AUC ROC à son tour confirme la bonne performance de ce modèle avec une surface sous la courbe de 94% comme on le voit sur la figure (58).

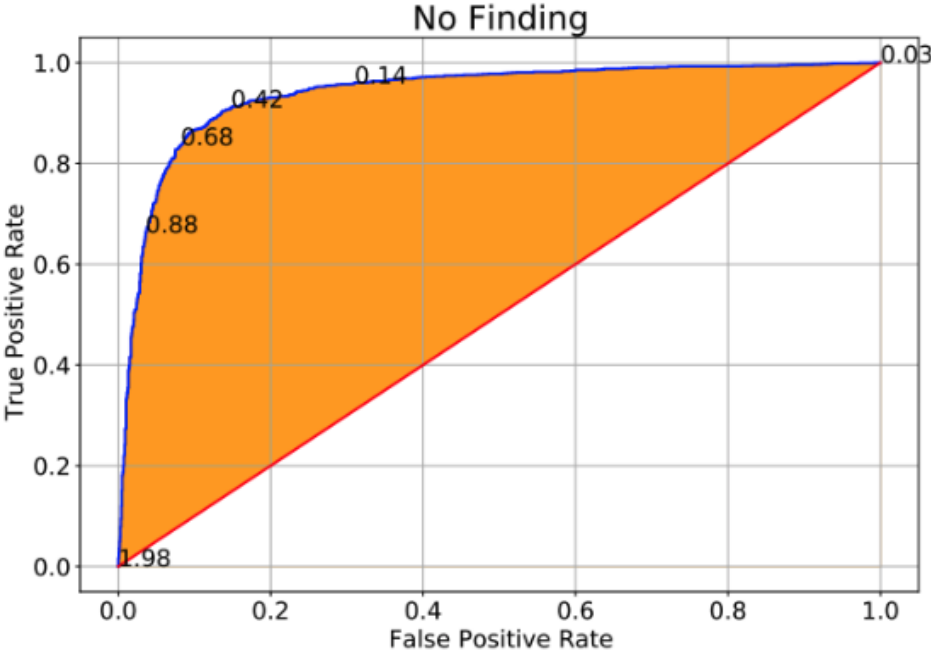


Figure 58: AUC ROC du modèle (Normal).

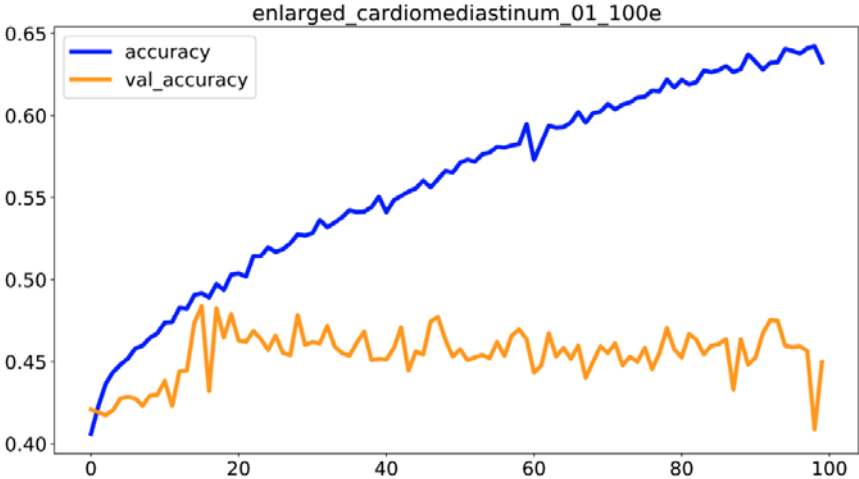


Figure 59: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle (élargissement cardio-médiastinal).

Exemple 2 :

Cet exemple aborde la performance du modèle binaire de l'étiquette de l'élargissement cardio-médiastinal. L'exactitude de l'entraînement représentée dans la figure (59) nous a donné une valeur maximale de 64% avec une validation maximale de 48% les courbes par contre ont une tendance vers d'exactitudes tendent vers la détérioration au cours des époques.

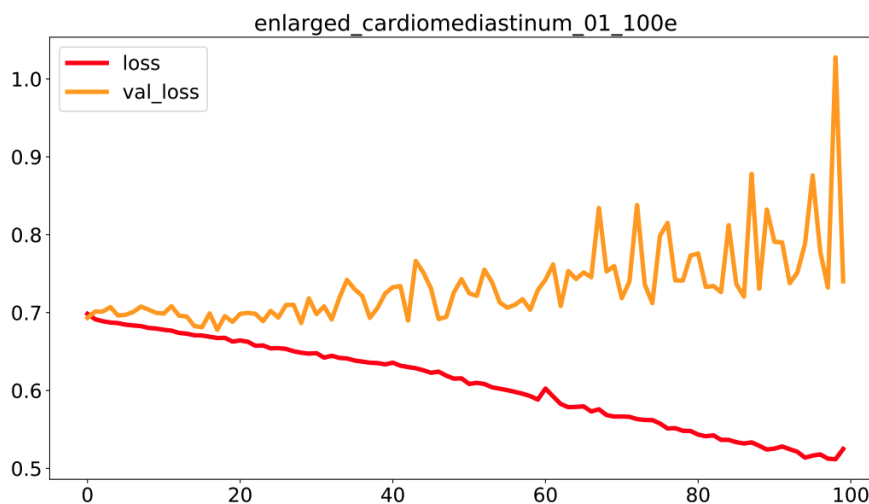


Figure 60: La perte d'entraînement et de validation du modèle (élargissement cardio-médiastinal).

Les courbes de perte d'entraînement et de la validation représentée dans la figure (60) ont aussi une tendance vers la détérioration avec une valeur minimale de 51% d'entraînement et une valeur de base de validation de 70%.

La courbe AUROC à son tour confirme la mauvaise performance de ce modèle avec une surface sous la courbe 58% comme on le voit sur la figure (61).

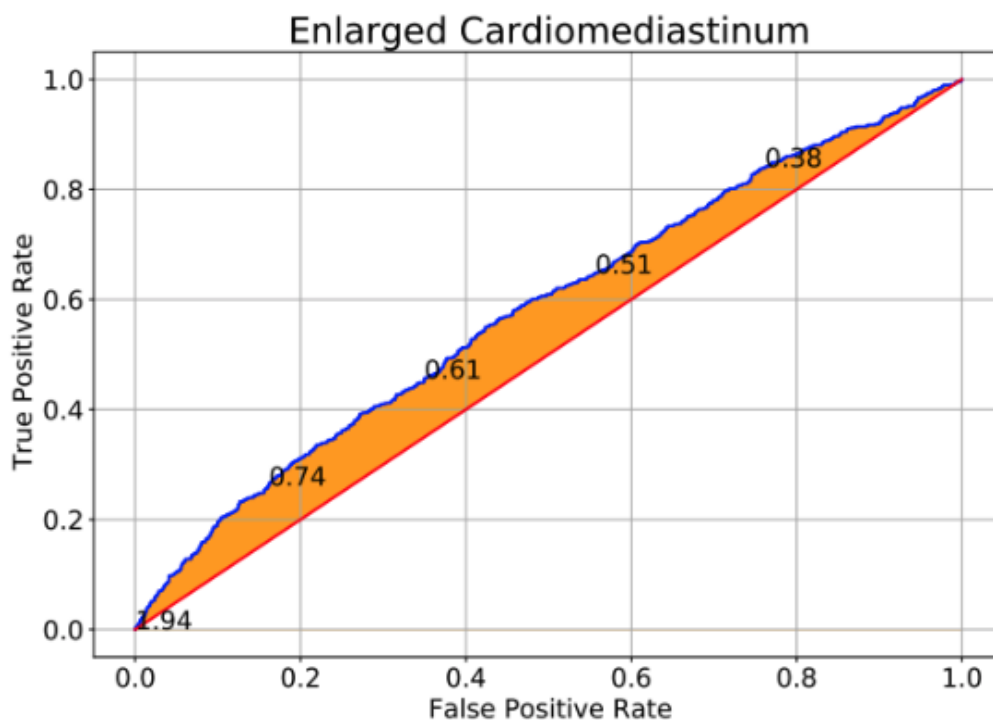


Figure 61: AUC ROC du modèle (élargissement cardio-médiastinal).

Exemples d'application du modèle final adulte :

Dans les 4 exemples suivants on va analyser la performance du modèle en l'appliquant sur des images de radiographie thoracique adulte sur un sous-ensemble de test, sachant que le pourcentage 50% est considéré comme un seuil de positivité des constatations radiologiques.

Exemple 1 :

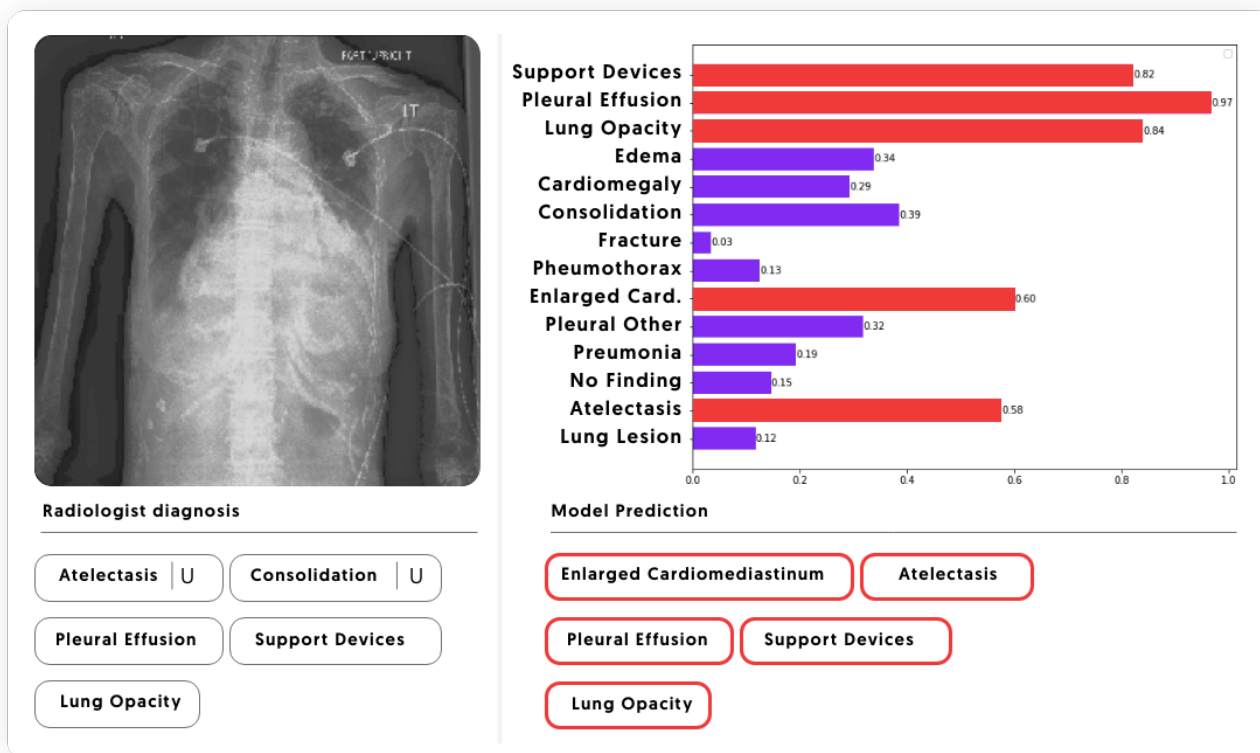


Figure 62 : Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

Dans cet exemple (figure 62) on constate que notre modèle adulte final a détecté 4 sur 5 constatations radiologiques positives et 9 sur 10 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 85% (12 sur 14). L'étiquette de l'élargissement cardio-médiastinale dans cet exemple représente la seule fausse positive avec une prédiction de 60% ce qui peut être expliqué par le fait de coexistence de plusieurs lésions opaques masquant les bords cardiaques. L'étiquette de la condensation représente la seule fausse négative avec une prédiction de 39% dû probablement à la difficulté de son individualisation des autres lésions opaques juxtaposées par le modèle et même par les radiologues vu son étiquetage incertain.

Exemple 2 :

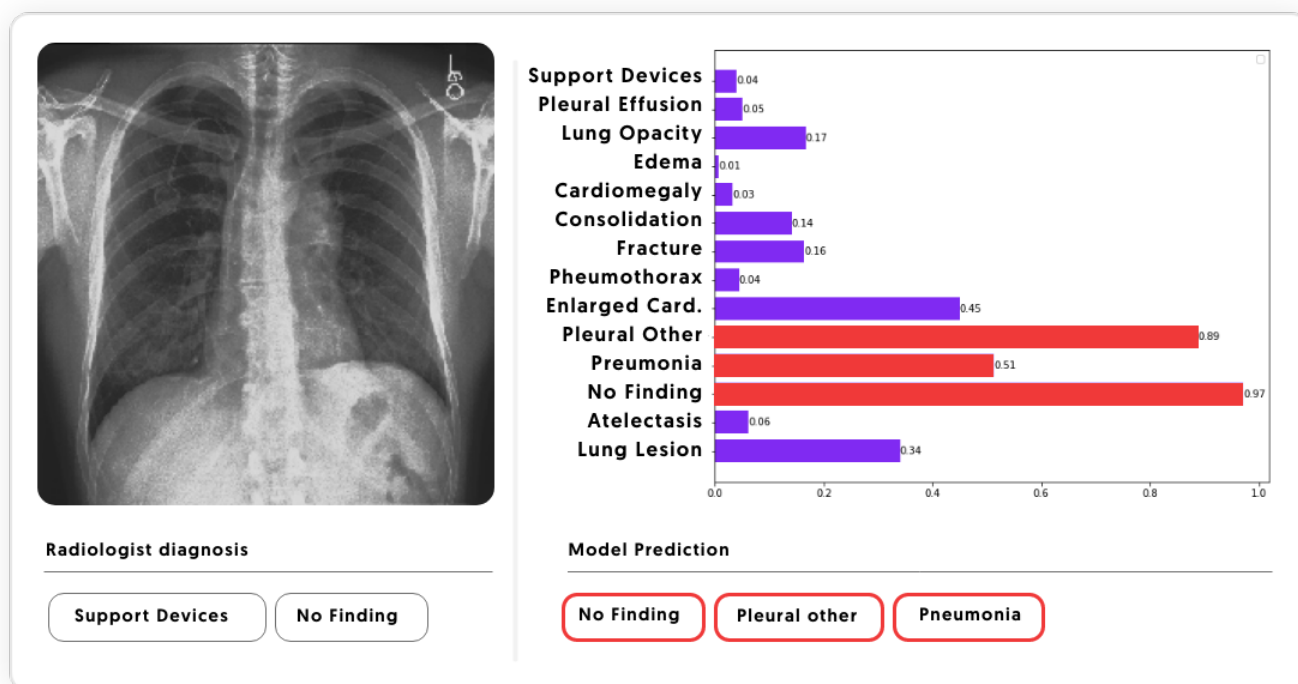


Figure 63: Exemple 2 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

L'exemple de la figure (63) montre une détection de 1 sur 2 constatations radiologiques positives et 10 sur 12 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 78% (11 sur 14).

Les étiquettes de la pneumonie et des autres lésions pleurales représentent les fausses positives avec des prédictions respectivement de 51% et 89% qui sont simplement mal interprétées par leurs modèles, cependant notre modèle écrase toute constatation positive une fois l'étiquette du normal est activée.

L'étiquette des appareils de support est la seule fausse négative avec une prédiction de 4% dû probablement à son mauvais contraste qui la rendait moins détectable par son modèle.

Exemple 3 :

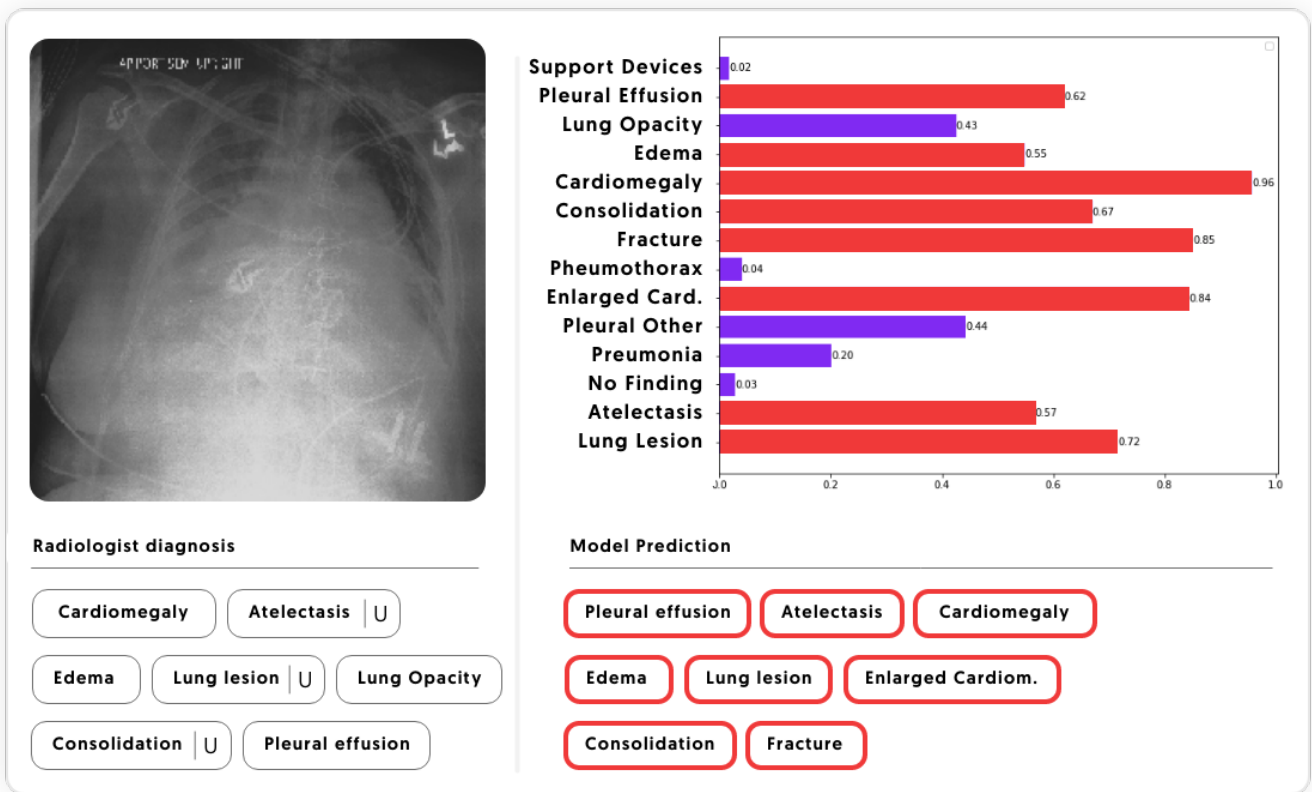


Figure 64: Exemple 3 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

L'exemple de la figure (64) montre une détection de 6 sur 7 constatations radiologiques positives et 5 sur 7 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 78% (11 sur 14) en considérant les constatations incertaines comme positives, sinon dans le cas inverse on aura un taux de succès de 57% (8 sur 14).

Les étiquettes de la fracture et de l'élargissement cardio-médiastinale représentent les fausses positives avec des prédictions respectivement de 85% et 84% qui sont simplement mal interprétées par leurs modèles.

À noter aussi que notre modèle binaire de l'élargissement cardio médiastinale est parmi les modèles les moins performants d'après les données d'évaluation et on peut bien le remarquer dans nos exemples vue sa fausse détection dans 2 sur 3 images radiologiques.

L'étiquette de l'opacité pulmonaire est la seule fausse négative avec une prédiction de 43% simplement mal interprétée par le modèle un problème qui peut être guetté par l'association de toute activation d'une anomalie pulmonaire opaque à l'activation automatique de cette étiquette comme on l'a introduit dans notre système d'étiquetage pédiatrique.

Exemple 4 :

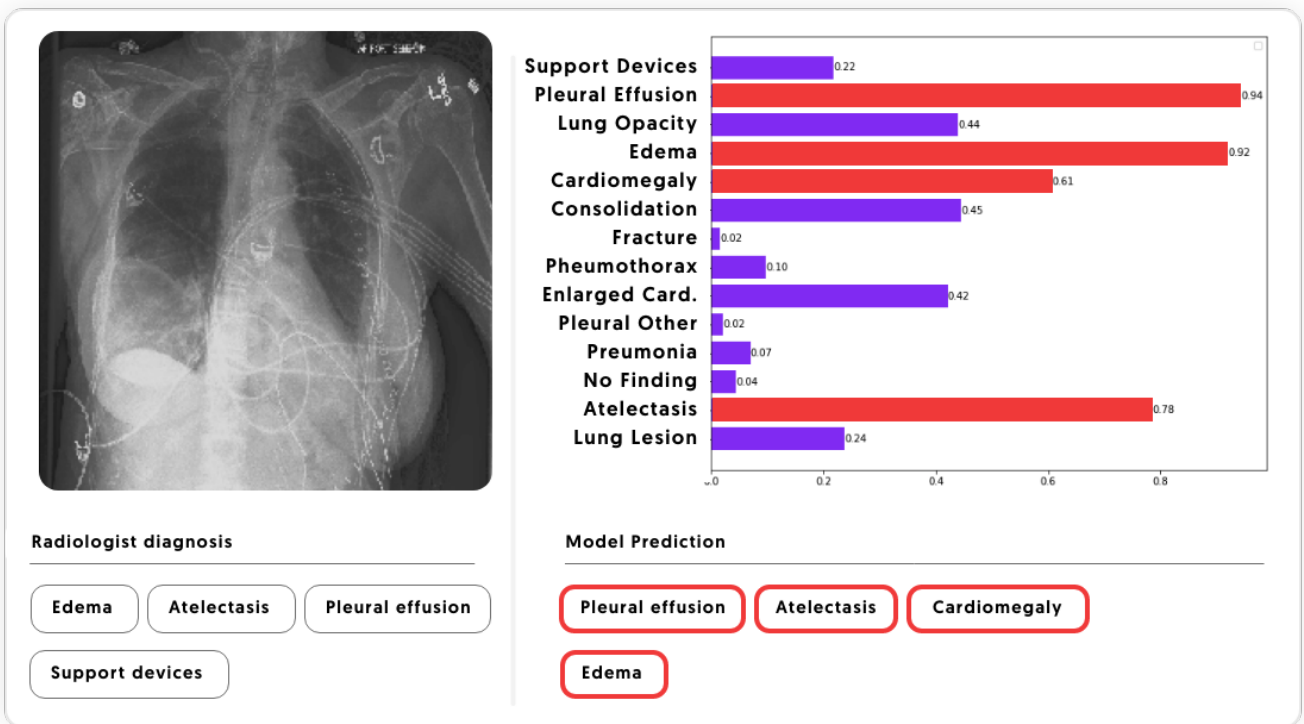


Figure 65: Exemple 4 d'application du modèle final sur une image de radio thorax de

L'exemple de la figure (65) montre une détection de 3 sur 4 constatations radiologiques positives et 9 sur 10 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 85% (12 sur 14).

L'étiquette de la cardiomégalie dans cet exemple représente la seule fausse positive avec une prédiction de 61% ce qui peut être expliqué encore une fois par la coexistence de plusieurs lésions opaques font en sorte que le modèle les interprète comme une augmentation de la silhouette cardiaque.

L'étiquette des appareils de support est la seule fausse négative avec une prédiction de 22% dû simplement à un défaut de performance de son modèle binaire parce qu'elle est évidente à ne pas rater normalement.

IV. Modèle Binaire pédiatrique (apprentissage par transfert)

Dans cette phase on a travaillé avec notre jeu de données collecté de notre plateforme XPEDIA pour développer un modèle d'interprétation des clichés de radiographie thoracique pédiatrique de la même procédure que le modèle précédent c'est à dire on a pris les 14 modèles binaires correspondants aux étiquettes sélectionnées et on les a individuellement entraînés pour les rassembler dans un modèle final pédiatrique.

Description des données collectées de la plateforme XPEDIA :

A la fin de notre collecte on a eu une somme de 400 images radiologiques pédiatriques dont la tranche d'âge est initialement fixée et qui part de la naissance à 15 ans, la distribution des images selon l'âges (la [figure 67](#)) 34% <1 ans ; 26% 1-3 ans ; 8% 3-5 ans ; 15% 6-10 ans ; 14% 11-15 ans.

Pour la distribution du sexe on a eu un ratio de 1,37 d'après le diagramme de la [figure \(66\)](#) avec une prédominance masculine.

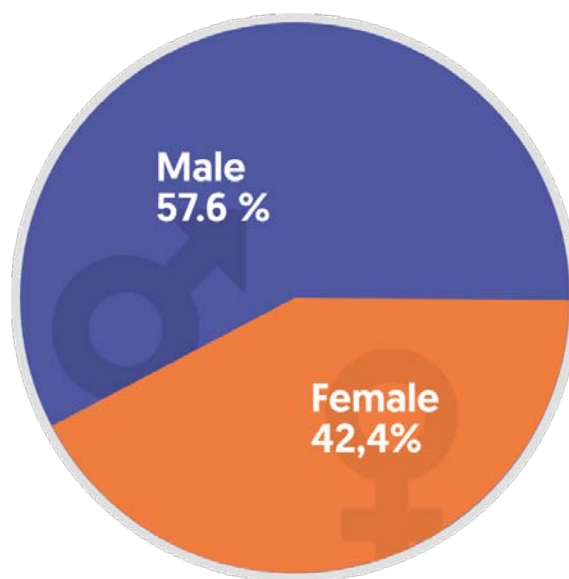


Figure 66: Distribution de sexe dans les clichés collectés

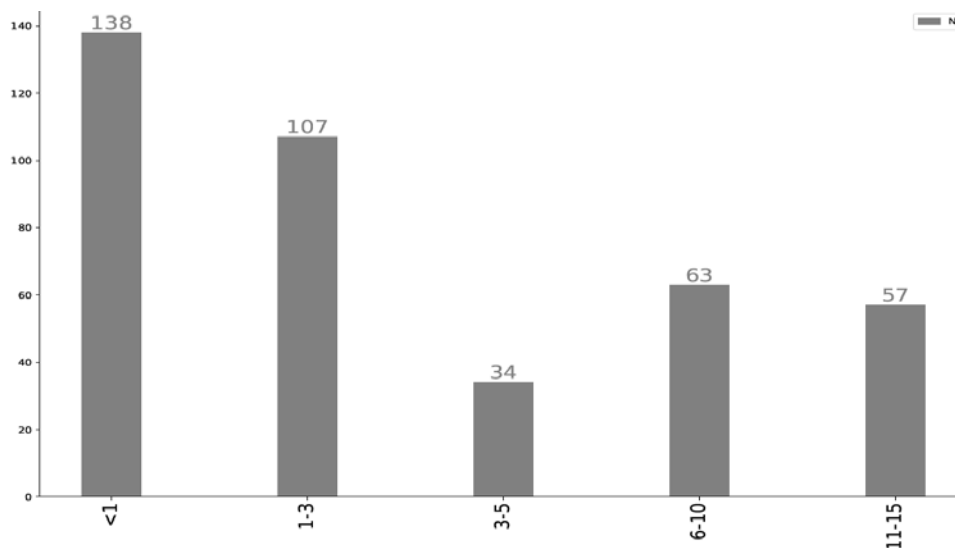


Figure 67: Nombre de clichés pour chaque section d'âge.

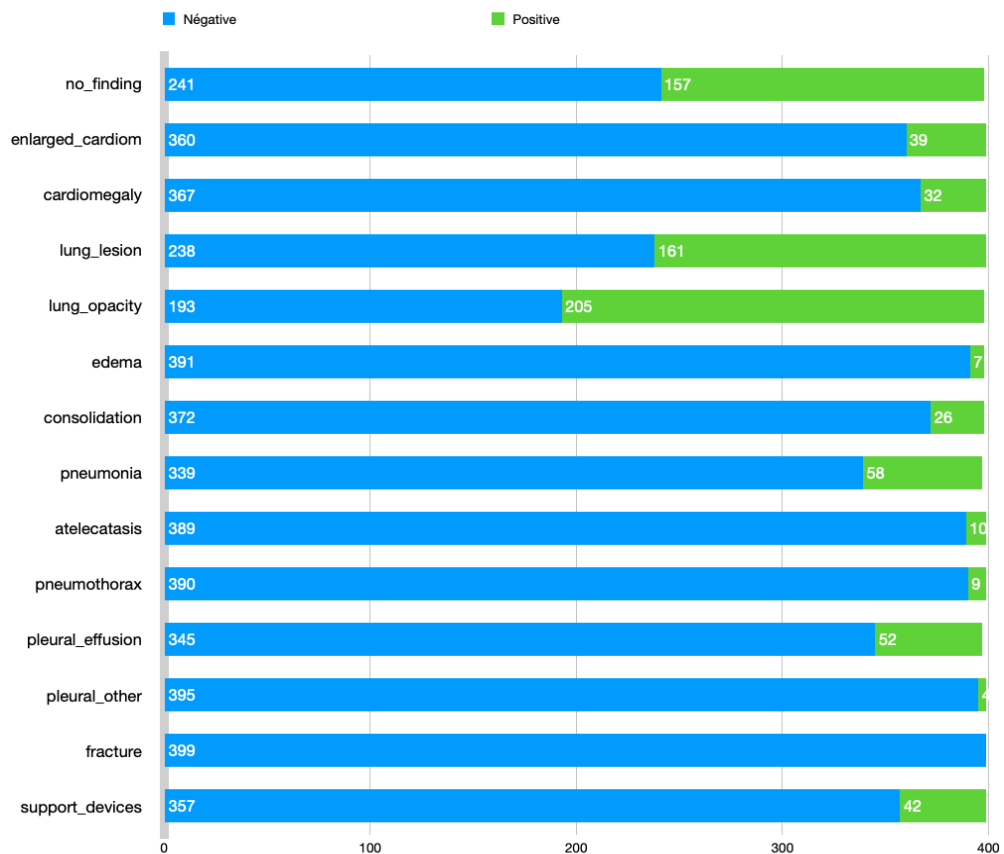


Figure 68: Distribution des données selon les étiquettes.

Concernant la distribution des images selon les étiquettes : en première place on a l'opacité pulmonaire avec un pourcentage de 51% (205 images) ce qui est normale puisqu'elle inclut toute lésion opaque du poumon (les lésion pulmonaire, l'œdème, la condensation, la pneumonie et l'atélectasie), en deuxième place les lésion pulmonaire spécifique ou non spécifique qui ne rentre pas dans le cadre des autres lésions opaques du poumon (comprend les syndromes alvéolaire et interstitielle , les infiltration et les masses) avec un pourcentage de 40% (161 images) ,en troisième place l'étiquette des images normales avec un pourcentage de 39% (157 images) en

quatrième place avec une somme des pourcentages de 55% mais une intervalle des pourcentages individuels entre 6% et 14% les étiquettes sont les suivantes : la pneumonie, l'épanchement pleural, les appareils de support, l'élargissement cardio médiastinal et la cardiomégalie, et en dernière place les étiquettes avec un nombre d'images inférieur à 10 qui sont la condensation, l'atélectasie, l'œdème et les autres lésions pleurales. Pour la fracture on l'a éliminée puisque on n'en a pas d'image.

Hyper-paramétrage du modèle binaire pédiatrique pré-entraîné :

Pour achever un transfert d'apprentissage du modèle binaire finale de l'adulte au modèle Pédiatrique on a préservé les poids des connexions entre les couches des CNN déterminées par l'entraînement du modèle adulte qui deviennent non entraînaibles sinon les autres hyperparamètres gardent la même configuration. Ratio train-test-split = 90% -10% ; Fonction de perte : Entropie croisée binaire Optimiseur : Adam ; Taux d'apprentissage : 0,001., nombre des époques : 100.

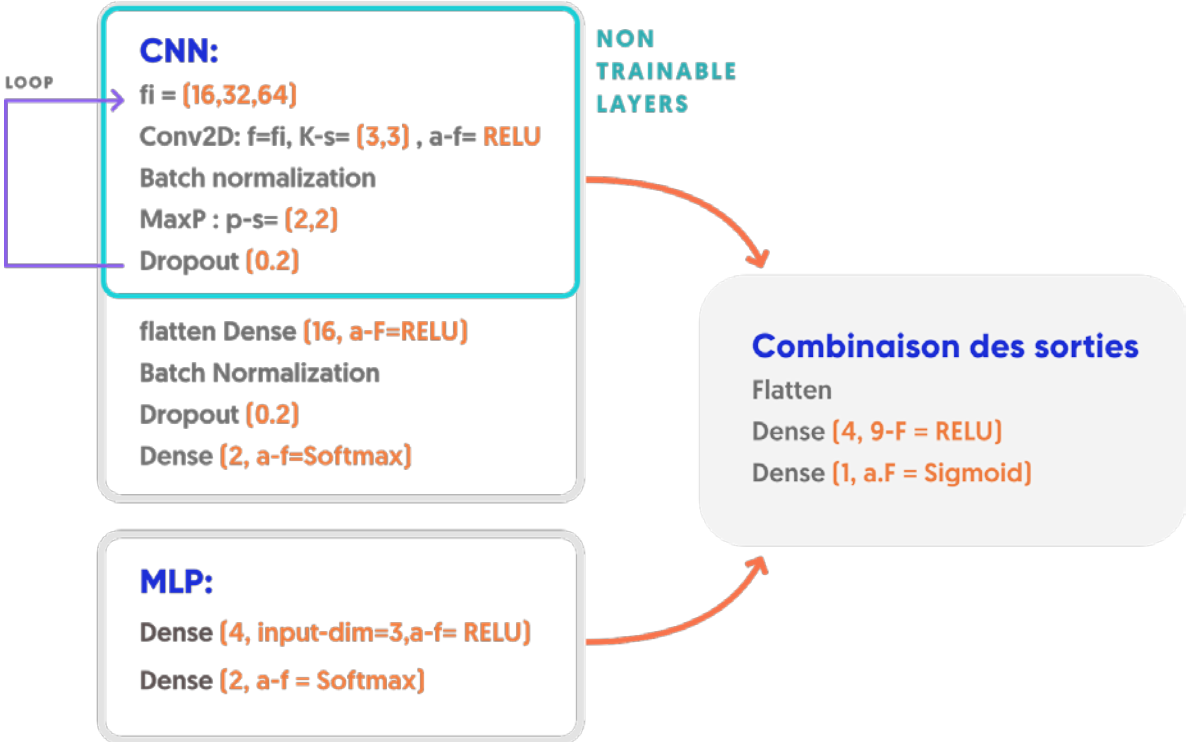


Figure 69: La configuration structurale (Hyper-paramétrique) du 2ème modèle binaire

Filtres :F ; Kernel size : K-S ; Pool size : P-S ; Activation Fonction : A-F

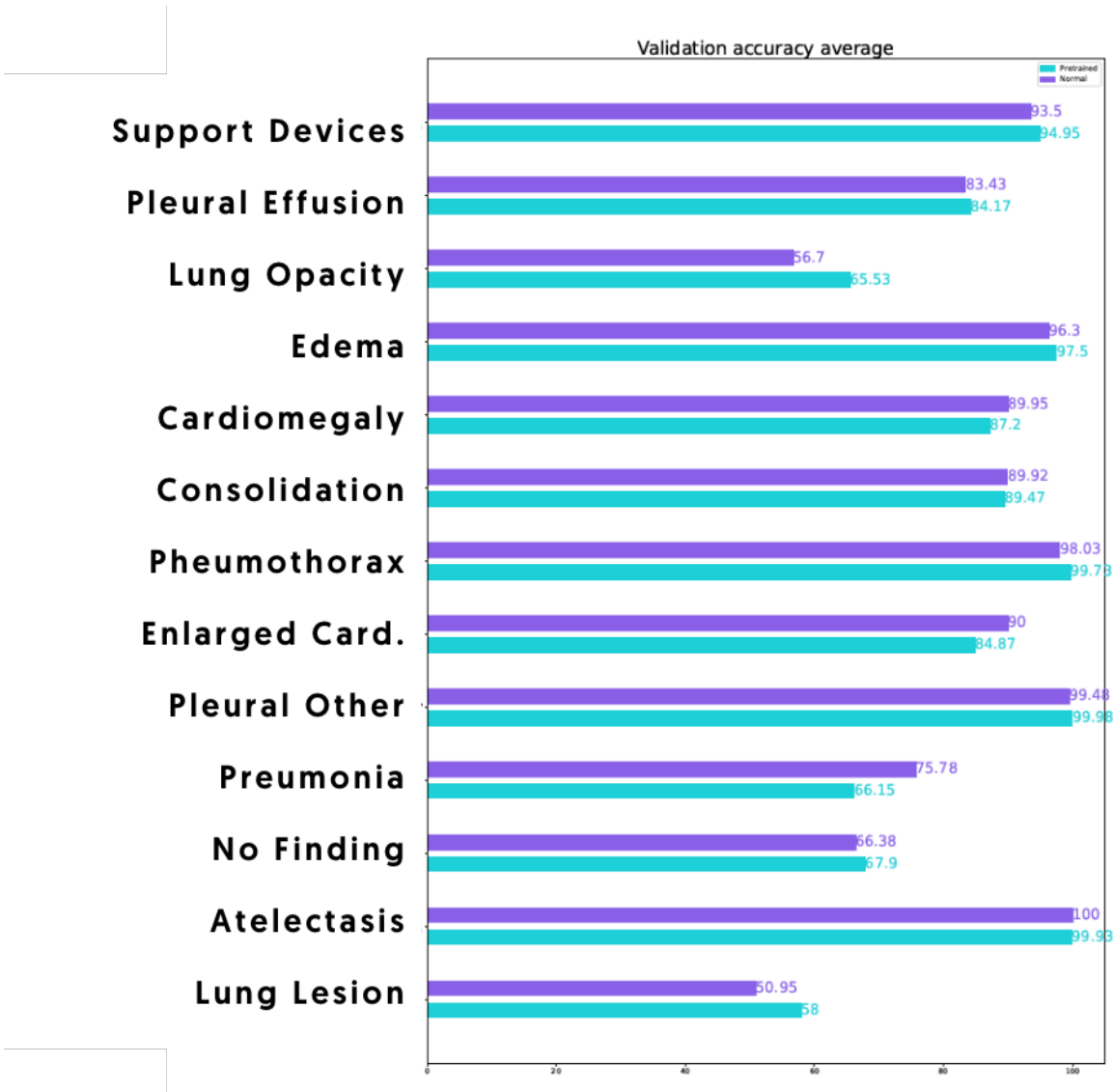


Figure 70: Comparaison des moyennes de performances (exactitudes de validation) du modèle pédiatrique initial et du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte.

	T.nor	V.nor	T.prt	V.prt
lung_lesion	58.0	50.95	85.54	58.0
atelectasis	99.93	100.0	97.53	99.93
no_finding	67.9	66.38	85.32	67.9
pneumonia	66.15	75.78	90.63	66.15
pleural_other	99.98	99.48	98.88	99.98
enlarged_cardiomeastinum	84.87	90.0	94.71	84.87
pneumothorax	99.73	98.03	97.44	99.73
fracture	99.95	98.6	99.54	99.95
consolidation	89.47	89.92	96.12	89.47
cardiomegaly	87.2	89.95	94.66	87.2
edema	97.5	96.3	98.22	97.5
lung_opacity	65.53	56.7	83.26	65.53
pleural_effusion	84.17	83.43	93.0	84.17
support_devices	94.95	93.5	92.43	94.95

Tableau V: Les moyennes des exactitudes d'entraînement (T) et de validation (V) du modèle pédiatrique initial (Nor) et celles du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte (prt).

Résultats du modèle binaire pédiatrique pré-entraîné :

Pour avoir une idée sur l'effet de l'application d'apprentissage par transfert sur notre modèle pédiatrique en le pré-entraînant sur le modèle binaire adulte, nous allons comparer la moyenne des métriques de performance de nos deux modèles côte à côte en commençant par leurs exactitudes (figure 70 et tableau V) puis leurs pertes (tableau VI) pour voir s'il y a une amélioration ou une détérioration.

Concernant l'interprétation des résultats obtenue par les deux modèles qui vont t'être dépendantes du nombre des données utilisées pour l'entraînement de chaque modèle binaire

pédiatrique parce qu'on a travaillé sur un petit jeu donné de 400 éléments donc plus le nombre des données est petit plus l'exactitude est grande (incline vers 100%) ce qui ne reflète pas vraiment la performance réelle mais plus tôt le manque de données.

	T.nor	V.nor	T.prt	V.prt
lung_lesion	38.8	81.05	32.85	93.44
atelectasis	27.97	23.33	7.26	1.74
no_finding	31.39	71.52	31.9	80.58
pneumonia	35.02	49.88	21.41	59.05
pleural_other	7.03	4.27	3.45	1.03
enlarged_cardiodiastinum	39.27	39.58	13.87	36.95
pneumothorax	10.76	10.33	7.45	1.34
fracture	6.62	6.56	1.24	0.37
consolidation	14.75	40.95	8.37	48.52
cardiomegaly	19.68	34.73	14.01	36.79
edema	8.6	18.5	2.38	18.24
lung_opacity	41.05	89.41	34.67	75.21
pleural_effusion	38.13	39.79	14.49	30.86
support_devices	23.23	31.87	19.06	25.99

Tableau VI: Les moyennes des pertes d'entraînement (T) et de validation (V) du modèle pédiatrique initial (Nor) et celles du modèle pédiatrique pré-entraîné sur celui de l'adulte (prt).

L'effet de l'apprentissage par transfert sur la performance du modèle final :

Selon la figure 70 et tableau V les étiquettes qui ont subi une amélioration de performance (Moyennes d'exactitudes de validation) sont respectivement celles de :

- L'opacité pulmonaire avec une amélioration de 9% ;
- La lésion pulmonaire avec une amélioration de 7% ;
- Le pneumothorax avec une amélioration de 1.7% ;
- Normal avec une amélioration de 1.5% ;
- Les appareils de support avec une amélioration de 1.4% ;
- L'œdème de support avec une amélioration de 1.2% ;

Et les étiquettes qui ont subi une détérioration de performance sont respectivement celles de :

- La pneumonie avec une détérioration de 9.6% ;
- L'élargissement cardio médiastinal avec une détérioration de 5% ;
- La cardiomégalie avec une détérioration de 3% ;

Le reste des étiquettes n'ont subi aucun changement (<1%) notamment celles de :l'atélectasie, les autres lésions pleurales, l'épanchement pleural et la condensation.

Concernant les pertes on constate d'après le tableau VI que les résultats des moyennes des pertes de validation sont cohérents avec des valeurs inversement proportionnelles aux exactitudes.

Exemple d'amélioration de la performance : Opacité pulmonaire.

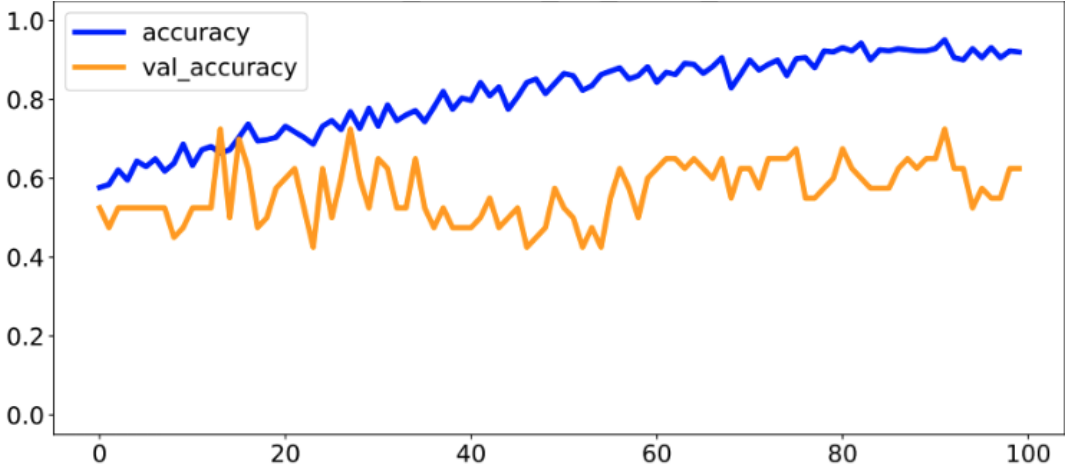


Figure 71: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial

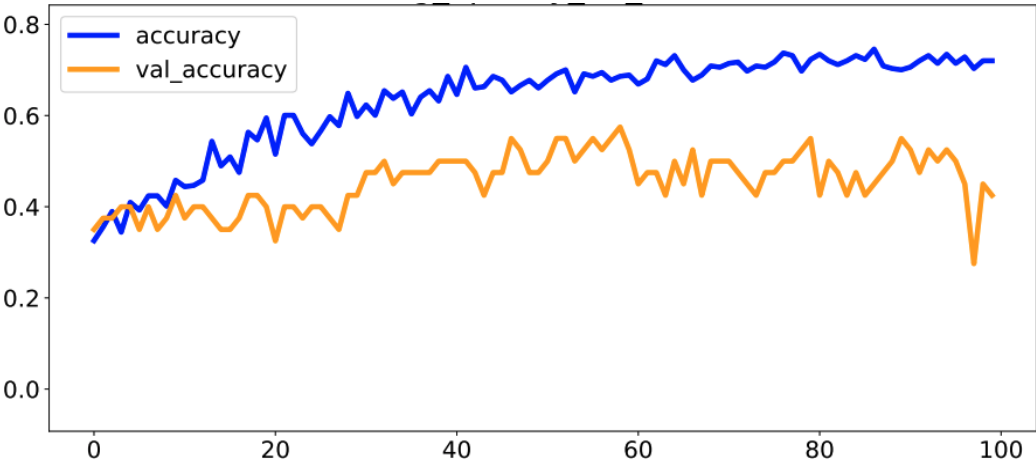


Figure 72: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle pré-entraîné

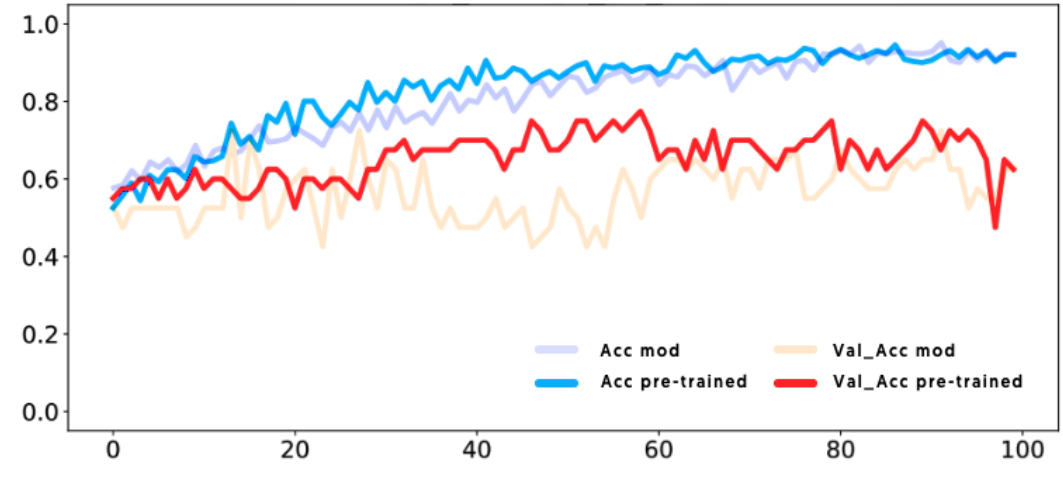


Figure 73: Comparaison de l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial et du modèle pré-entraîné de l'opacité pulmonaire.

Exemple de détérioration de la performance : La pneumonie.

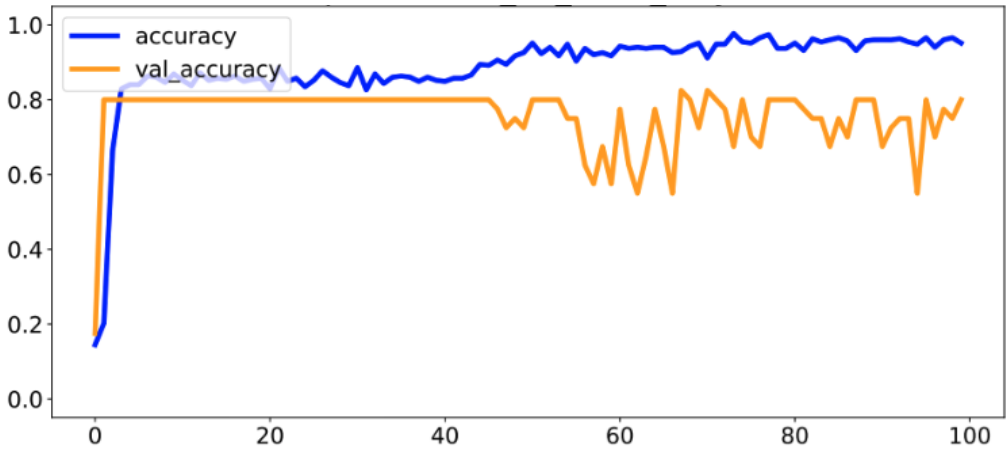


Figure 74: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial.

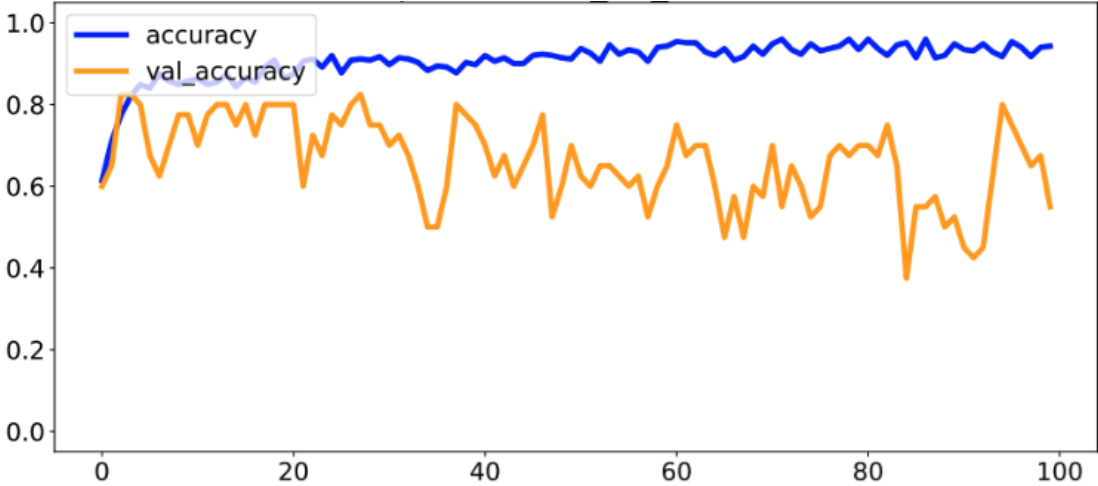


Figure 75: L'exactitude d'entraînement et de validation du modèle pré-entraîné

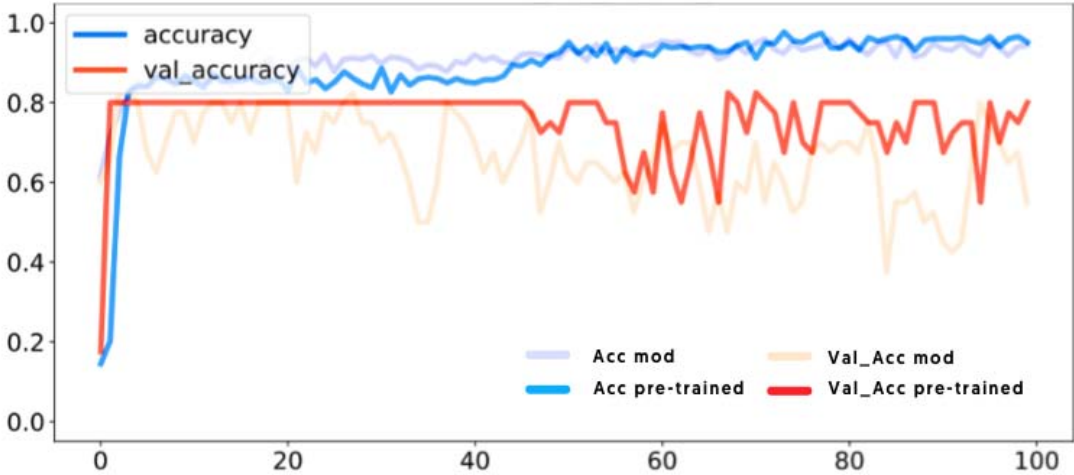


Figure 76: Comparaison de l'exactitude d'entraînement et de validation du modèle initial et du modèle pré-entraîné de la pneumonie.

Exemples d'application du modèle pédiatrique final :

Exemple 1 :

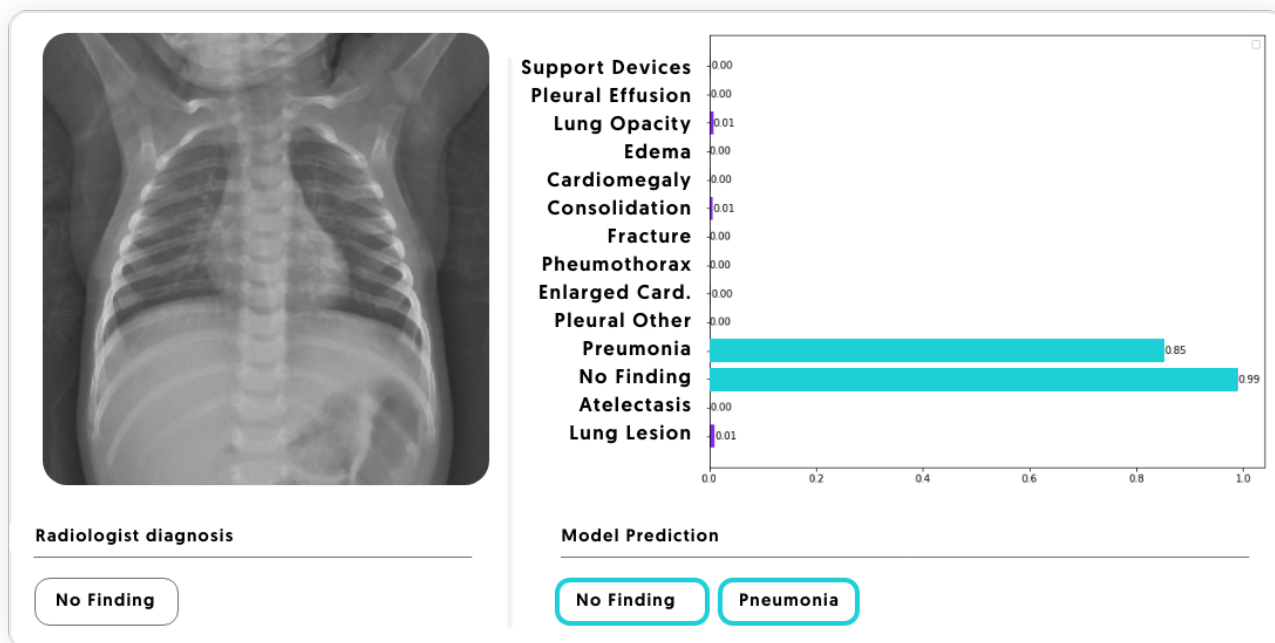


Figure 77: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

Dans cet exemple (figure 77) on constate que notre modèle pédiatrique pré-entraîné a détecté 1 sur 1 constatation radiologique positive et 12 sur 13 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 92% (13 sur 14).

L'étiquette de la pneumonie représente la seule fausse positive avec une prédiction de 85%.

Exemple 2 :

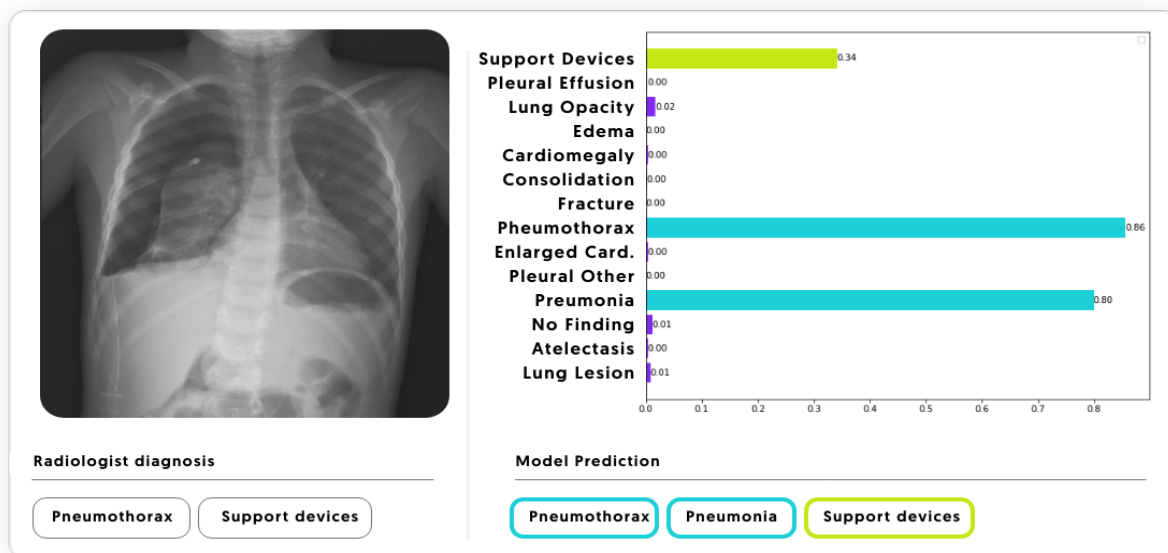


Figure 78: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

Dans cet exemple (figure 78) on constate que notre modèle pédiatrique pré-entraîné a détecté 2 sur 2 constatations radiologiques positives et 11 sur 12 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 92% (13 sur 14).

L'étiquette de la pneumonie dans cet exemple représente la seule fausse positive avec une prédiction de 80%.

À noter qu'on a compté l'étiquette des appareils de support comme positive même si son pourcentage de prédiction est inférieur à 50% parcequ'on n'a pas fixé a priori un seuil donné de positivité à cause du non balancement des données collectées.

Exemple 3 :

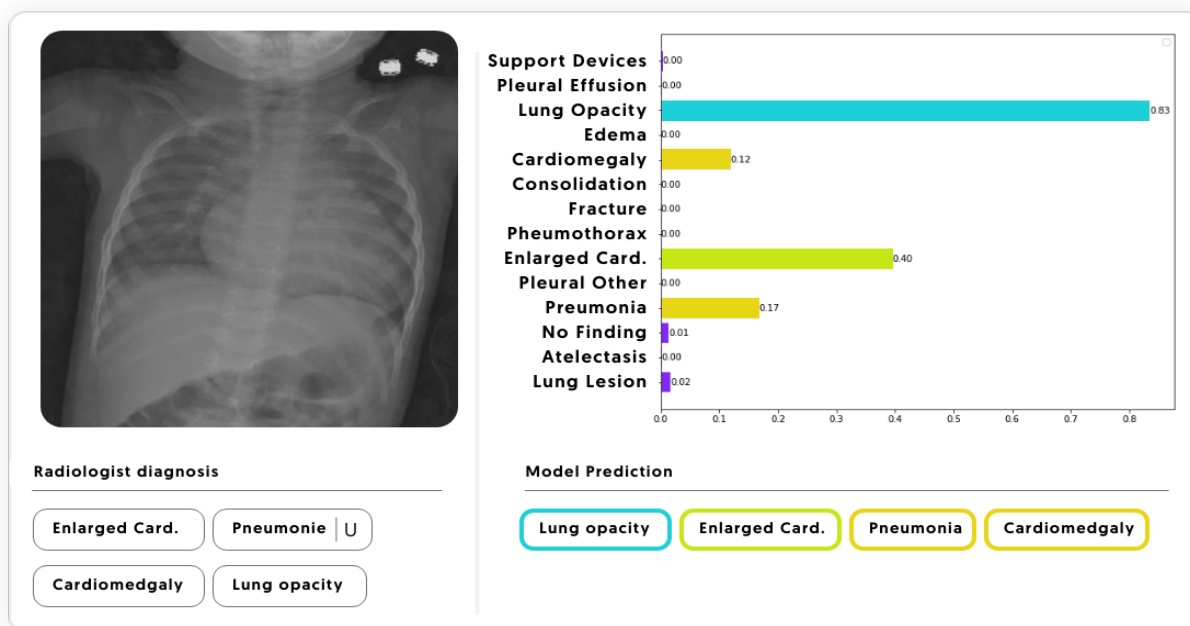


Figure 79: Exemple 1 d'application du modèle final sur une image de radio thorax

Dans cet exemple (figure 79) on constate que notre modèle pédiatrique pré-entraîné a détecté 4 sur 4 constatations radiologiques positives et 10 sur 10 constatations radiologiques négatives avec un taux de succès total de 100% (14 sur 14).

À noter qu'à part l'étiquette de l'opacité pulmonaire, aucune des autres étiquettes n'a eu un pourcentage de prédiction supérieur à 50% cependant on a corrélé la prédiction au ratio positif de ses données encore une fois à cause du non balancement des données collectées.

DISCUSSION

I. L'IA en médecine

En médecine l'IA consiste à utiliser des modèles d'apprentissage automatique pour rechercher des données médicales et découvrir des informations permettant d'améliorer les résultats en matière de santé et les expériences des patients.

1. L'IA en Imagerie médicale

La radiologie médicale est considérée de loin le domaine médical le plus bénéficiant de l'IA vue la diversité des zones de son application, voici une liste non exhaustive de ces applications :

- Automatisation de la détection des images pathologiques ;
- La détection des lésions incidentes, non recherchées « a priori » ;
- Fiabilisation de l'interprétation des images ;
- Identification des motifs, autorisant la classification de lésions ;
- Établissement des comptes rendus uniformisés ;
- Traitement de larges cohortes d'images radiologiques.

II. Histoire de l'IA en médecine

L'intelligence artificielle (IA) a été décrite pour la première fois en 1950 ; cependant, plusieurs limites des premiers modèles ont empêché une large acceptation et application à la médecine.

Au début des années 2000, bon nombre de ces limitations ont été surmontées par l'avènement de l'apprentissage en profondeur.

Maintenant que les systèmes d'IA sont capables d'analyser des algorithmes complexes et d'auto-apprentissage, nous entrons dans une nouvelle ère de la médecine où l'IA peut être appliquée à la pratique clinique grâce à des modèles d'évaluation des risques, améliorant la précision du diagnostic et l'efficacité du flux de travail.

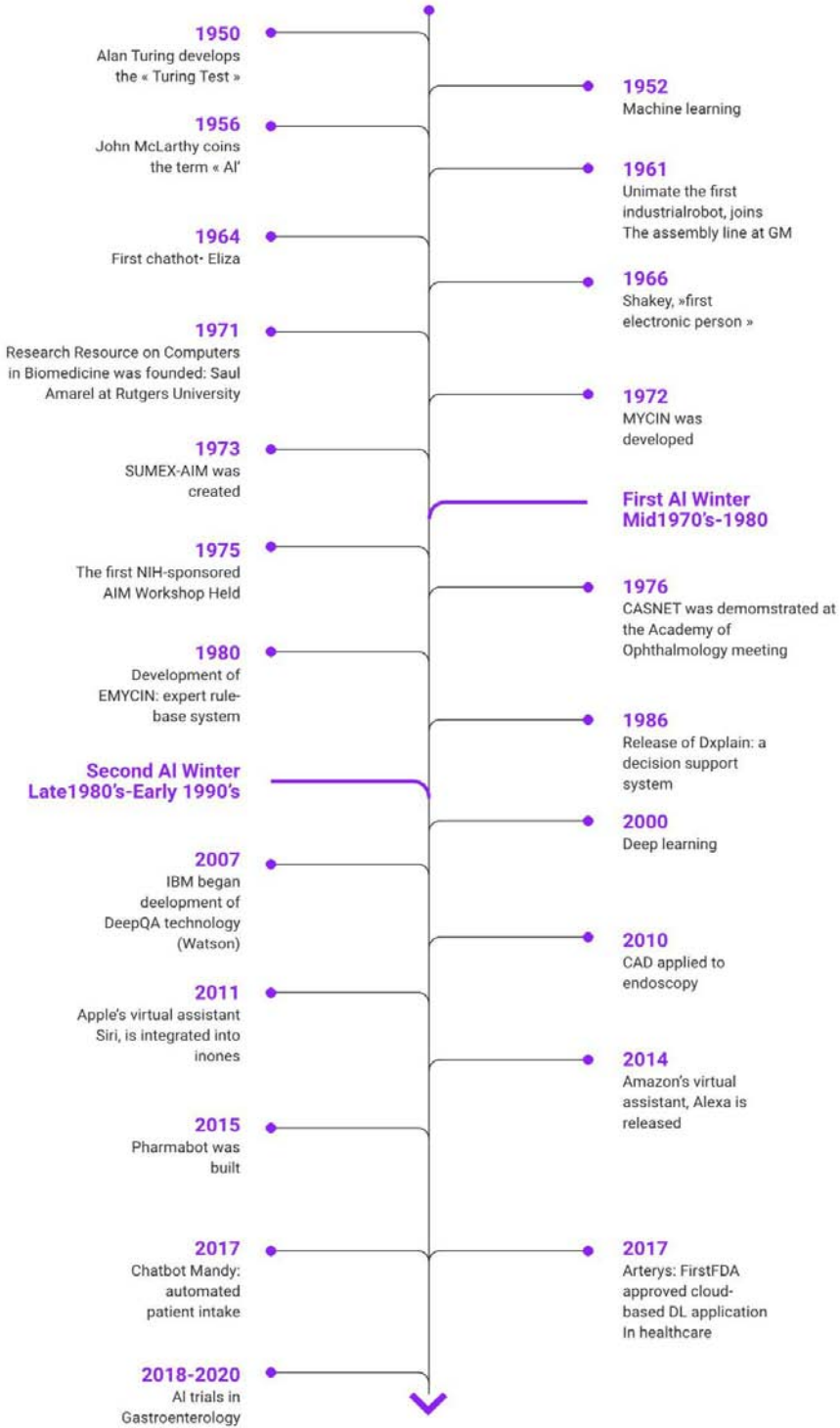


Figure 80: Chronologie du développement et de l'utilisation de l'intelligence artificielle en médecine.

AI, L'intelligence artificielle ; ID, apprentissage profond ; FDA, Agence fédérale américaine des produits alimentaires et médicamenteux : CAO, diagnostic assisté par ordinateur.(3)

III. État de l'art de l'application de l'IA en radiographie thoracique

1. Modèles de détection automatiques de pathologies thoraciques précise chez l'adulte

La dernière décennie a vu la réalisation de plusieurs applications de l'IA sur la radiographie standard et plus particulièrement sur la radiographie thoracique, notamment chez l'adulte. Ces applications ont inclus :

- Thoraco-pulmonaires pathologiques par exemples les études suivantes :
- Soit la détection automatique de motifs en relation avec plusieurs anomalies

Les modèles CheXpert et NIH ont réussi à atteindre des performances élevées en ce qui concerne l'auto-détection de 14 anomalies radiologiques avec de petites différences entre les deux.(4)

- Soit la détection de pathologies thoraco-pulmonaires précises telles que :

→ La détection des lésions tuberculeuses pulmonaires :

Les algorithmes d'IA peuvent être des outils de triage très précis et utiles pour la détection de la tuberculose dans les régions à forte prévalence (5).

→ La détection précoce des lésions du cancer du poumon :

L'algorithme d'IA peut améliorer les performances des lecteurs pour la détection des cancers du poumon sur les radiographies pulmonaires lorsqu'il est utilisé comme second lecteur. (6)

→ Récemment le diagnostic du SDRA (syndrome de détresse respiratoire aiguë) et pronostic des patients atteints de COVID-19 : Schéma d'évaluation par radiographie pulmonaire assisté par intelligence artificielle pour COVID-19 (7)

2. Modèles de détection de Pathologies précises ou d'anomalies à la rx thoracique chez la Population Pédiatrique

Sur 29 ensembles de données de radiographie pulmonaire accessibles au public, 2 ensembles de données ne comprenaient que des radiographies pulmonaires pédiatriques et 7 ensembles de données comprenaient à la fois des patients pédiatriques et adultes.

Padash et al. ont identifié 55 articles mettant en œuvre un modèle d'IA pour l'interprétation des radiographies thoraciques pédiatriques ou des radiographies thoraciques pédiatriques et adultes. La classification des radiographies pulmonaires comme pneumonie était l'application la plus courante de l'IA, évaluée dans 65 % des études. Bien que de nombreuses études rapportent une précision diagnostique élevée, la plupart des algorithmes n'ont pas été validés sur des ensembles de données externes.

La plupart des études d'IA pour l'interprétation des radiographies thoraciques pédiatriques se sont concentrées sur un nombre limité de maladies, et les progrès sont entravés par le manque de jeu de données de radiographies thoraciques pédiatriques à grande échelle. (8)

IV. Évaluation des résultats de nos modèles.

1. Plateforme de collecte Xpedia :

En fin de notre collecte on a pu atteindre notre objectif de 400 images radiographiques pédiatriques, qui a inclus les différentes catégories d'âge de la fourchettepédiatrique, par contre on n'a pas pu avoir l'ensemble des étiquettes requises pour notre liste de CheXpert en particulier celle de la fracture.

La distribution des étiquettes (selon la figure68, page 89) était très disparate malgré nos efforts fournis afin d'avoir une bonne distribution, cette disparité de nombre d'images par étiquette peut être expliqué par :

-

- Le fait de commencer notre collecte et étiquetage directement à partir de la base de données local de Syngo.Plaza avant de se référer aux registres du service de pédiatrie A.
- La deuxième chose c'est qu'au cours de notre collecte des images au service de pédiatrie A on s'est retrouvé avec plusieurs radio prises à l'extérieur du chu sans pouvoir accéder à leur forme numérique qui est nécessaire pour la consistance et l'uniformité de nos données.

3. Modèle multi-étiquettes adulte :

Pour l'approche du modèle multi-étiquette, il est clair que nous n'avons pas eu de bons résultats de telle sorte que ni les exactitudes d'entraînement ou de validation ni les pertes sont acceptables malgré l'expérimentation avec des itérations de modification des divers paramètres et de la structure du modèle.

Ce qui est probablement dû à la grande dimensionnalité de nos étiquettes, chose qui nous incite à continuer d'expérimenter sur le jeu de données de CheXpert en introduisant des changements dans le but d'améliorer la performance, notamment la réduction de dimension et ou le développement de modèles binaires pour chaque étiquette.

4. Modèle binaire adulte

➤ Évaluation du modèle adulte final :

Afin d'évaluer les performances globales du modèle final, nous allons utiliser un autre type de graphe appelé le diagramme de Box-plot ou boîte à moustaches.

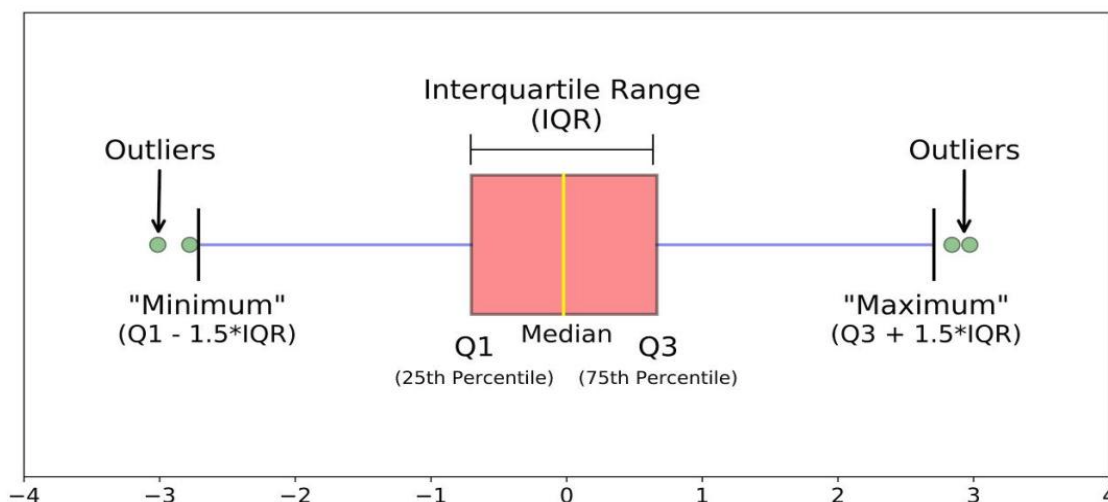


Figure 81: Représentation du diagramme de box-plot ou Boîte à moustaches.

➤ **Box-plot ou boîte à moustaches :**

Un box-plot est un simple graphe constitué d'un rectangle d'où sortent deux lignes droites afin de représenter certains éléments des données.

La valeur centrale du graphique est la médiane (il y a autant de valeurs à droite qu'à gauche de cette valeur dans l'échantillon).

Les bords du rectangle sont les quartiles (Pour le bord droit, un quart des observations ont des valeurs plus petites et les trois quarts ont des valeurs plus grandes, le bord gauche suit le même raisonnement).

Les extrémités des moustaches sont calculées en utilisant 1,5 fois l'espace interquartile (la distance entre les 1ers et 3e quartiles).

➤ **Évaluation l'exactitude de l'entraînement modèle adulte final :**

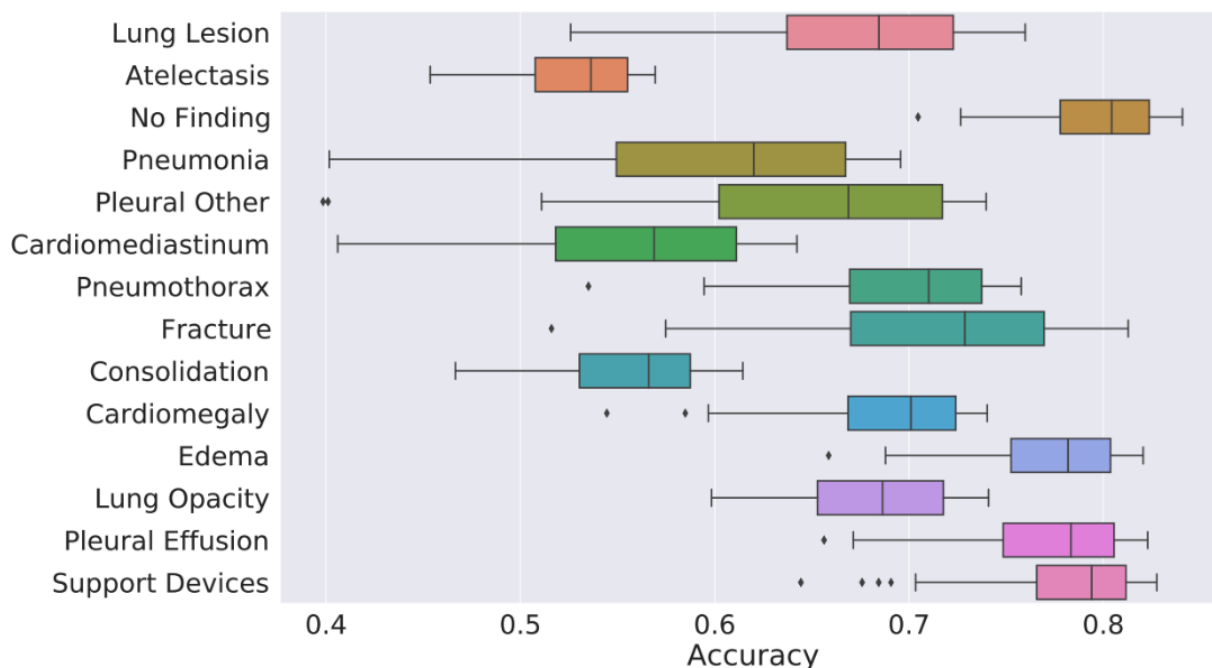


Figure 82: Diagramme de box-plot de distribution de l'exactitude de l'entraînement

D'après le diagramme de box-plot de la figure 82 les valeurs d'exactitude du modèle final sont distribuées entre 40% et 85% , pour les médianes l'étiquette du normal a eu la médiane la plus élevée avec une valeurs 81% par contre l'atélectasie est la plus basse avec une médiane de 53% , pour la distribution des valeurs propres à chaque étiquette on constate que l'étiquette qui a eu la plus grande dispersion est celle de la pneumonie avec une intervalle de 30% suivi de celle de la lésion pulmonaire et de celle de la fracture ce qui indique que leur modèles ont lutté au cours de la phase d'entraînement chose qui peut être expliquée par la taille petite de leurs sous-ensembles en comparaison aux autres étiquettes, la deuxième raison qui peut expliquer cette dispersion à côté de la taille du sous ensemble c'est le polymorphisme radiologique surtout pour la pneumonie vue que leur valeurs ont été plus dispersées que celles de l'étiquette de autres lésion pleurale malgré la taille supérieure de son sous ensemble .

➤ **Évaluation de la perte de l'entraînement modèle adulte final :**

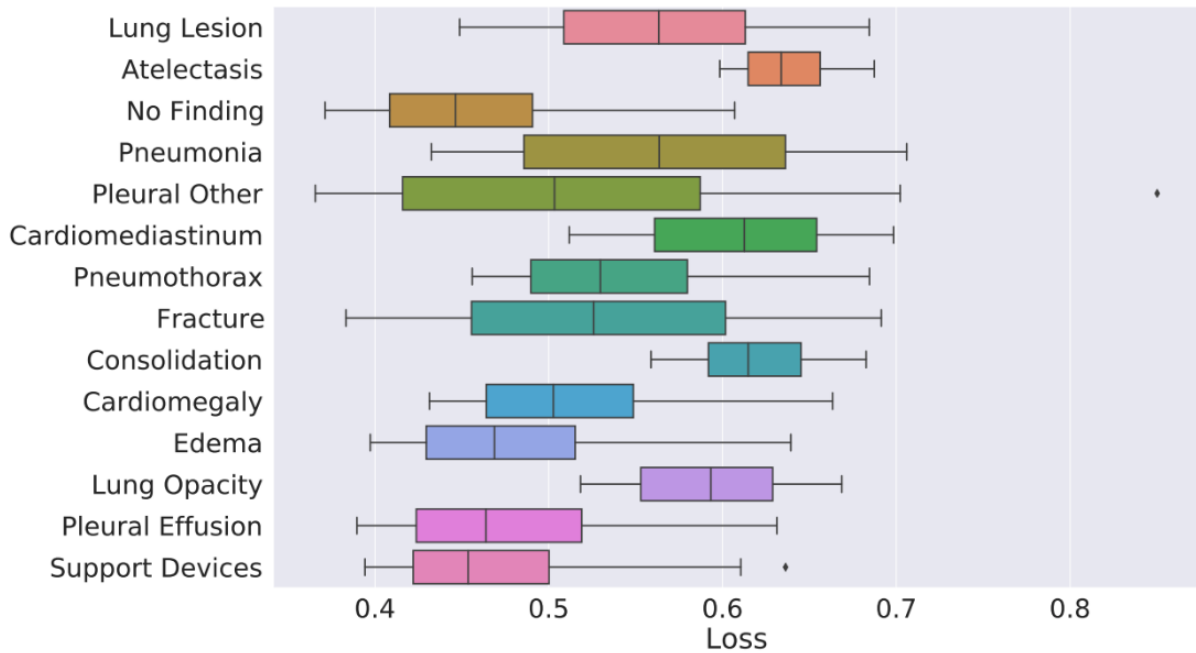


Figure 83: Diagramme de box-plot de distribution de la perte de l'entraînement

Comme l'exactitude de l'entraînement le diagramme de box-plot de [la figure 83](#) représente la perte de l'entraînement du modèle final avec une distribution entre 35% et 70% , à l'inverse de l'exactitude l'étiquette du normal a eu la médiane la plus basse avec une valeur de 44% et l'atélectasie a eu la médiane la plus élevée avec une valeur de 63% , pour la distribution des valeurs propres à chaque étiquette on constate toujours que les étiquettes qui ont eu la plus grande dispersion sont les mêmes que celles de l'exactitude la pneumonie , la lésion pulmonaire et la fracture ce qui nous confirme la lutte d'évolution du modèle au cours de la phase d'entraînement des modèles binaires de ces étiquettes due à la taille petite de leurs sous-ensembles et le polymorphisme radiologique pour l'étiquette de la pneumonie.

➤ **Évaluation de l'exactitude de la validation modèle adulte final :**

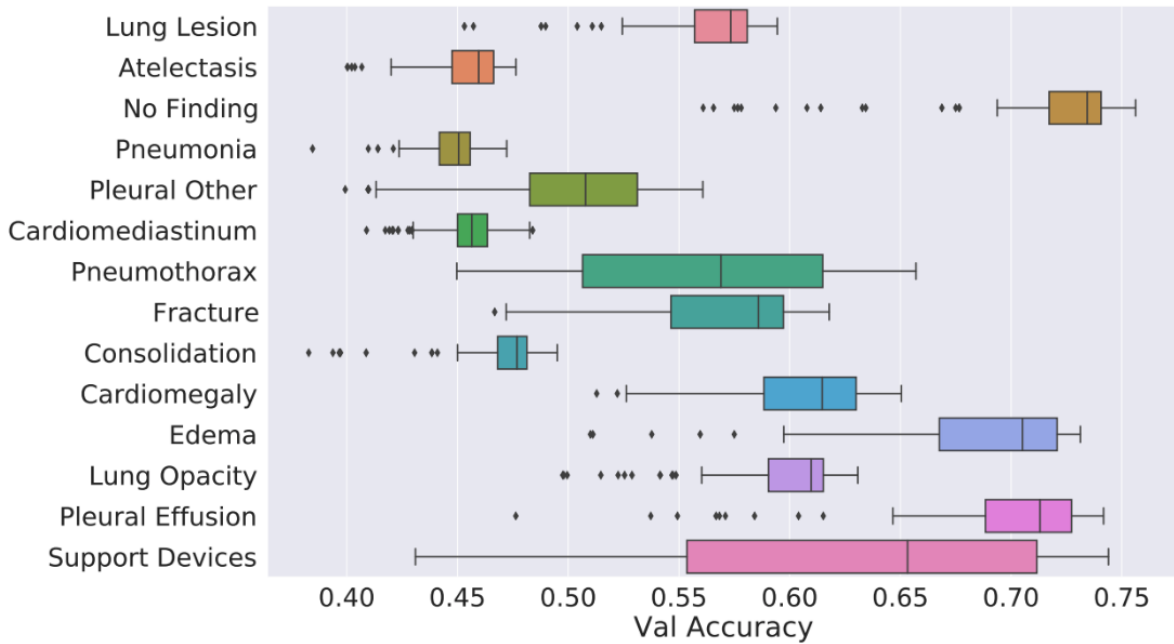


Figure 84: Diagramme de box-plot de distribution de l'exactitude de la validation

En ce qui concerne l'exactitude de la validation du modèle final le diagramme de box-plot de la figure 84 montre une distribution entre 42% et 77% , pour les médianes l'étiquette du normal a eu la médiane la plus élevée avec une valeurs 74% ce qui est cohérent avec nos résultats d'entraînement par contre cette fois-ci c'est la pneumonie qui a eu plus basse médiane avec une valeur de 45% , pour la distribution des valeurs propres à chaque étiquette on constate que la plus grande dispersion est celle de l'étiquette des appareils de support suivi de celle du pneumothorax cette dispersion est dû aux données aberrantes (Outliers) créées par les fluctuation des valeurs de validation qui sont considérés comme des valeurs incluses vue sont nombres élevés .

➤ **Évaluation de la perte de la validation modèle adulte final :**

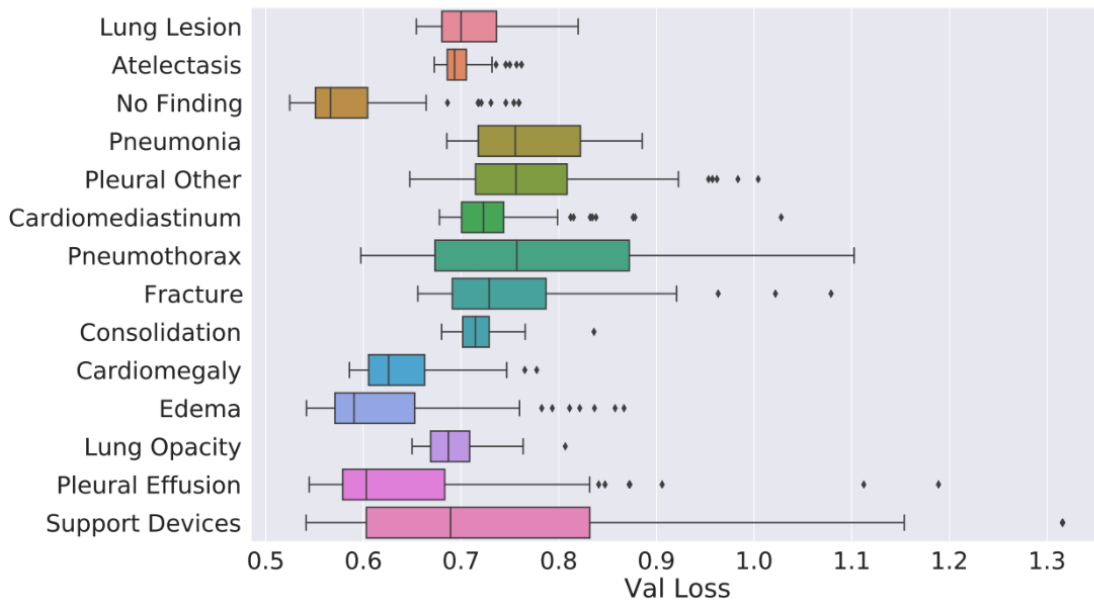


Figure 85: Diagramme de box-plot de distribution de la perte de la validation

Concernant La perte de la validation du modèle final selon [la figure 85](#) la distribution est comprise entre 51% et 115% , pour les médianes l'étiquette du normal a eu la médiane la plus basse avec une valeurs 55% ce qui est toujours cohérent avec nos résultats d'entraînement par contre la médiane la plus élevée est partagée entre l'étiquette de la pneumonie et celle des autres lésions pleurales avec une valeur de 75%, pour la distribution des valeurs propres à chaque étiquette on constate que la plus grande dispersion est toujours celle de l'étiquette des appareils de support suivi de celle du pneumothorax pour les mêmes raisons déjà citées .

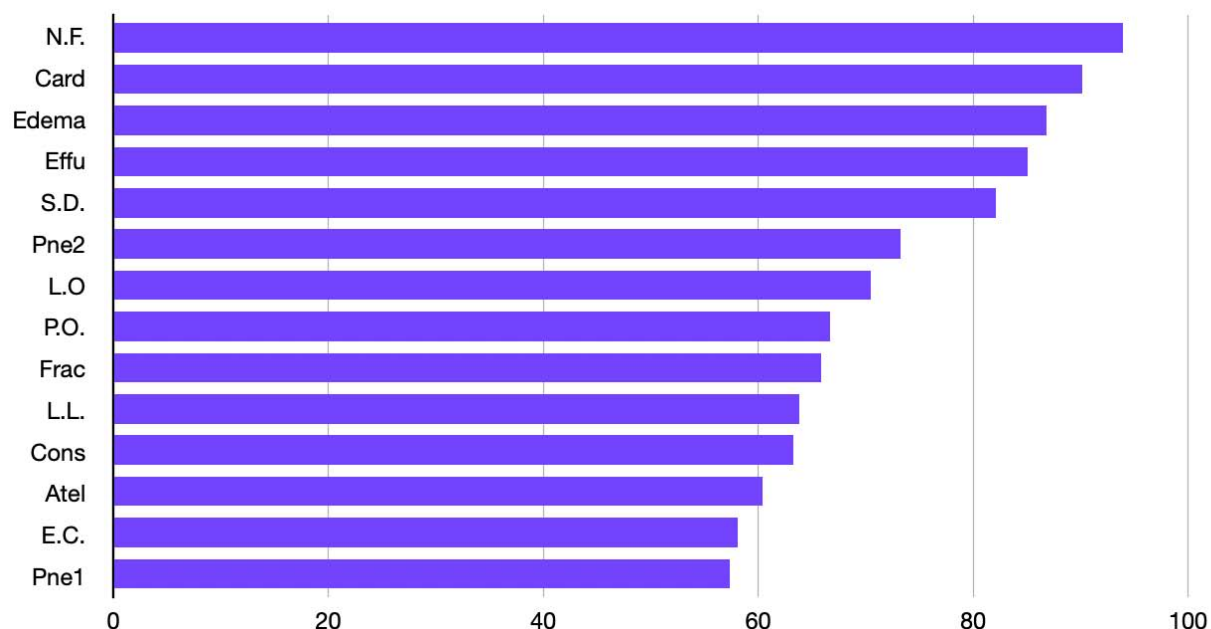


Figure 86: Résumé des AUC ROC des modèles binaires de chaque étiquette par ordre décroissant.

Les résultats de notre modèle binaire adulte finale ont connu une amélioration significative par rapport à ceux des modèles antérieurs en particulier selon la figure 86 qui les résume comme suite :

La totalité de AUC ROC de nos modèles ont dépassé 50%.

Le classement de performance comme visualisé dans la figure du plus performant au moins performant respectivement, on constate qu'au sein de notre modèle adulte on a une différence de plus de 20% entre la première étiquette en terme de performance qui est celle du normale et la dernière qui est celle de la pneumonie, cette disparité significative peut être expliquée par 3 aspects particuliers liés à l'étiquette elle-même d'une part et d'autre part ils sont liés à la structure du modèle et le jeu des données.

Le premier aspect dépend de la complexité ou la simplicité de la manifestation radiologique de l'étiquette, on se basant sur le classement des étiquettes selon leur performance on peut

déduire que plus l'étiquette est de nature plus ou moins simple plus il a une bonne performance et vice versa, par exemple l'étiquette du normal a eu la première place et on peut la qualifier relativement comme simple en comparaison aux autres étiquette, par contre celle de la pneumonie elle présente un caractère plus ou moins complexe dû au polymorphisme de ces manifestations radiologiques.

Le deuxième aspect est lié à la distribution non balancée du nombre d'images radiologiques par étiquette au sein du jeu de donnée qui explique relativement la mauvaise performance de la pneumonie , l'élargissement cardio médiastinale , la condensation et la lésion pulmonaire qui présentent les plus petites tailles de sous-ensembles positifs au sein du jeu de données de CheXpert, par contre les étiquette de la cardiomégalie , de l'œdème et des appareil de support sont parmi les plus performant et effectivement ils ont les plus grandes taille de sous-ensembles positifs. Le troisième aspect est dû aux limites du cadre temporel de notre étude qui nous a empêché de vraiment optimiser notre modèle sur le plan hyper paramétrique en s'expérimentant plus sur le nombre de couches de CNN, nombre d'époques et sur les différents paramètres structuraux du modèle.

5. Modèle pédiatrique :

Notre modèle pédiatrique binaire est développé en se basant sur la même structure que celui de l'adulte avec une fixation des poids liant les couches de CNN pour assurer un transfert d'apprentissage par pré entraînement sur la base de données adulte.

Les résultats finaux ne reflétaient pas la performance réelle du modèle à cause du manque de données de certaines étiquettes ainsi la petite taille du jeu de données collecté.

En analysant les résultats de la figure 70 (Page 92) et des tableaux V (Page 93) et VI (Page 94) on constate que la performance des modèles individuels des étiquettes corrèle inversement à

leurs tailles de sous-ensembles positifs, cependant leurs potentiels d'amélioration après pré entraînement corrèlent avec cette taille.

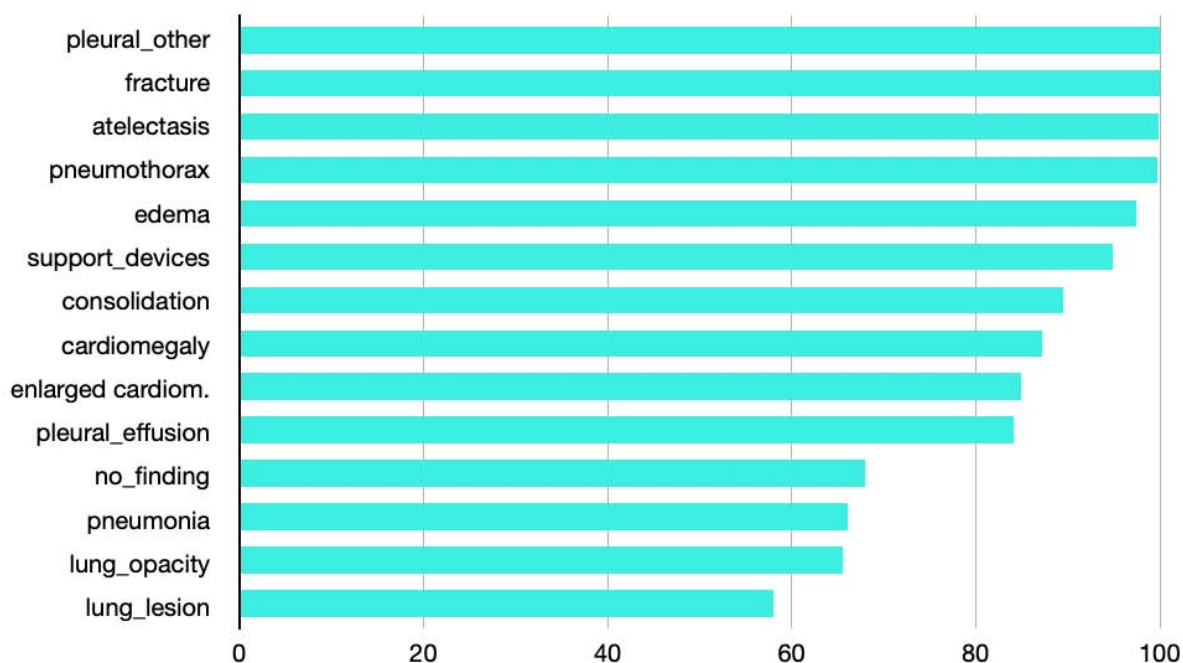


Figure 87: Résumé des AUC ROC des modèles binaires de chaque étiquette par ordre décroissant.

La deuxième constatation concerne les prédictions du modèle pédiatrique finale qui pareillement avoir aussi une corrélation avec les tailles des ratio positifs de leurs étiquettes.

Cela dit on s'est retrouvé avec des exceptions par exemple les sous ensemble positifs de l'étiquette de la pneumonie a une taille moyenne par contre il a subi une grande détérioration après le pré entraînement au contraire des étiquettes qui ont des ratios positifs de moindre taille. Un autre exemple non cohérent aux constatations décrites est celui de l'étiquette du normal qui malgré la grande taille de son sous ensemble positif son potentiel d'amélioration était trop minime même s'il n'a pas subi de détérioration.

À noter que le ratio négatif compte aussi bien que le positif même si l'idéale est d'avoir un ratio de 1, parce que pour les modèles avec des petits ratios positifs ils ont par conséquent de grands ratios négatifs ce qui augmente significativement leur valeur prédictive négatives.

V. Comparaison des résultats obtenus à ceux de l'état de l'art :

1. Modèle Adulte binaire :

Pour apprécier objectivement la performance de notre modèle adulte binaire on va la comparer à celles des modèles de l'état de l'art traitant la même liste de CheXpert en utilisant la même métrique de mesure (l'AUC ROC) ;

À noter que les modèles présentés dans cette comparaison sont entraînés sur le jeu de données MIMIC-CXR qui est une extension de celui de CheXpert. À noter aussi que la validation est faite sur 10% du jeu de données correspondant.

Tableau VII: Comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui n'utilisent pas des masques de segmentation. (12, 24,32-33)

Methods without Utilizing Segmentation Masks				
Method	Densenet-KG	VSE-GCN	Chexclusion	Notre Modèle
Atel	69.40	72.20	83.70	60.42
Card	74.60	73.00	82.80	90.11
Cons	64.00	72.80	84.40	63.25
Edem.	79.00	79.90	90.40	86.81
E.C.	65.10	76.70	75.70	58.06
Frac	60.50	56.00	71.80	65.87
L.L.	57.40	62.30	77.20	63.8
L.O	60.90	65.40	78.20	70.42
N.F.	77.80	81.70	86.80	93.94
Effu	80.90	86.30	93.30	85.01
P.O.	65.00	65.30	84.80	66.65
Pne1	57.20	58.80	74.80	57.34
Pne2	68.90	79.70	90.30	73.25
S.D.	78.10	78.90	92.70	82.14

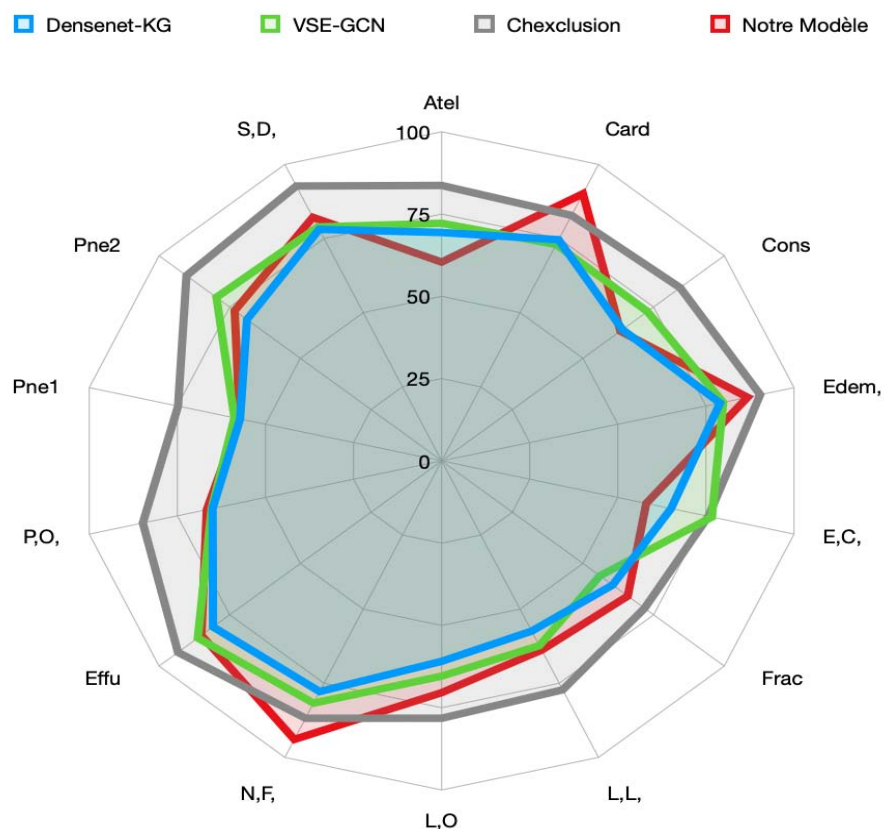


Figure 88: Diagramme en radar visualisant la comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui n'utilisent pas(12, 24,32-33)

La première comparaison va concerner les modèles visualisés sur le tableau VII et la figure 88 qui sont développés en utilisant différentes méthodes, algorithmes et structures sans l'utilisation des masques de segmentation pulmonaire pour améliorer leur performance. D'après le diagramme en radar de la figure 88 on voit bien que le modèle de Chexclusion est le plus performant dans cette comparaison dans la majorité des étiquettes, le moins performant est le

modèle de Densnet-KG, et la deuxième place est partagée entre le nôtre et celui de VSE-GCN. Sur le plan de la performance individuelle de chaque étiquette on constate que le modèle Chexclusion a obtenu la valeur la plus élevée pour chaque étiquette à part celle de la cardiomégalie et l'étiquette du normal dont on a scoré l'AUC la plus élevée, et l'élargissement cardio médiastinale majoré par celui de VSE-GCN.

En gros on voit bien que notre modèle a obtenu des valeurs proches de celles des modèles figurants dans cette comparaison avec des extrémités en particulier pour le cas de l'étiquette du normal et de la cardiomégalie.

Tableau VIII: Comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui utilisent des masques de segmentation. (12, 35-39)

Apport de l'intelligence artificielle dans l'interprétation de la radio thorax en pédiatrie : Modèle prédictifs DL

Methods Utilizing Segmentation Masks					
Method	Arias-Garzon et al.	MANet	Keidar et al.	Anatomy-XNet	Notre Modèle
Atel	82.61	82.77	83.24	83.93	60.42
Card	81.57	81.86	82.59	82.59	90.11
Cons	83.16	83.66	84.19	84.84	63.25
Edem.	90.01	90.03	90.40	90.76	86.81
E.C.	73.71	74.52	74.71	75.12	58.06
Frac	65.36	69.56	71.33	74.95	65.87
L.L.	74.57	75.43	76.66	78.78	63.8
L.O	77.40	77.24	77.67	78.90	70.42
N.F.	85.83	85.90	86.39	86.97	93.94
Effu	91.50	91.53	92.93	93.43	85.01
P.O.	81.96	83.05	84.18	86.21	66.65
Pne1	72.79	73.01	74.51	75.81	57.34
Pne2	87.47	88.02	89.70	91.20	73.25
S.D.	90.64	90.24	92.05	93.12	82.14

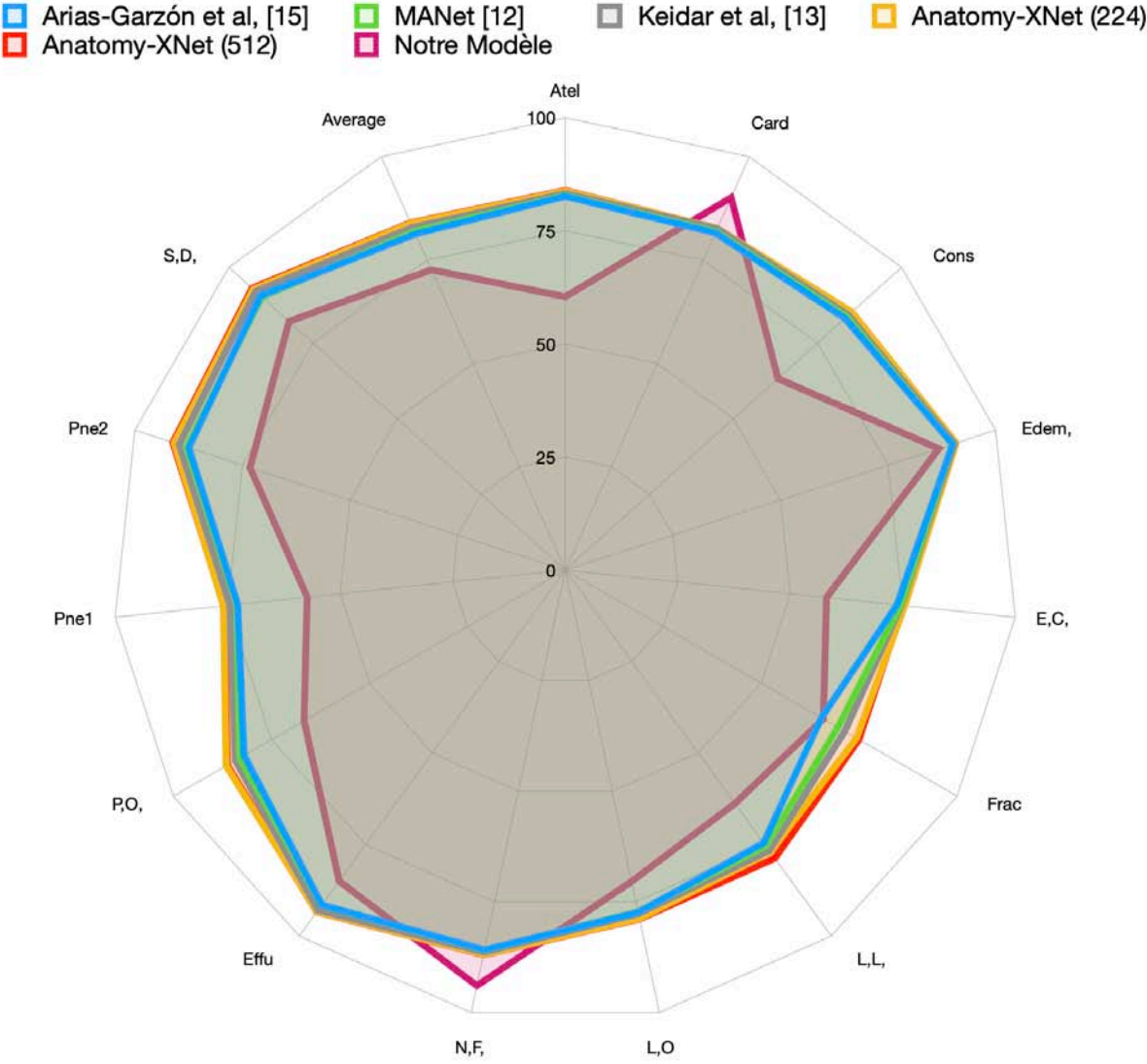


Figure 89: Diagramme en radar visualisant la comparaison des performances de notre modèle adulte à celles des modèles de l'état de l'art qui utilisent (12, 35-39)

Cette fois-ci Notre comparaison va concerner les modèles visualisés sur le tableau VIII et la figure 89 qui encore une fois sont développés en utilisant différentes méthodes, algorithmes et structures mais avec l'utilisation des masques de segmentation pulmonaire pour améliorer leur performance.

D'après le diagramme en radar de la figure 89 on voit bien que tous les modèles utilisant les masques de segmentation sont très proches au niveau de la performance globale, et ils dépassent significativement la performance globale de notre modèle ce

Qui explique l'efficacité des masques de segmentation anatomique du poumon et individuellement leurs performances dépassent toujours celle du nôtre sauf pour les étiquettes du normal et de la cardiomégalie où notre modèle score encore une fois l'AUC la plus élevé. La performance remarquable de notre modèle dans les cas du normal et de la cardiomégalie peut être expliquée par le fait que la configuration structurale et hyper-paramétrique de notre modèle est compatible avec la nature de ces étiquettes qu'on peut qualifier relativement comme simple à l'opposé des autres étiquettes.

2. Modèle pédiatrique :

Tableau IX: Description du jeu de données de NIH-14.

Dataset Name	Images	Pediatric images ratio	Age range	Finding and Diagnosis labels	Spatial labels	Image size
NIH-14	112120	46% (5242)	1-17	14	8	1024 x 1024

La comparaison entre notre modèle pédiatrique et ceux de l'état d'art n'aura pas beaucoup de sens parce que la majorité des modèles pédiatriques trouvés dans l'état d'art ont travaillé sur une seule étiquette spécifique avec un jeu de données énorme comparé au nôtre

(400).Même pour le jeu de donnée de NIH-14 (TableauIX)qui semble très près à celui de CheXpert avec un sous ensemble pédiatrique de grande taille et une liste d'étiquettes qui comprennent 7 sur les 14 qu'on a désignées, cependant on n'a pas trouvé d'étude travaillant sur un modèle IA de NIH-14 spécifiquement pédiatrique et traitant plusieurs anomalies.

VI. Points forts de notre étude :

1. Xpedia : Plateforme de collecte du jeu de données :

- La création d'une plateforme de collecte respectant les spécificités de notre jeu de données et anticipant les défis rencontrés dans celui de CheXpert, cette plateforme est basée sur une application web intuitive et accessible aux radiologues à distance avec la possibilité d'extension sur d'autres bases de données.
- La collecte d'un jeu de données local respectant la particularité ethnique et démographique de la population marocaine joue un rôle crucial dans la démocratisation des outils de l'IA.
- Contrairement à l'auto-étiquetage réalisé par un modèle d'IA désigner pour l'extraction automatique des étiquettes à partir des rapport collectés des radiologues et qui est conçu pour les jeu de données de grande taille comme celui de CheXpert notre plateforme permet un étiquetage manuel et intelligent avec une fonction d'auto étiquetage des anomalies liées en respectant l'ordre de dépendance ce qui le rend plus efficace et plus fiable sur les jeux de données de petite taille comme le nôtre puisque l'étiquetage est fait en même temps que la rédaction du compte rendu par le radiologue lui-même.
- Le fait d'aborder et traiter la coexistence de plusieurs diagnostics à la recherche d'un outil tout-en-un d'auto détection des anomalies radiographies thoraciques.

2. Modèle adulte multi-étiquettes :

- Avoir des résultats de performance comparés à ceux de l'état de l'art à partir d'un modèle multi-étiquettes construit à zéro sans l'aide de modèles tierces de pré-entraînement, sans introduction de méthodes d'augmentation et de sans prétraitement avancés ou balancement de données.
- Modèle entièrement entraîné sur le cloud permettant le partage de la structure modulaire sans partage de données et sans compromettre l'anonymat du patient.

3. Modèle pédiatrique multi-étiquettes :

- D'obtenir des améliorations du modèle pédiatrique malgré la petite taille de son jeu de données.
- La possibilité de projeter la même méthode sur d'autres problèmes médicaux qui présente un problème similaire de manque de données.

VII. Les défis rencontrés.

- Problème budgétaire : étude non sponsorisée
- Problème de ressources informatiques dans le développement du modèle d'IA
- Coût élevé par unité de temps et de calcul de l'utilisation des ressources graphiques de haute gamme de traitement des données d'imagerie.

Modèle Adulte :

- La petite résolution des images radiographiques d'entrée (256px X 256px) des modèles d'entraînement malgré la taille énorme des images d'origines collectées, selon Kamal et al. Les résultats de la classification avec des modèles de résolutions diverses montrent que l'agrandissement de la taille de l'image d'entrée augmente l'AUC moyenne. (12)

- Limite de nombres d'époques ou de cycles d'entraînement (30 à 100) par modèle et aussi le nombre d'expériences réalisées.
- Absence d'une base de données locale de comptes-rendus des radiographies thoraciques.
- L'interprétation de la radiographie standard n'est plus faite par les radiologues mais plutôt par les spécialistes du service demandant sauf avis spécial demandé par un spécialiste.
- Le nombre limité des images désignées pour l'interprétation pour plusieurs étiquettes (400 images pour 14 étiquettes) par les radiologues dû à la surcharge de travail au sein du service.
- Absence de base de données pédiatrique large publiquement accessible sans préformation requise et spécifiquement étiquetée selon les 14 items de la liste de CheXpert.
- La complexité de la multiplicité des diagnostics et leur coexistence qui parfois les masquent ou les interprètent faussement comme positifs.

Modèle pédiatrique :

- La variabilité de la morphologie des images radiographiques thoraciques dû à la variation ethnique et démographique (l'âge surtout).
- La différence des étiologies provoquant les mêmes types de signes radiologiques entre l'adulte et l'enfant engendrent une différence de leurs manifestations radiologiques parfois significative.
- Le polymorphisme radiologique de certains diagnostics comme la pneumonie rend sa prédiction plus difficile au sein d'un modèle multi-étiquettes chose qui explique le grand nombre d'études faites sur des jeux de données large adulte, et pédiatrique travaillant juste sur la pneumonie soit virale ou bactérienne.
- Limite du cadre temporel de l'étude.

VIII. Perspectives :

Dans cette section, nous discuterons des possibilités qui peuvent être obtenues en utilisant différentes méthodes d'optimisation et d'amélioration des performances de modèle d'IA pour une auto-détection optimale des anomalies radiographiques thoraciques pédiatriques.

- Avoir accès à un équipement informatique plus puissant via une sponsorship institutionnelle par un centre de recherche spécialisé pour pouvoir aller au bout des expérimentations avec les différentes structures et paramètres possibles du modèle.
- En particulier on peut mener des optimisations sur les hyperparamètres en lançant un plan d'expérience qui permettra de trouver la bonne configuration des réseaux neuroniques du modèle qui donnera les bonnes performances.
- L'usage des modèles de pré entraînement open source qui ont prouvé leur efficacité en donnant de bons résultats par exemple ceux Xception, Inception et DenseNet etc.
- Intégrer les bases de données publiquement accessibles qui partagent les étiquettes sur lesquelles on travaille par exemple NIH-14.
- Suivre la piste d'augmentation des données en générant des images supplémentaires pour l'entraînement à partir de nos images déjà collecté par application de différentes méthodes de manipulation comme les zooms, les rotations et l'introduction de bruit.

- Travailler avec un modèle générant des nouvelles données synthétisées à partir d'un jeu de données préexistant par exemple en introduisant un sort de bruit ou carrément en implantant des lésions non existantes à priori sur une image normale.
- Travailler avec un système d'apprentissage fédéré qui garantit l'anonymat des données utilisées dans l'entraînement en établissant un réseau de modèles liant plusieurs institutions de santé, ces modèles s'entraînent directement sur les données et extraient le modèle sans partager les données elles-mêmes.

CONCLUSION

L'intelligence artificielle a prouvé dans plusieurs études médicales son efficacité comme outils améliorant le travail des médecins dans plusieurs spécialités et plus particulièrement en imagerie médicale.

La radiographie standard est le support qui a bénéficié le plus des avancements de l'IA, surtout les clichés thoraciques.

L'interprétation de ces derniers par l'IA constituent le centre de travail de plusieurs instituts médicaux à travers le monde qui ont commencé depuis la dernière décennie des projets de collecte et d'étiquetage des radiographies thoraciques surtout de l'adulte pour son usage éventuelle comme des unités d'entraînement d'IA.

Malgré le nombre important de ces projets de collecte, les jeux de données pédiatriques sont rares avec des données de taille plus petite comparés à ceux de l'adulte avec un étiquetage simple visant une seule anomalie dans la plupart des cas.

Notre étude a eu comme objectif la recherche d'une solution pour remédier au manque de données pédiatrique en développant des modèles d'IA, le premier à partir d'un large jeu données adulte public (CheXpert) sert en modèle de transfert d'apprentissage par pré entraînement pour notre modèle pédiatrique principal entraîné sur notre jeu de données localement collecté.

Pour le modèle adulte à la fin de notre étude on a eu comme résultats des performances comparés à ceux de l'état d'art avec des différences parfois très significatives liées à l'usage de certaines méthodes plus avancées et plus lourdes.

Concernant le modèle pédiatrique on a eu des résultats non complets dû au manque de données, cependant on a constaté des améliorations de performances par l'apprentissage par transfert qui nous a aider à comprendre un peu le comportement des modèles d'IA via les jeux de données de petites tailles.

Au cours de notre travail on a confronté plusieurs obstacles liés essentiellement à l'absence d'une infrastructure informatique adéquate pour le traitement des données massives d'IA dû à la

non sponsorship institutionnelle de notre projet, ainsi la limite de son cadre temporel. Au-delà de ça être instrumenté par une infrastructure informatique adéquate et un cadre temporel suffisant, on pourra mener un plan d'expérience afin d'optimiser les hyper paramètres de notre modèle qui donnera des modèles de performances supérieurs et qui peuvent éclaircir davantage les mécanismes d'apprentissage de nos modèles et leurs interactions avec la complexité morphologiques des anomalies radiologiques.

Le développement des outils d'intelligence artificielle demande nécessairement la maîtrise de plusieurs technologies informatiques et des méthodes d'analyses précises ainsi l'accès à une infrastructure hardware de calcul informatique puissante.

Cet outil ne représente pas un remplacement des radiologues humains mais plutôt une assistance pour aider à la prise de décision en se basant sur des faits objectifs non seulement sur l'intuition qui n'est pas obligatoirement une mauvaise chose mais ça reste une solution du dernier recours.

Cet outil est vraiment là et il est là pour rester, il ne fait plus partie du passé,

L'IA en soi ne remplacera jamais le radiologue, cependant c'est les radiologues qui n'adoptent pas cette technologie finiront par être remplacés par ceux qui l'adoptent.

RÉSUMÉS

Résumé

Introduction: Dans notre étude on a eu comme objectif la proposition de modèles d'IA pédiatriques d'auto-détection des anomalies radiologiques suivantes: cliché normal, élargissement cardio-médiastinal, cardiomégalie, opacité pulmonaire, lésion pulmonaire, pneumonie, atélectasie, pneumothorax, épanchement pleural, autres lésions pleurales, fracture et appareils de support à partir d'un jeu de données de petite taille (400 images) localement collectées et étiquetées par les résidents du service de Radiologie de l'Hôpital mère enfant au sein du CHU MED VI de Marrakech.

Matériel et méthodes : On a développé une plateforme simplifiant le processus de collecte et d'étiquetage de jeu de données pédiatrique pour les résidents participants. Puis on a créé un modèle d'IA entraîné sur le jeu de donnée CheXpert de l'adulte qui a servi comme base de l'apprentissage par transfert par pré entraînement du modèle pédiatrique entraîné sur le jeu de donnée collecté.

Résultats : Concernant la performance du modèle adulte on a eu les AUC de suivants : 93,94% normal ; 90,11% cardiomégalie ; 86,81% œdème ; 85,01% épanchement pleural ; 82,14% appareils de support ; 73,25% pneumothorax ; 70,42% ; Pour le reste des étiquettes on n'a pas trouvé de bons résultats comparés à ceux de l'état d'art. Pour le modèle pédiatrique : les résultats obtenus ne reflètent pas ses performances réelles.

Discussion : En comparant la performance des modèles binaires de l'adulte on a constaté des résultats très proches des modèles publiés sauf pour celles du normal et de la cardiomégalie qui ont dépassé la majorité des modèles de l'état d'art. Pour le modèle pédiatrique, malgré les mauvaises performances obtenues dû au manque de données, on a eu des améliorations significatives en utilisant l'apprentissage par transfert surtout pour les étiquettes de l'opacité pulmonaire et de la lésion pulmonaire qui ont eu des améliorations respectivement de 9% et de 7%.

Conclusion : l'accès à une infrastructure informatique puissante et un cadre temporel suffisant ainsi l'existence d'un jeu de données purement pédiatriques sont nécessaires pour une bonne optimisation des modèles d'IA et pour pouvoir éclaircir davantage les mécanismes d'apprentissage de nos modèles et leurs interactions avec la complexité morphologique des anomalies radiologiques.

Abstract

Introduction: In our study we had as objective the proposal of pediatric AI models for auto-detection of the following radiological anomalies: normal radiograph, enlarged cardio mediastinal, cardiomegaly, lung opacity, lung lesion, pneumonia, atelectasis, pneumothorax, pleural effusion, pleural other, fracture, support devices from a small data set (400 images) locally collected and labeled by residents of the radiology department of the mother-child hospital within the CHU med VI of Marrakesh.

Materials and methods: A platform was developed to simplify the process of collecting and labeling pediatric datasets for participating residents. Then we created a pre-trained AI model on the adult CheXpert dataset to serve as a transfer learning base for the main pediatric model trained on the collected dataset.

Results: Regarding the performance of the adult model, we had the following AUCs: 93.94% normal; 90.11% cardiomegaly; 86.81% edema; 85.01% pleural effusion; 82.14% support devices; 73.25% pneumothorax; 70.42% lung opacity; For the rest of the labels, we did not find good results compared to those of the state of the art. For the pediatric model: the results obtained do not reflect its actual performance.

Discussion: By comparing the performance of the adult binary models, we found results very close to the published models except for those of normal and cardiomegaly they exceeded the majority of state-of-the-art models.

For the pediatric model, despite the poor performance obtained due to the lack of data, there were significant improvements using transfer learning, especially for the labels of lung opacity and lung lesion which had improvements respectively of 9% and 7%.

Conclusion: Access to a powerful computing infrastructure and a sufficient time frame also having access to a pediatric dataset are necessary for a good optimization of AI models and to be able to further elucidate the learning mechanisms of our models and their interactions with the morphological complexity of radiological anomalies.

ملخص

مقدمة: موضوع عذر استنايت محور حولا قتر احنا نماذج ذكاء اصطناعيا خاصة بالأطفال للكشف الذاتيمن خلال الصور الإشعاعية عن الحالات المرئية التالية: الوضع الطبيعي للصور الصدرية، اتساع القلب المنصف، تضخم القلب، عتامة الرئة، الآفة الرئوية، الالتهاب الرئوي، الانخماص الرئوي، استرواح الصدر، الانصباب الجنبي، الإصابات الجنبية الأخرى، الكسور، وأجهزة الدعم من مجموعة عتبات تصغيرة (400 صورة) تم جمعها محلياً وتصنيفها من قبل أطباء المقيمين لقسم الأشعة في مستشفى الأمو الطفلة لتابع مستشفى محمد السادس الجامعي مر اكش .

المواد والطرق: تم تطوير منصة لتبسيط عملية جمع وتصنيف بيانات الأطفال للأطباء المقيمين المشاركين . ثماناً ثماناً نموذجا للذكاء الاصطناعيا عيمسبقتا لدر بيعلنمجموع عتبات CheXpert للبالغين ليكو نبمنا بة قاعدت لتعلم عن طريق نقل نموذجا للأطفال لارئيسيا الذي تمتد بيعلنمجموعه البيانات المجمعة .

النتائج: فيما يتعلق بأداء نموذجا للبالغين، حصلنا (المساحات تحت المنحنى) (التالية):
طبيعي: 93.94%، تضخم القلب: 90.11%، وذمة:
86.81%، الانصباب الجنبي: 85.01%، أجهزة الدعم: 82.14%، استرواح الصدر:
73.25%، عتامة الرئة: 70.42%، بالنسبة لبقية الملصقات، لمنجدتنا ايجابية مقارنتها بحدثات وصلتها إليها التكنولوجيا، بالنسبة لنموذجا للأطفال:
النتائج التي تم الحصول عليها لا تعكس أدائها الفعلي .

مناقشة: من خلال مقارنتنا أداء النموذج الثنائي للبالغين، وجدنا نتائج جيدة جداً من النموذج المنشور باستثناء نموذجا لتضخم القلب ونموذجا لوضوع الطبيعي التي تجاوزت غالبية النماذج الحديثة .
بالنسبة لنموذجا للأطفال، علما لرمنا لأداء الضعيف الذي تم الحصول عليه بسبب نقص البيانات، فقد كانت هناك تحسينات كبيرة باستخدامات لتعلم عن طريق النقل، خاصة بالنسبة لنماذج عتامة الرئة والآفة الرئة التي تحسنت عدالتا بين نسبة 9% و 7% .

الخلاصة: الوصول للبنية التحتية قوية للحوسبة وإطار منيكا فيا بالإضافة إلى التوفر على مجموعة بيانات خاصة بالأطفال تعتبر عوامل ضرورية لتحسين نماذج الذكاء الاصطناعيا عيشكاجيدو للتمكن من تنو ضيحا لياتا لتعلم نماذجنا وتفاعلاتها مع التعقيد المورفولوجي للشذوذ الإشعاعي .

ANNEXES

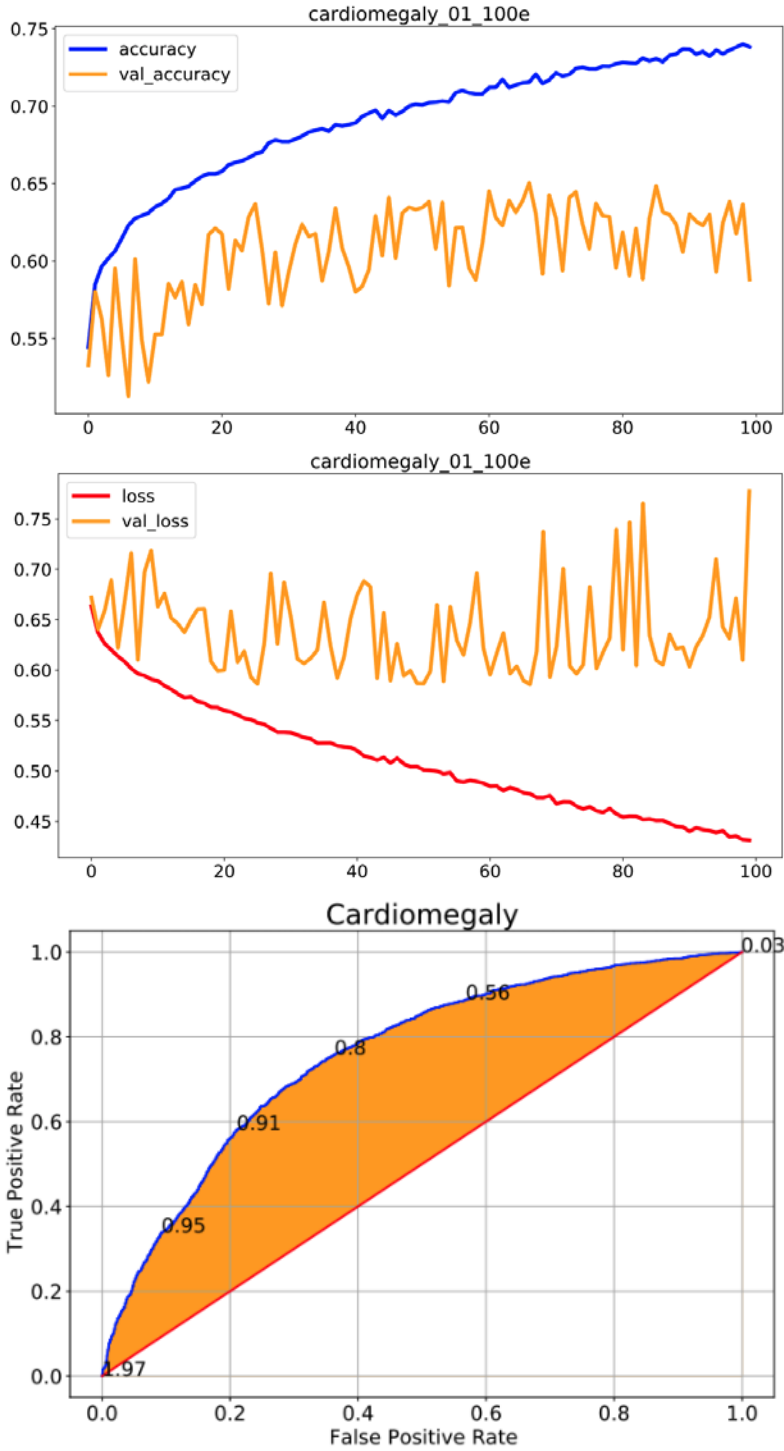


Figure 90: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la cardiomégalie.

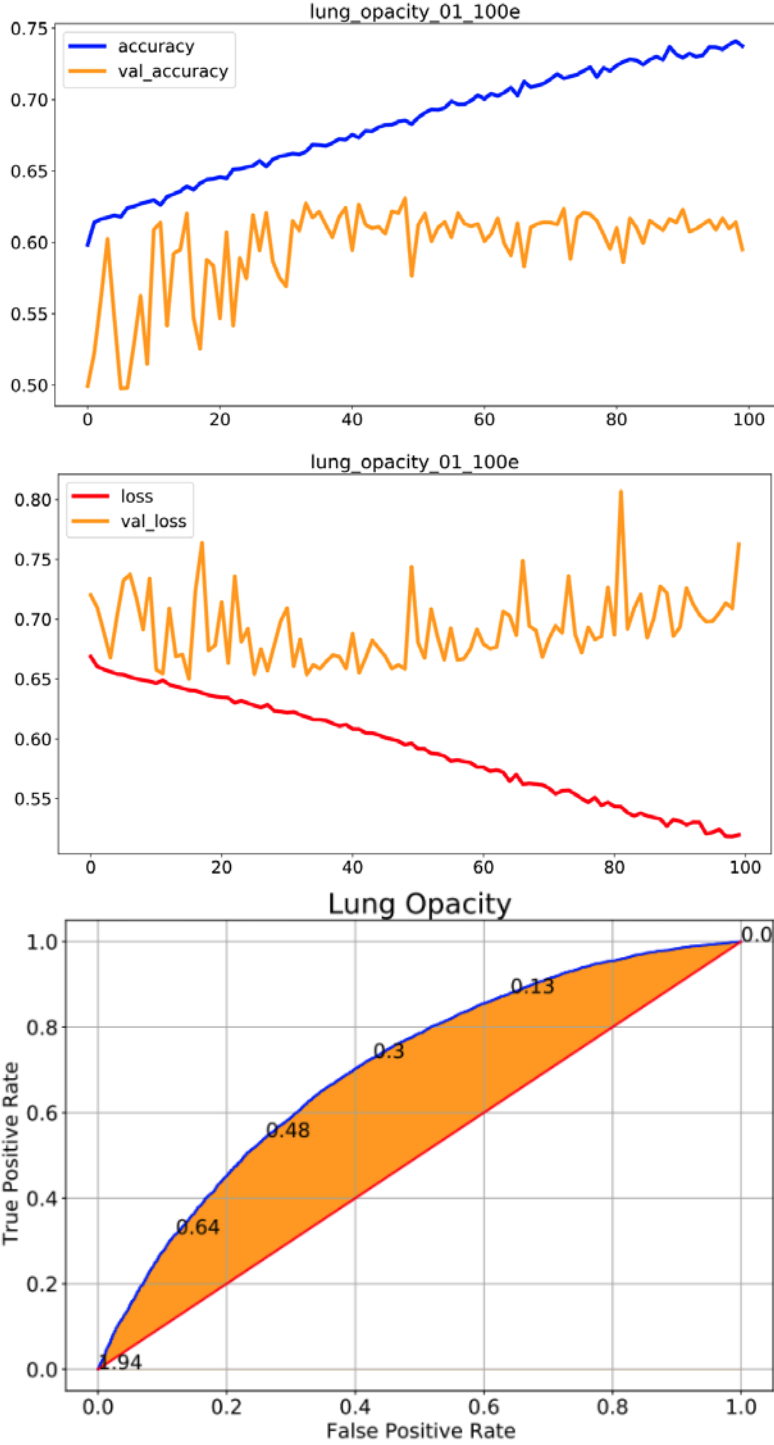


Figure 91: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de l'opacité pulmonaire.

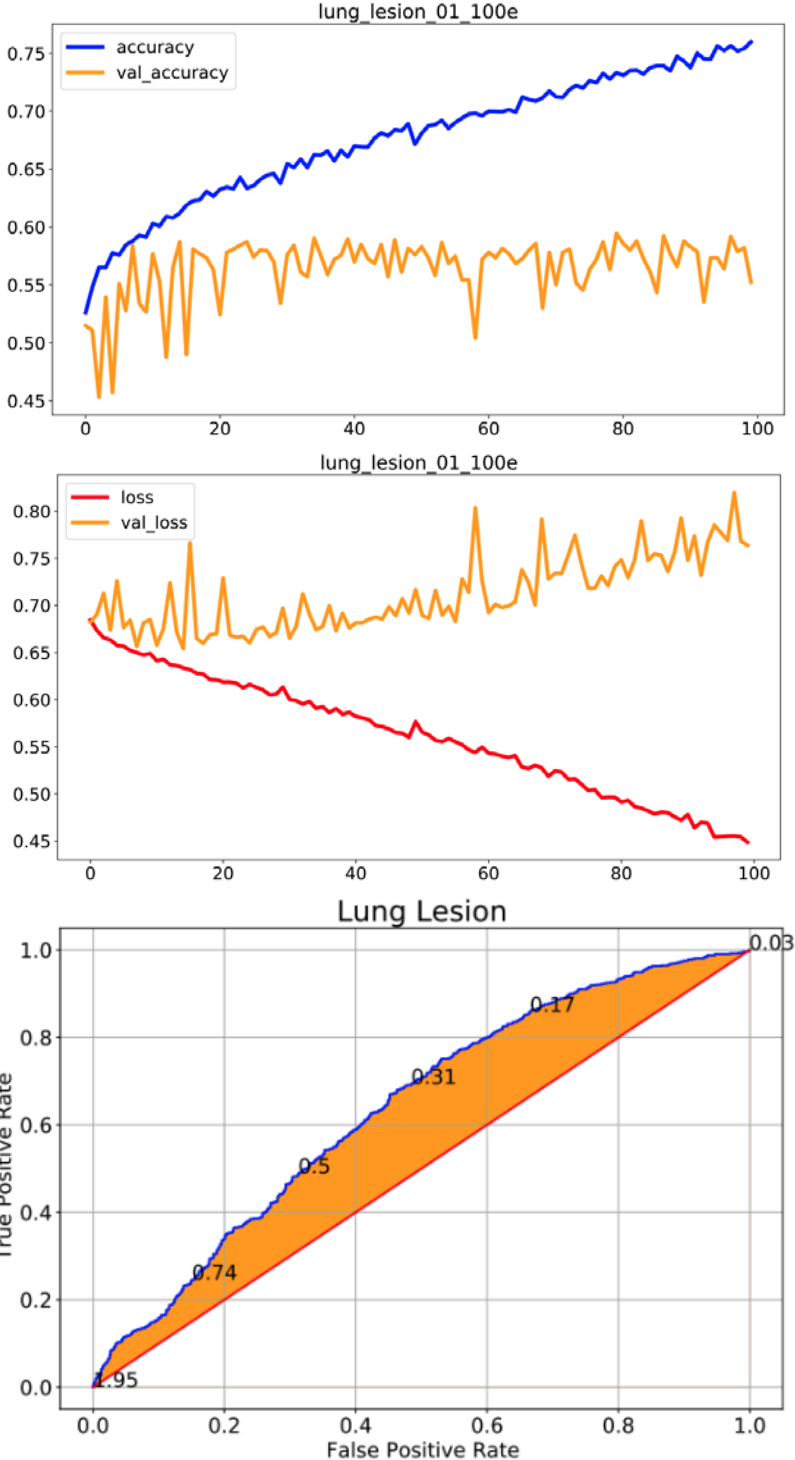


Figure 92: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la lésion pulmonaire.

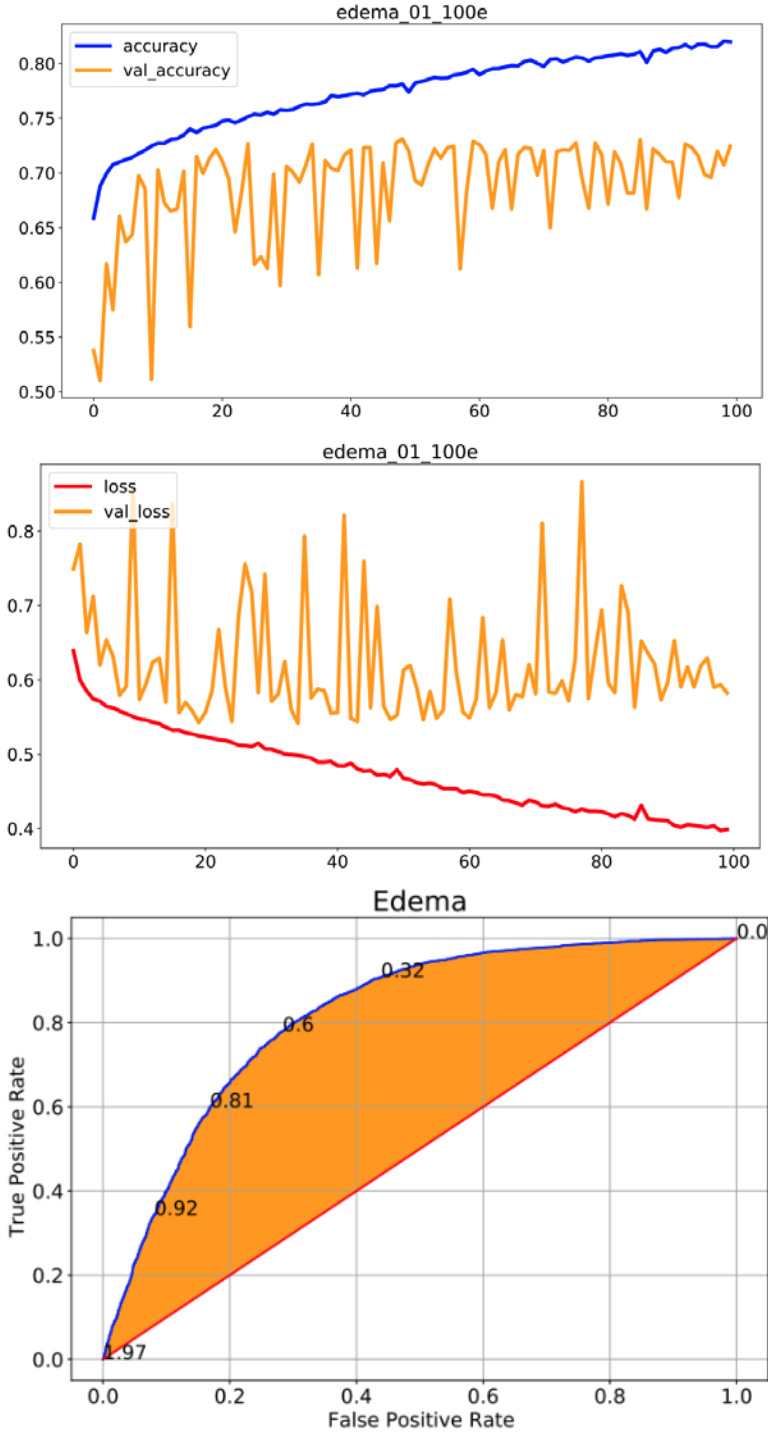


Figure 93: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de l'oedème.

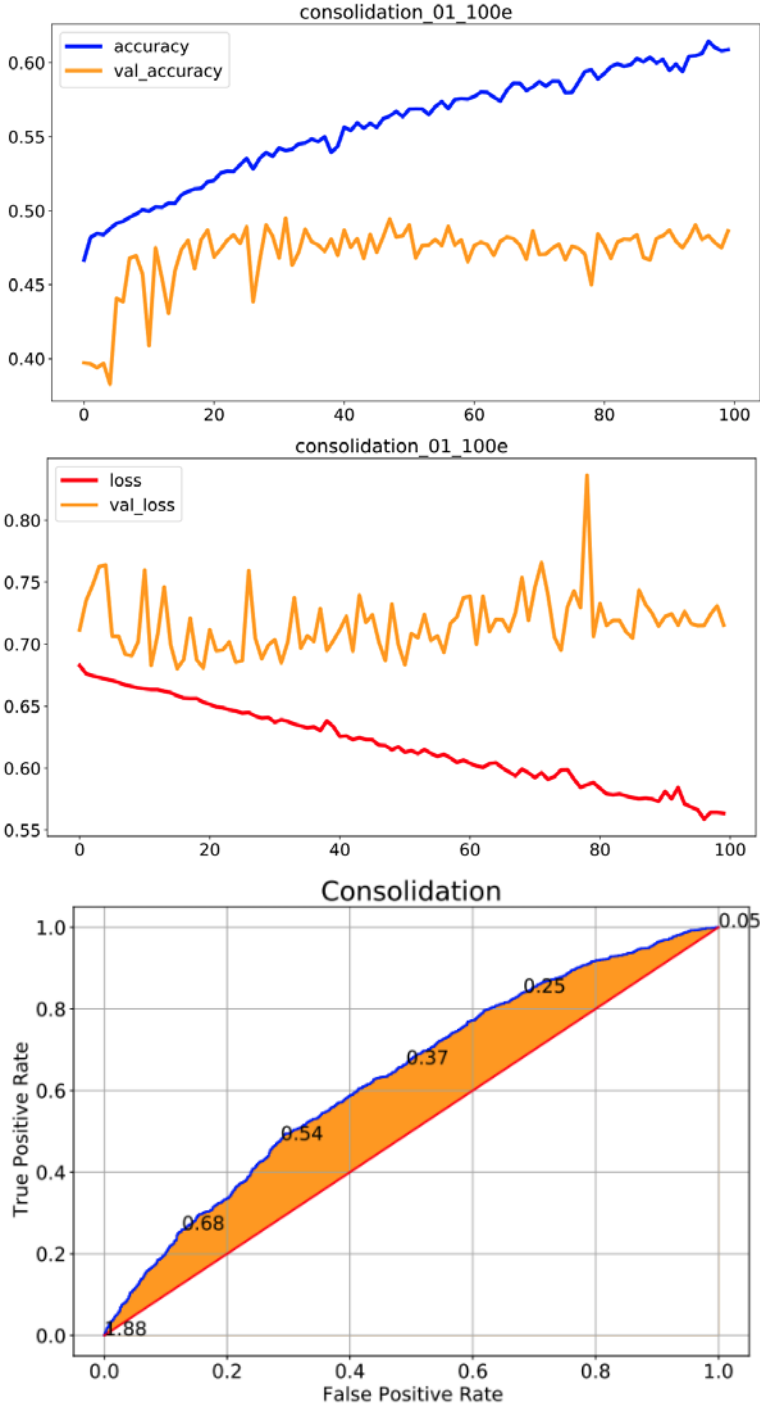


Figure 94: Exactitude , Perte et AUC de l'étiquette de la condensation.

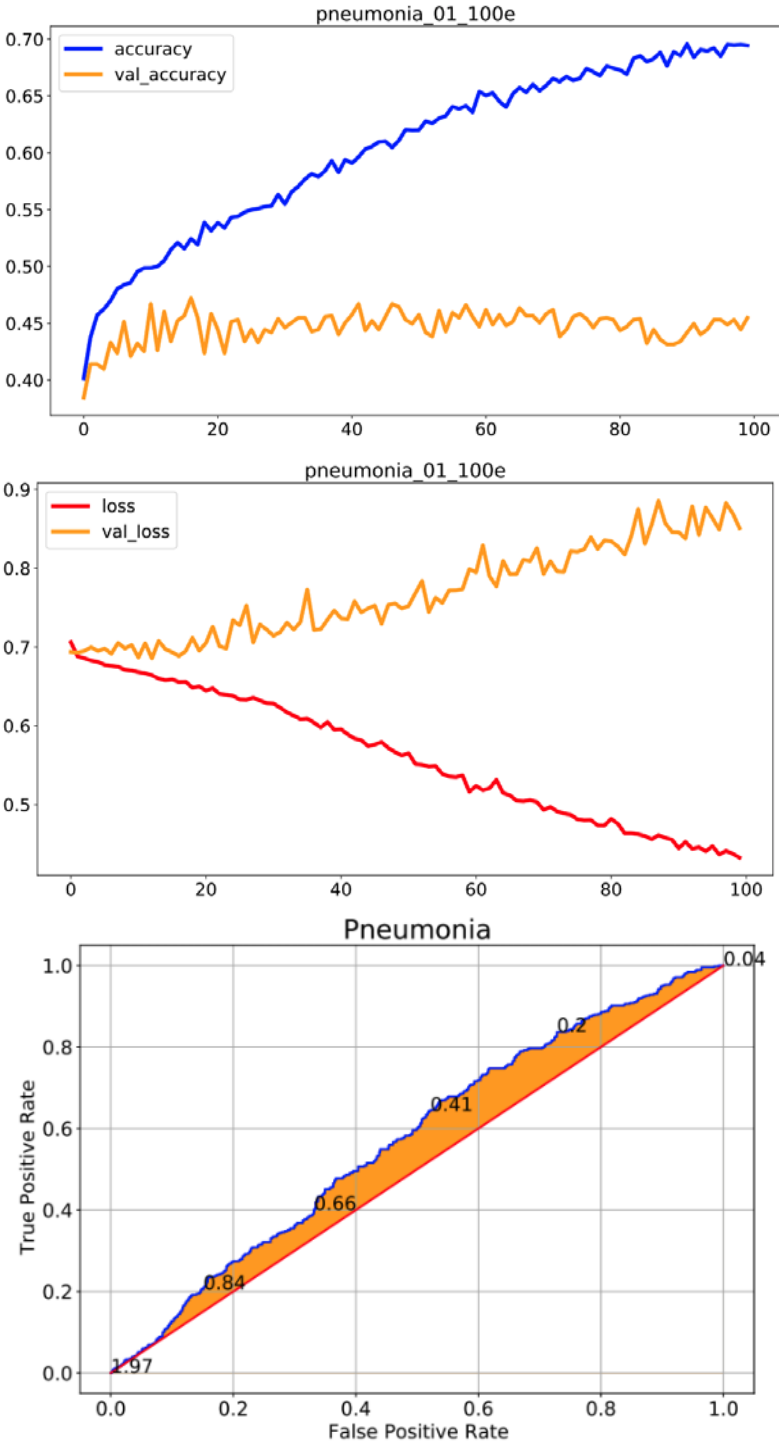


Figure 95 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de la pneumonie.

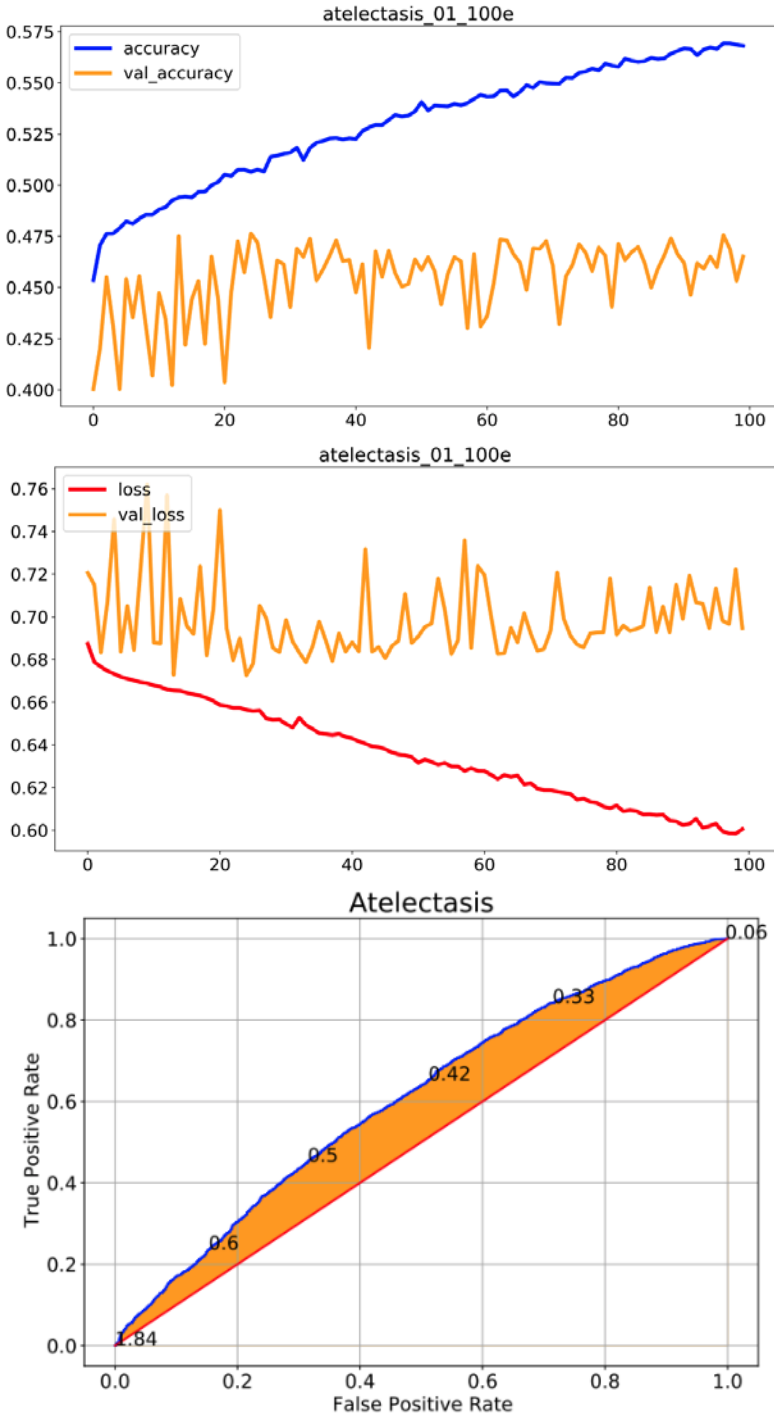


Figure 96: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de l'atélectasie.

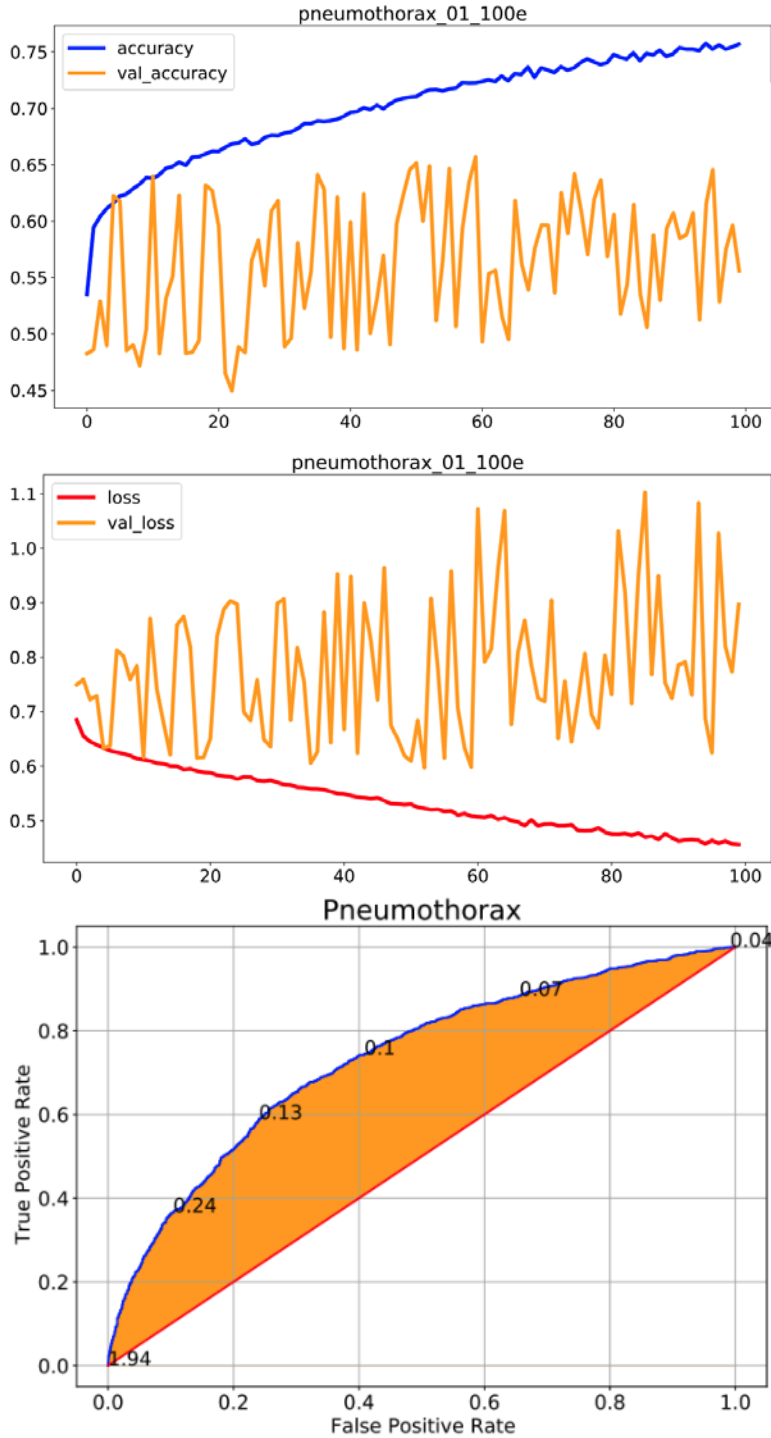


Figure 97: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette du pneumothorax.

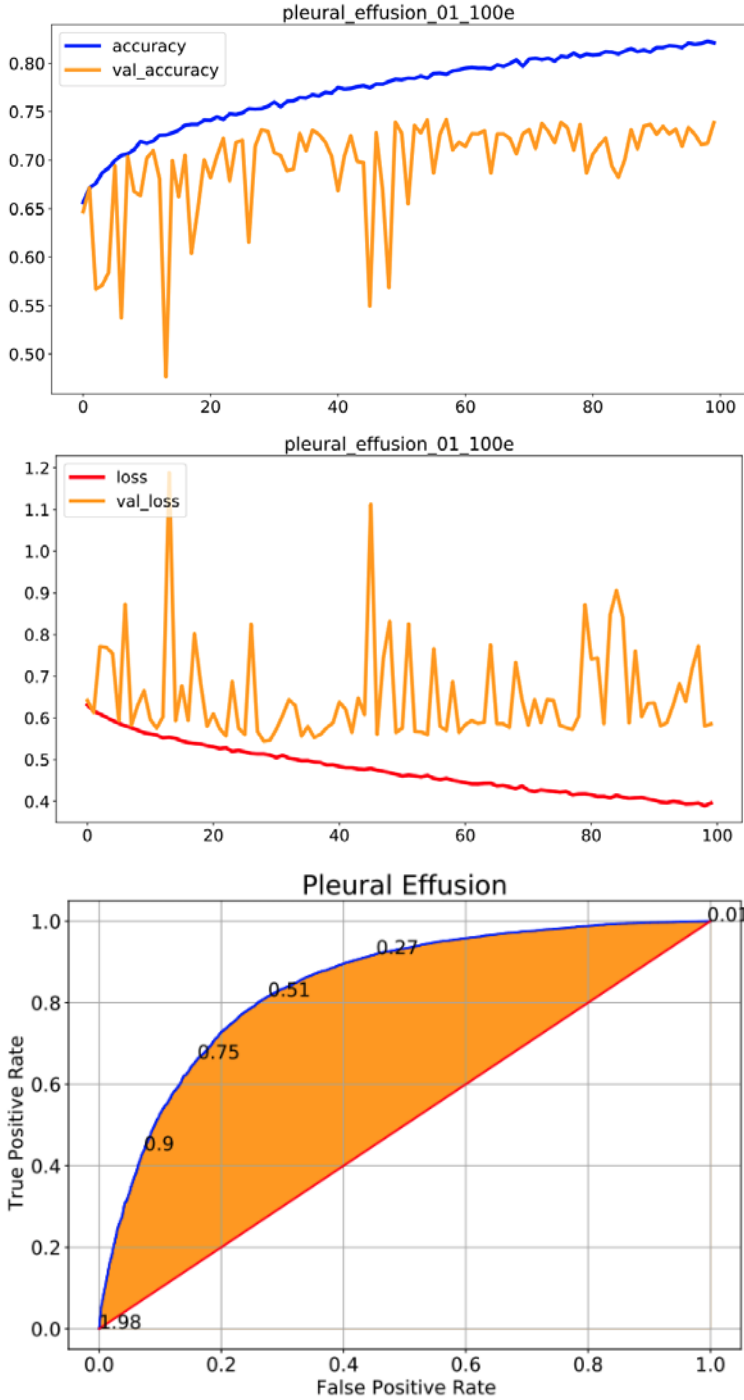


Figure 98: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de l'épanchement pleural.

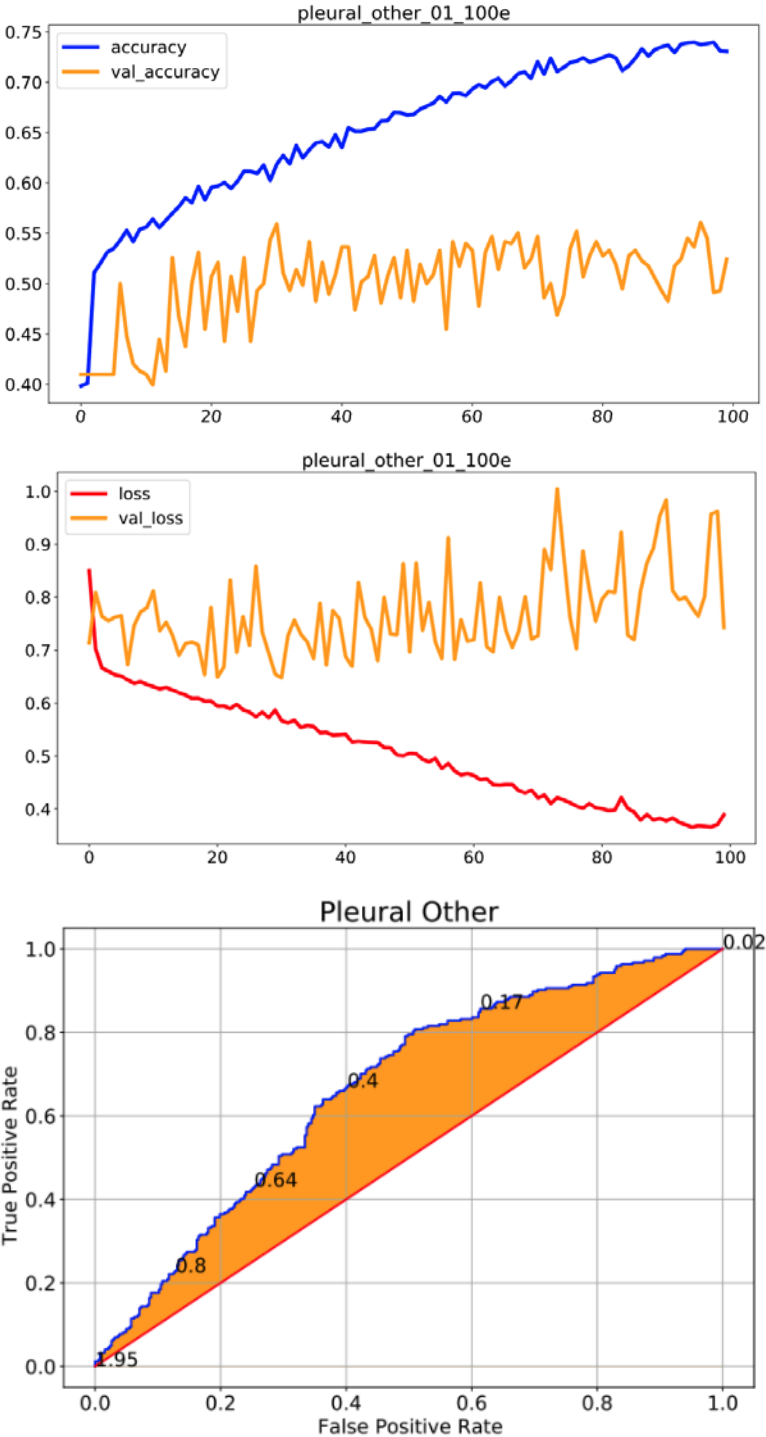


Figure 99 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette des autres lésions pleurales.

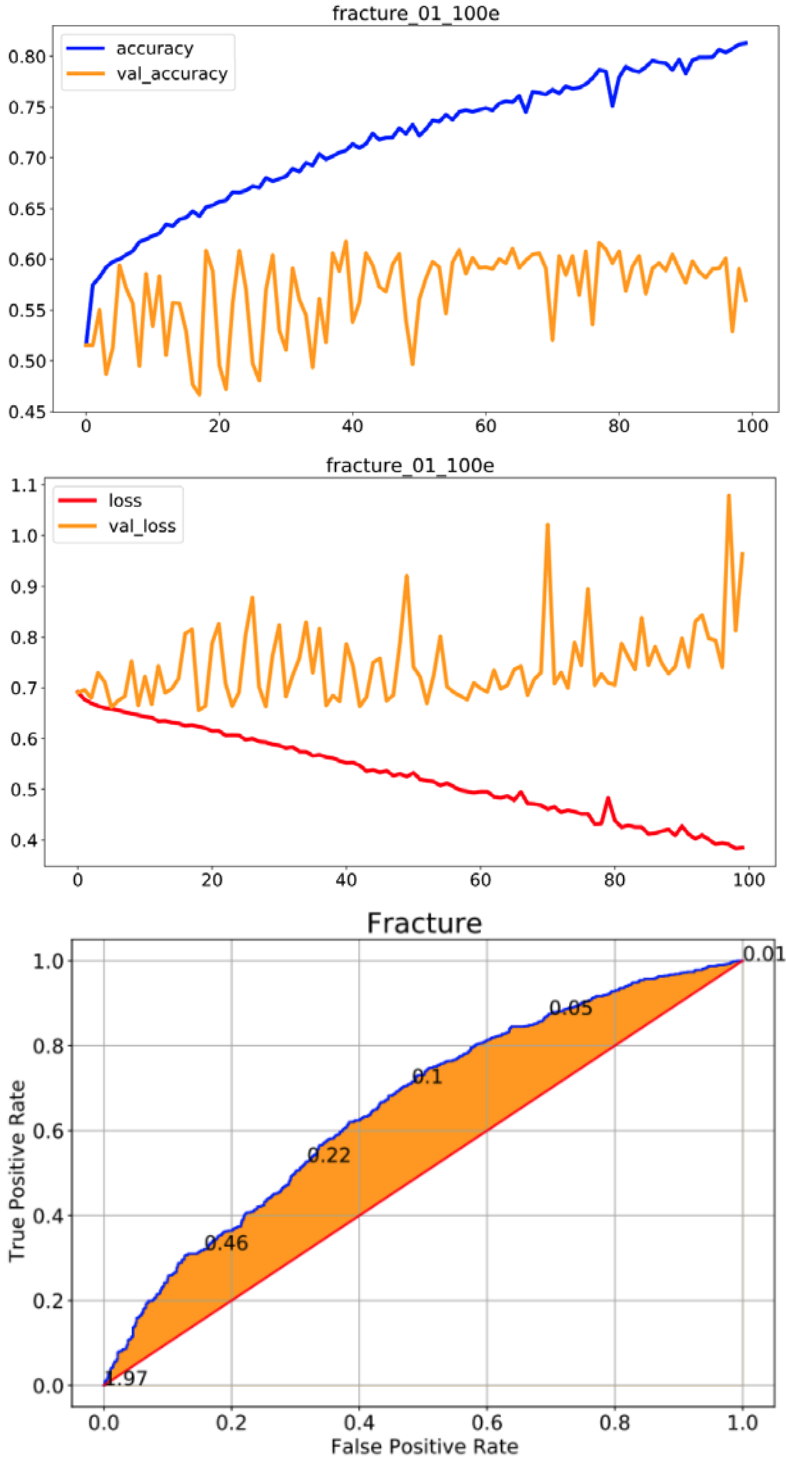


Figure 100 : Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette de la fracture.

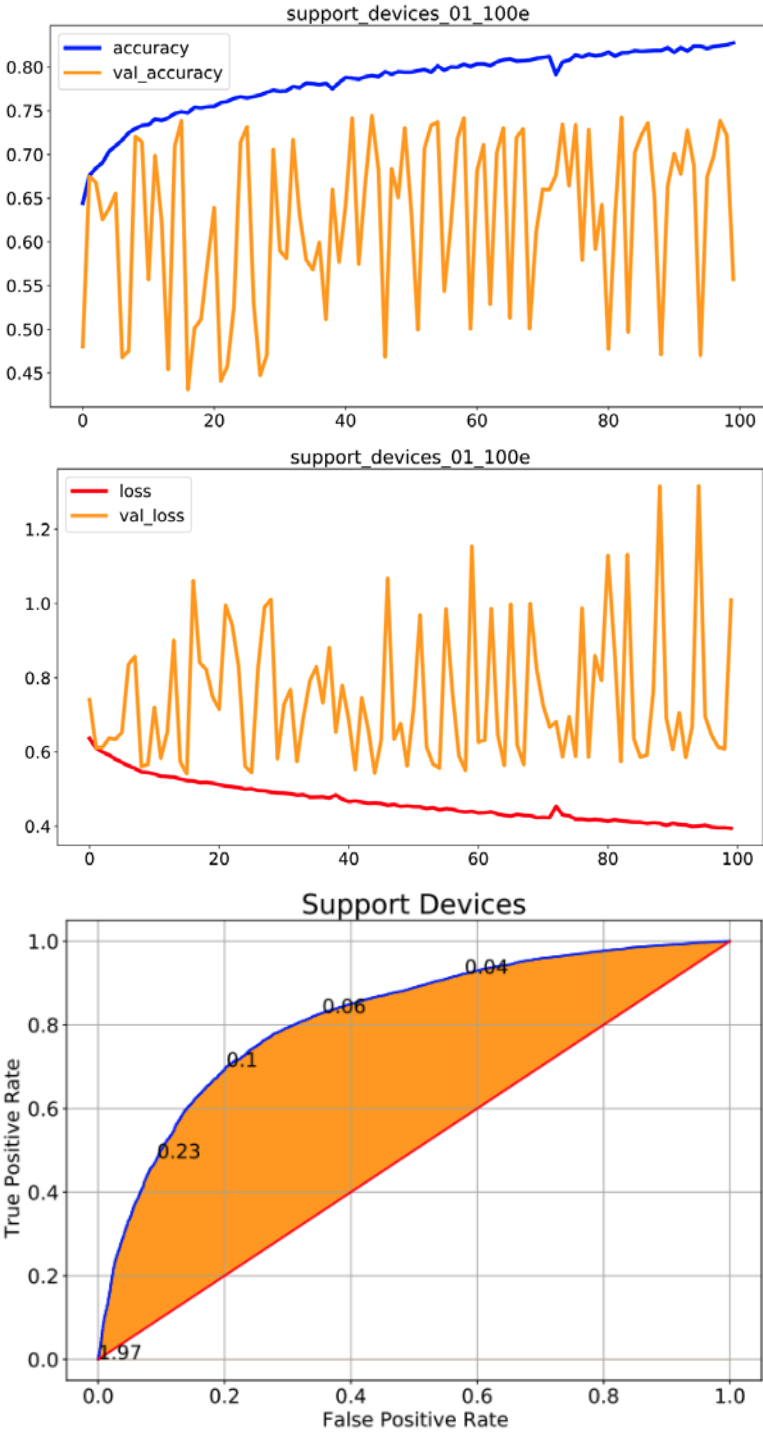


Figure 101: Exactitude, Perte et AUC de l'étiquette des appareils de support.

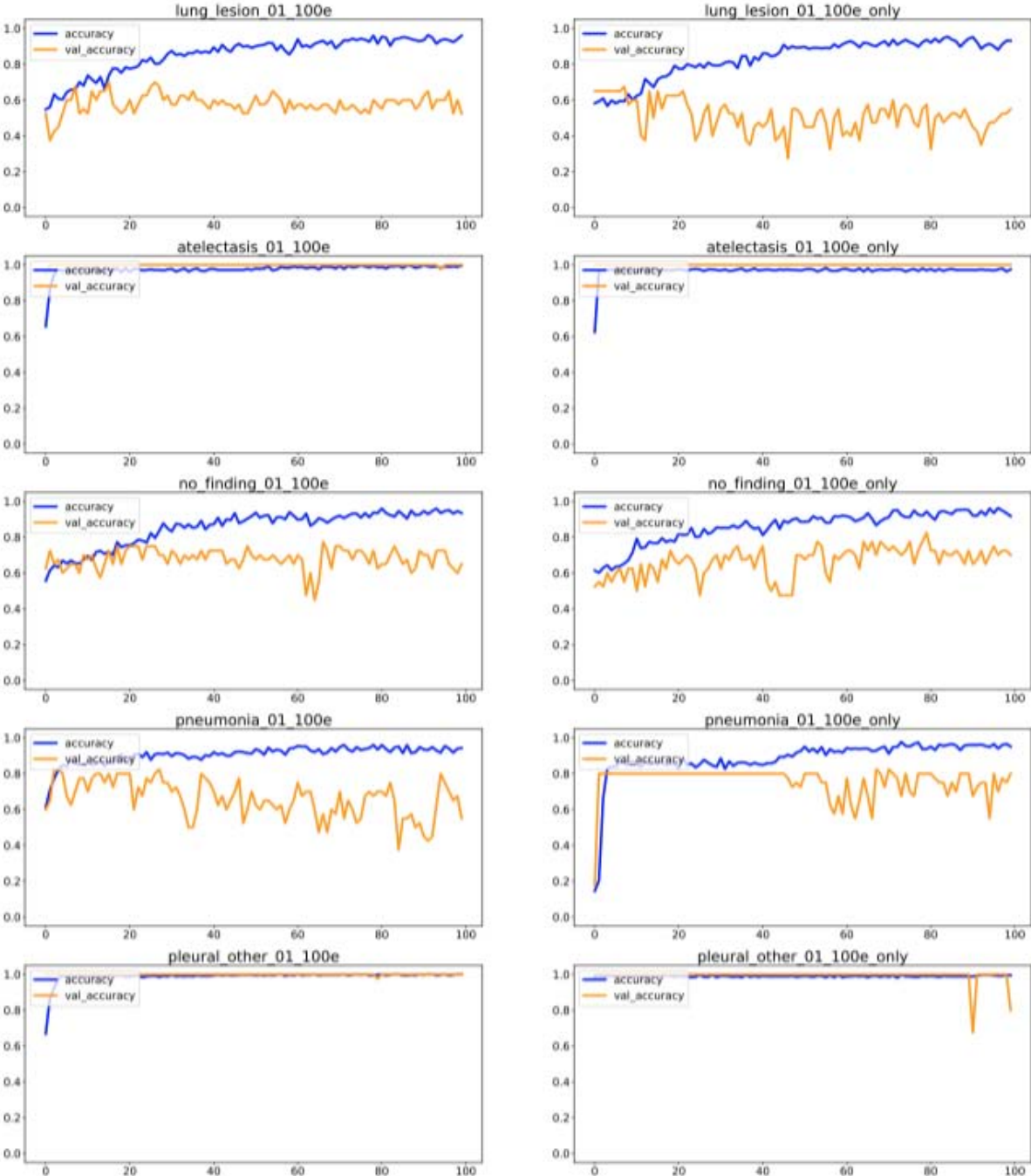


Figure 102 : 1ère partie des Exactitudes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.

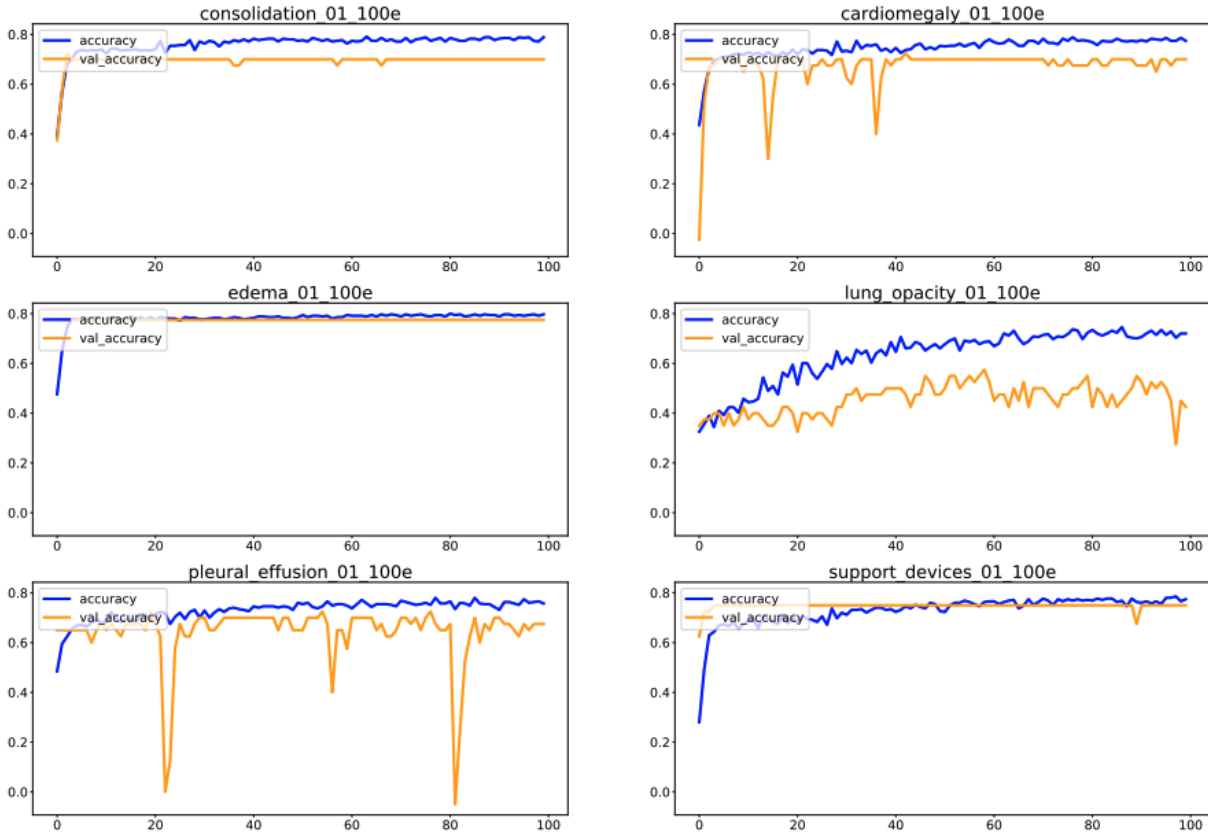


Figure 103: 2ème partie des exactitudes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.

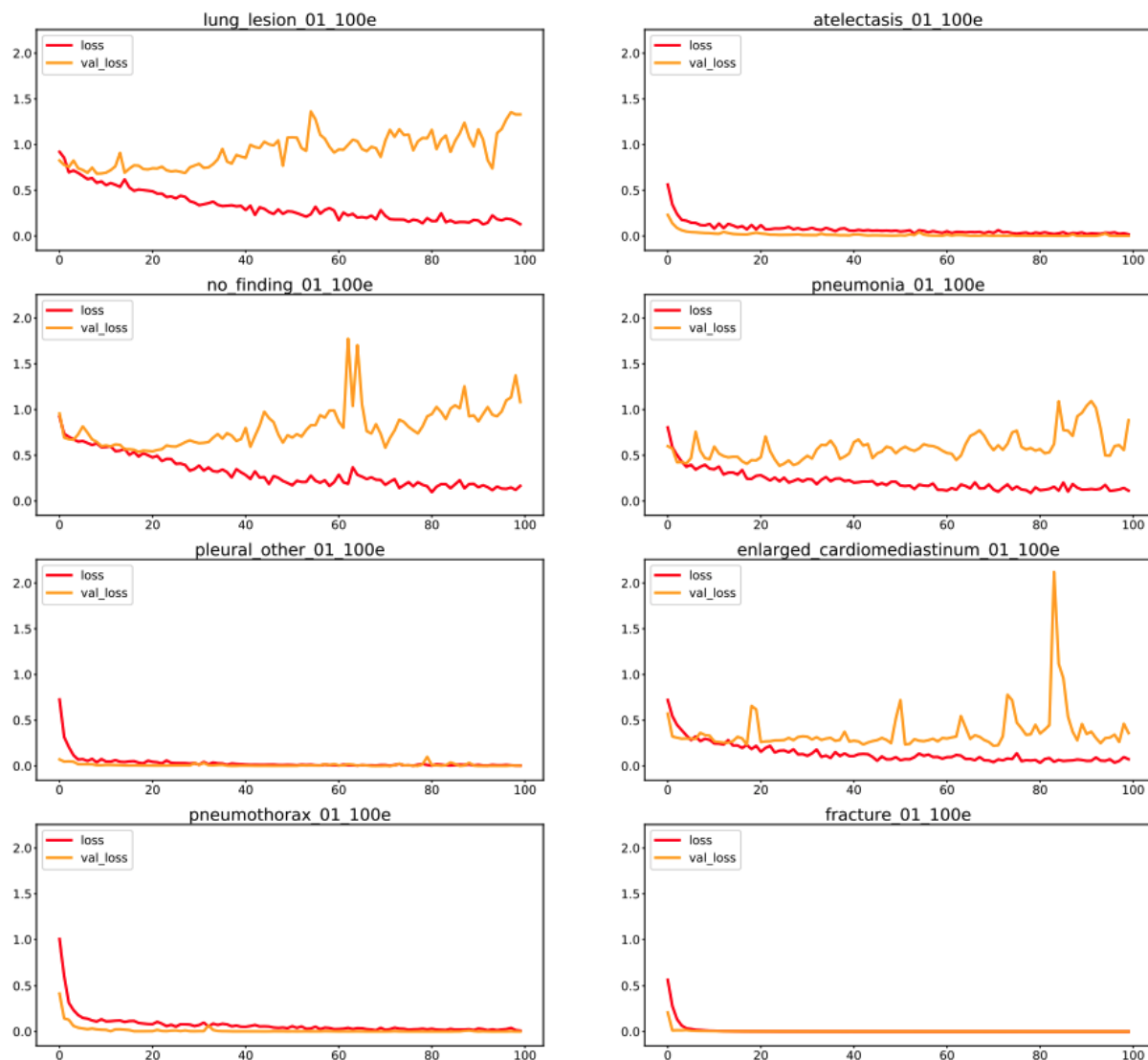


Figure 104: 1ère partie des pertes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.

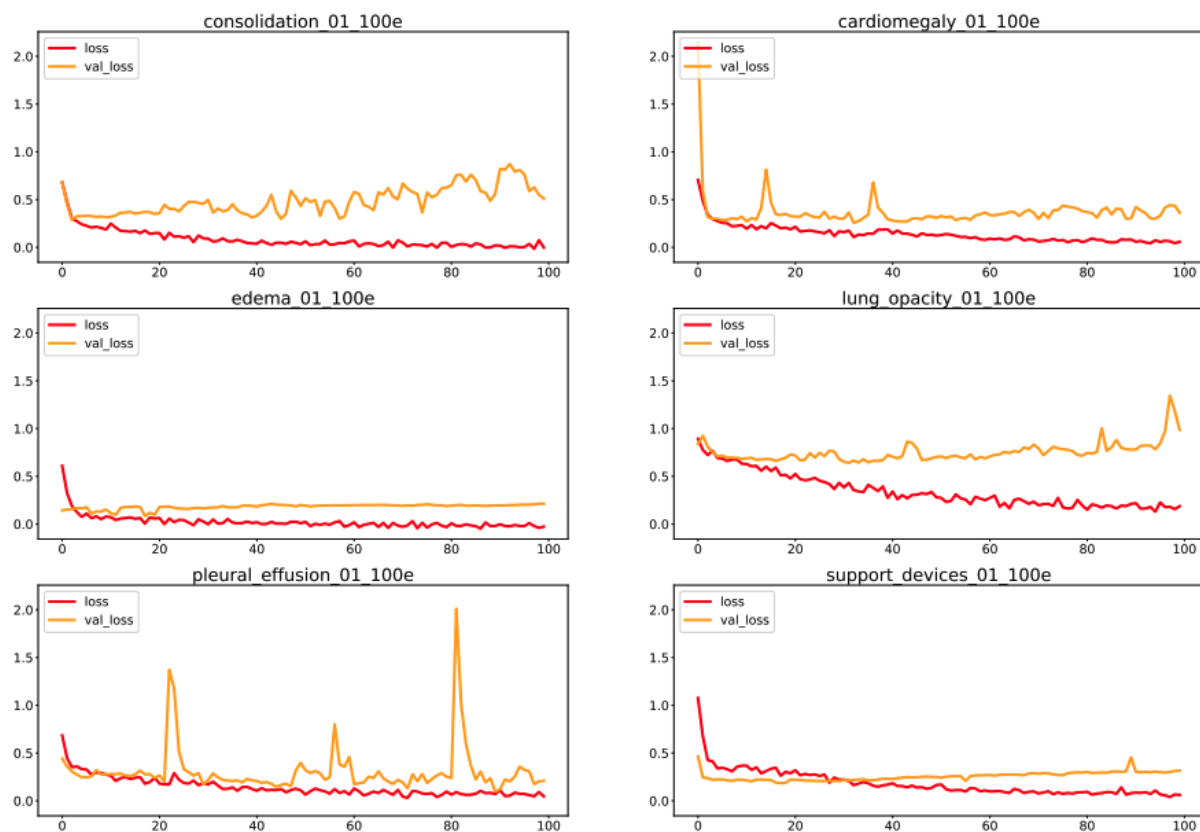


Figure 105: 2ème partie des Pertes du modèle pédiatrique initial vs le modèle pré entraîné.

BIBLIOGRAPHIE

1. **ZHA, N., PATLAS, M. N. & DUSZAK, R.**
Radiologist Burnout Is Not Just Isolated to the United States: Perspectives From Canada. *Journal of the American College of Radiology* 16, 121–123 (2019).
2. **LEMBERGER, P., BATTY, M., MOREL, M. & RAFFAËLLI, J.**
-L. BIG DATA ET MACHINE LEARNING. (DUNOD, 2019).
3. **KAUL, V., ENSLIN, S. & GROSS, S. A.**
History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointestinal Endoscopy* 92, 807–812 (2020).
4. **IRVIN, J. ET AL.**
CheXpert: A Large Chest Radiograph Dataset with Uncertainty Labels and Expert Comparison. (2019).
5. **QIN, Z. Z. ET AL.**
Tuberculosis detection from chest x-rays for triaging in a high tuberculosis-burden setting: an evaluation of five artificial intelligence algorithms. *Lancet Digit Health* 3, e543–e554 (2021).
6. **YOO, H. ET AL.**
AI-based improvement in lung cancer detection on chest radiographs: results of a multi-reader study in NLST dataset. *EurRadiol*31, 9664–9674 (2021).
7. **RANGARAJAN, K. ET AL.**
Artificial Intelligence-assisted chest X-ray assessment scheme for COVID-19. *EurRadiol*31, 6039–6048 (2021).
8. **PADASH, S. ET AL.**
Pediatric chest radiograph interpretation: how far has artificial intelligence come? A systematic literature review. *PediatrRadiol* 1–13 (2022)
9. **HANSELL, D. M. ET AL.**
Fleischner Society: Glossary of Terms for Thoracic Imaging. *Radiology* 246, 697–722 (2008).
10. **ZHUANG, F. ET AL.**
A Comprehensive Survey on Transfer Learning. Preprint at <http://arxiv.org/abs/1911.02685> (2020).

11. **E. BLONDIAUX, C. DE LABRIOLLE-VAYLET**
Imagerie pédiatrique. In Imagerie médicale (2017).
12. **KAMAL, U., ZUNAED, M., NIZAM, N. B. & HASAN, T.**
Anatomy-XNet: An Anatomy Aware Convolutional Neural Network for Thoracic Disease Classification in Chest X-rays. IEEE J. Biomed. Health Inform. 1-11 (2022)
doi:10.1109/JBHI.2022.3199594.
13. **ALLAOUZI, I. & BEN AHMED, M.**
A Novel Approach for Multi-Label Chest X-Ray Classification of Common Thorax Diseases. IEEE Access 7, 64279-64288 (2019).
14. **MALLIO, C. A., QUATTROCCHI, C. C., BEOMONTE ZOBEL, B. & PARIZEL, P. M.**
Artificial intelligence, chest radiographs, and radiology trainees: a powerful combination to enhance the future of radiologists? Quant Imaging Med Surg 11, 2204-2207 (2021).
15. **TANG, Y.-X. ET AL.**
Automated abnormality classification of chest radiographs using deep convolutional neural networks. npj Digit. Med. 3, 1-8 (2020).
16. **WU, J. T. ET AL.**
Comparison of Chest Radiograph Interpretations by Artificial Intelligence Algorithm vs Radiology Residents. JAMA Netw Open 3, e2022779 (2020).
17. **KARARGYRIS, A. ET AL.**
Creation and validation of a chest X-ray dataset with eye-tracking and report dictation for AI development. Sci Data 8, 92 (2021).
18. **VJ, S. & D, J. F.**
Deep Learning Algorithm for COVID-19 Classification Using Chest X-Ray Images. Comput Math Methods Med 2021, 9269173 (2021).
19. **CHEN, Y. ET AL.**
Deep learning for classification of pediatric chest radiographs by WHO's standardized methodology. PLOS ONE 16, e0253239 (2021).

20. **WANG, C. ET AL.**
Development and validation of an abnormality-derived deep-learning diagnostic system for major respiratory diseases. *npj Digit. Med.* 5, 1–12 (2022).
21. **SHIN, H. J., SON, N.-H., KIM, M. J. & KIM, E.-K.**
Diagnostic performance of artificial intelligence approved for adults for the interpretation of pediatric chest radiographs. *Sci Rep* 12, 10215 (2022).
22. **TIU, E. ET AL.**
Expert-level detection of pathologies from unannotated chest X-ray images via self-supervised learning. *Nat. Biomed. Eng* 1–8 (2022).
23. **ANICHINI, G. & GEFROY, B.**
L'intelligence artificielle à l'épreuve des savoirs tacites. Analyse des pratiques d'utilisation d'un outil d'aide à la détection en radiologie. *Sciences sociales et santé* 39, 43–69 (2021).
24. **XU, Y., LAM, H.-K. & JIA, G.**
MANet: A Two-stage Deep Learning Method for Classification of COVID-19 from Chest X-ray Images. *NEUROCOMPUTING* 443, 96–105 (2021).
25. **TANG, X.**
The role of artificial intelligence in medical imaging research. *BJR Open* 2, 20190031 (2019).
26. **RAHMAN, T. ET AL.**
Transfer Learning with Deep Convolutional Neural Network (CNN) for Pneumonia Detection Using Chest X-ray. *Applied Sciences* 10, 3233 (2020).
27. **NGUYEN, H., TRAN, T., HOANG LUONG, H., PHUOC, T. & CONG, N.**
Viral and Bacterial Pneumonia Diagnosis via Deep Learning Techniques and Model Explainability. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 11, (2020).
28. **ZHANG, Y. ET AL.**
When Radiology Report Generation Meets Knowledge Graph. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* 34, 12910–12917 (2020).

29. **RAJPURKAR, P. ET AL.**
CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning. 1711.05225 (2017).
30. **WU, J. T. ET AL.**
Comparison of Chest Radiograph Interpretations by Artificial Intelligence Algorithm vs Radiology Residents. JAMA Netw Open 3, e2022779 (2020).
31. **KEIDAR, D. ET AL.**
COVID-19 classification of X-ray images using deep neural networks. EurRadiol 31, 9654-9663 (2021).
32. **ARIAS-GARZON, D. ET AL.**
COVID-19 detection in X-ray images using convolutional neural networks. Machine Learning with Applications 6, 100138 (2021).
33. **CHEN, Y. ET AL.**
Deep learning for classification of pediatric chest radiographs by WHO's standardized methodology. PLOS ONE 16, e0253239 (2021).
34. **LUO, L. ET AL.**
Deep Mining External Imperfect Data for Chest X-ray Disease Screening. 2006.03796 (2020).
35. **CHEN, B., LI, J., GUO, X. & LU, G.**
DualCheXNet: dual asymmetric feature learning for thoracic disease classification in chest X-rays. Biomedical Signal Processing and Control 53, 101554 (2019).
36. **GUAN, Q. & HUANG, Y.**
Multi-label chest X-ray image classification via category-wise residual attention learning. Pattern Recognition Letters 130, 259-266 (2020).
37. **HO, T. K. K. & GWAK, J.**
Multiple Feature Integration for Classification of Thoracic Disease in Chest Radiography. Applied Sciences 9, 4130 (2019).

38. WANG, H. ET AL.

Triple attention learning for classification of 14 thoracic diseases using chest radiography. Medical Image Analysis 67, 101846 (2021).

39. YAN, C., YAO, J., LI, R., XU, Z. & HUANG, J.

Weakly Supervised Deep Learning for Thoracic Disease Classification and Localization on Chest X-rays.

قسم الطبيب

أقسم بالله العظيـم
أن أراقب الله في مـهـنـتي
وأن أصون حياة الإنسان في كل أدواره
في كل الظروف والأحوال
بأذلا وساعياً في استنقاذها من الهلاك والمرض والألم والقلق
وأن أحفظ للناس كرامتهم، وأستور عورتهم، وأكتم سرهم
وأن أكـسـون عـلى الهدوم مـن وسائـل رحمة الله
بأذلا رعايتي الطبية للقريب والبعيد، والصالح والطالح، والصديق والعدو
وأن أثنابـر على طلب العلم، وأسخره لـنـفـع الإنسان، لا لأذاه
وأن أوقـر مـن عـلمـني، وأعـلم مـن يـصـغـرنـي
وأكون أخا لكل زميل في المهنة الطبية متعاونين على البر والتقوى
وأن تكون حياتي مصداق إيماني في سري وعلانيتي
نقية مما يشينها تجاه الله ورسوله والمؤمنين
والله على ما أقول شهيد.

سنة 2022 أطروحة رقم 361

مساهمة الذكاء الاصطناعي
في تفسير صور أشعة الصدر للأطفال:
النماذج التنبؤية للتعلّم العميق

الأطروحة

قدمت ونوقشت علانية يوم 2022/12/12

من طرف

السيد أيوب خرافي

المزدا بمر اكش في 09 ماي 1994

لنيل شهادة الدكتوراه في الطب

الكلمات الأساسية:

الذكاء الاصطناعي- النماذج التنبؤية- صور أشعة الصدر – التعلّم العميق
– طب الأطفال

اللجنة

الرئيس المشرف

الحكام



السيد	م. بوسراوي
	أستاذ في طب الأطفال
سيد	ه. جلال
	أستاذ في الفحص بالأشعة
يدة السيد	د. بصراوي
	أستاذة في الفحص بالأشعة
دة	غ. ضرايس
	أستاذة في طب الأطفال
السيد	أ. محسن
	أستاذ في الفحص بالأشعة