

CAMPUS VÉTÉRINAIRE DE LYON

Année 2021 - Thèse n° 032

*ÉLABORATION ET ÉVALUATION D'UN RÉSEAU DE NEURONES À
CONVOLUTION EN MÉDECINE VÉTÉRINAIRE POUR L'AIDE À LA
LECTURE ET À L'INTERPRÉTATION DE RADIOGRAPHIES
THORACIQUES CHEZ LE CHAT*

THESE

Présentée à l'Université Claude Bernard Lyon 1
(Médecine – Pharmacie)

Et soutenue publiquement le 24 septembre 2021
Pour obtenir le grade de Docteur Vétérinaire

Par

DUMORTIER Léo, Olivier

CAMPUS VÉTÉRINAIRE DE LYON

Année 2021 - Thèse n° 032

*ÉLABORATION ET ÉVALUATION D'UN RÉSEAU DE NEURONES À
CONVOLUTION EN MÉDECINE VÉTÉRINAIRE POUR L'AIDE À LA
LECTURE ET À L'INTERPRÉTATION DE RADIOGRAPHIES
THORACIQUES CHEZ LE CHAT*

THESE

Présentée à l'Université Claude Bernard Lyon 1
(Médecine – Pharmacie)

Et soutenue publiquement le 24 septembre 2021
Pour obtenir le grade de Docteur Vétérinaire

Par

DUMORTIER Léo, Olivier

Liste des Enseignants du Campus Vétérinaire de Lyon (01-09-2021)

ABITBOL	Marie	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
ALVES-DE-OLIVEIRA	Laurent	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
ARCANGIOLI	Marie-Anne	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
AYRAL	Florence	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
BECKER	Claire	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
BELLUCO	Sara	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
BENAMOU-SMITH	Agnès	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
BENOIT	Etienne	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
BERNY	Philippe	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
BONNET-GARIN	Jeanne-Marie	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
BOULOCHER	Caroline	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
BOURDOISEAU	Gilles	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur émérite
BOURGODIN	Gilles	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
BRUYERE	Pierre	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
BUFF	Samuel	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
BURONFOSSE	Thierry	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
CACHON	Thibaut	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
CADORÉ	Jean-Luc	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
CALLAIT-CARDINAL	Marie-Pierre	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
CHABANNE	Luc	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
CHALVET-MONFRAY	Karine	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
DE BOYER DES ROCHES	Alice	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
DELIGNETTE-MULLER	Marie-Laure	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
DJELOUADJI	Zorée	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
ESCRIOU	Catherine	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
FRIKHA	Mohamed-Ridha	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
GALLA	Wessam	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
GILLOT-FROMONT	Emmanuelle	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
GONTHIER	Alain	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
GRANCHER	Denis	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
GREZEL	Delphine	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
HUGONNARD	Marine	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
JUNOT	Stéphane	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
KOOJO	Angeli	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
KRAFFT	Emilie	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
LAABERKI	Maria-Halima	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
LAMBERT	Véronique	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
LE GRAND	Dominique	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
LEBLOND	Agnès	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
LEDoux	Dorothée	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
LEFEBVRE	Sébastien	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
LEFRANC-POHL	Anne-Cécile	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
LEGROS	Vincent	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
LEPAGE	Olivier	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
LOUZIER	Vanessa	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
MARChAL	Thierry	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
MOISSONNIER	Pierre	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
MOSCA	Marion	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
MOUNIER	Luc	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
PEPIN	Michel	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
PSN	Didier	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
PONCE	Frédérique	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
PORTIER	Karine	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
POUZOT-NEVORET	Céline	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
PROUILLAC	Caroline	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
REMY	Denise	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
RENE MARTELLET	Magalie	DEPT-ELEVAGE-SPV	Maître de conférences
ROGER	Thierry	DEPT-BASIC-SCIENCES	Professeur
SAWAYA	Serge	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
SCHRAMME	Michael	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
SERGENTET	Delphine	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur
THIEBAULT	Jean-Jacques	DEPT-BASIC-SCIENCES	Maître de conférences
TORTEREAU	Antonin	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Maître de conférences
VIGUIER	Eric	DEPT-AC-LOISIR-SPORT	Professeur
ZENNER	Lionel	DEPT-ELEVAGE-SPV	Professeur

Remerciements aux membres du jury

Mille mercis au Dr Boulocher pour m'avoir fait l'honneur d'encadrer ma thèse. Tous mes chaleureux remerciements pour votre gentillesse, votre passion pour la pédagogie et la transmission du savoir, votre disponibilité, votre bienveillance et votre réactivité. Des qualités précieuses qui font de vous une excellente encadrante. Votre dynamisme et votre ouverture d'esprit ont largement contribué à la réussite de cette thèse. Nos discussions furent toujours passionnantes et enrichissantes. Je vous souhaite une excellente carrière dans l'enseignement et la recherche, comblée par plein d'épanouissement personnel !

Mille mercis au Dr Grenier pour m'avoir fait l'immense plaisir d'accepter l'invitation. Merci tout d'abord pour tes qualités humaines, en particulier ta sympathie, ta curiosité, ton ouverture sur le monde, ta patience et ton humour. Merci aussi pour tes qualités professionnelles, ton admirable intelligence pour traiter des problématiques pluridisciplinaires et ta pédagogie. Je te souhaite une brillante carrière universitaire et plein de bonheur personnel. Quand tu veux dans la Yaute pour continuer à déguster du saucisson et du fromage !

Un grand merci au Pr Cadoré pour m'avoir fait l'honneur d'être second assesseur de ma thèse. C'est une immense chance d'avoir eu les conseils d'un des plus éminents professeurs vétérinaires français. Votre qualité d'enseignement, votre rigueur d'esprit, votre bienveillance, votre charisme et votre gentillesse ont marqué ma formation universitaire. Je vous souhaite énormément de réussite et d'épanouissement dans vos projets futurs !

Un grand merci au Pr Servien pour avoir accepté de présider ce jury. J'espère que vous avez apprécié cet intermède vétérinaire qui nous aura permis, le temps d'une thèse, de partager notre passion commune pour la médecine. Je vous souhaite plein de réussite pour continuer à soigner brillamment nos amis les hommes !

Table des matières

Tables des figures	9
Tables des tableaux	13
Liste des abréviations	14
Introduction	15

I) Importance des syndromes radiologiques pulmonaires dans la lecture et l'interprétation de radiographies thoraciques chez le chat

1/ La radiographie thoracique, un examen complémentaire indispensable en médecine féline	16
a - Naissance de la radiographie en médecine vétérinaire	16
b - Principes de création d'une image radiographique	19
c - Nomenclature et réalisation d'une radiographie thoracique	22
d - Quand avoir recours à l'examen radiographique thoracique en médecine féline ?	25
e - La lecture et l'interprétation radiologique en pratique vétérinaire généraliste	29
2/ Approche anatomo-radiographique du thorax sain	30
a - Structures ostéo-articulaires et musculo-tendineuses	30
b - Le cœur	38
c - Les vaisseaux sanguins	41
d - La trachée	45
e - Les bronches	47
f - Les poumons	49
g - Les plèvres	52
h - Le médiastin	53
3/ Les syndromes radiologiques pulmonaires	57
a - Principes des syndromes radiologiques pulmonaires	57
b - Le syndrome radiologique pulmonaire alvéolaire	58
c - Le syndrome radiologique pulmonaire bronchique	66
d - Le syndrome radiologique pulmonaire interstitiel	69
e - Le syndrome radiologique pulmonaire vasculaire	74
f - Limites des syndromes radiologiques pulmonaires	81
Conclusion de la première partie	82

II) Les réseaux de neurones artificiels en imagerie médicale vétérinaire chez le chat et le chien 83

1/ Contextualiser l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond et les réseaux de neurones artificiels	83
a - Automatique ou profond, l'apprentissage cherche à optimiser un modèle	83
b - Le neurone artificiel : une approche bio-inspirée	90
c - Le perceptron, catalyseur de l'apprentissage automatique et des premiers réseaux de neurones artificiels	93
2/ Principes d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels en classification	96
a - Optimiser ses paramètres avec un jeu d'entraînement	96
b - Le rendre capable de généraliser sa tâche avec un jeu de validation	97
c - Mesurer ses performances avec un jeu de test	100
d - Répartition des images dans chacun des jeux	101
3/ État de l'art des applications des réseaux de neurones artificiels en imagerie vétérinaire chez le chien et le chat	101
a - Méthodologie et résultats de la recherche bibliographique	101
b - Applications en imagerie thoracique	104
c - Applications en imagerie non thoracique	110
d - Discussion des résultats de l'étude bibliographique	114
Conclusion de la deuxième partie	117

III) Approche expérimentale : un réseau de neurones artificiels pour l'étude des syndromes radiologiques pulmonaires chez le chat 118

1/ Contextualisation de l'article scientifique	118
a - Un article né d'une synergie entre institutions scientifiques Lyonnaises	118
b - Des auteurs pluridisciplinaires	119
c - Intérêt de la présentation de l'article en version originale	119
2/ L'article scientifique	120
a - Title and authors	120
b - Abstract	120
c - Introduction	121
d - Results	122
e - Discussion	125
f - Methods	129
g - Conclusion	133

h - Data availability	134
i - References	134
j - Acknowledgements, author contributions statement and addition information	135
k - Figures and Tables	136
Conclusion de la troisième partie	144
Conclusion générale	145
Bibliographie	147

Tables des figures

Figure 1 : Radiographie de la main gauche de l'épouse du Professeur Röntgen.....	17
Figure 2 : Radiographie d'une cobaye gestante.....	18
Figure 3 : Photographie d'un vétérinaire avec les équipements de radioprotection.....	20
Figure 4 : Schéma des principes de création d'une radiographie.....	22
Figure 5 : Photographies des trois vues couramment faites lors de la réalisation de radiographies thoraciques.....	23
Figure 6 : Radiographies thoraciques correspondant à chacune des trois vues.....	25
Figure 7 : Schéma des principales structures ostéo-articulaires observables sur une radiographie thoracique de chat.....	31
Figure 8 : Principales structures ostéo-articulaires observables sur une radiographie thoracique (vue latéro-latérale gauche-droite) d'un chat.....	32
Figure 9 : Schéma des muscles paravertébraux potentiellement observables sur une radiographie thoracique de chat.....	33
Figure 10 : Schéma des muscles de la région costale, des muscles de la face ventrale du thorax et du diaphragme observables sur une radiographie thoracique de chat.....	34
Figure 11 : Zones radiographiques correspondant aux principaux muscles observables sur une radiographie thoracique de chat.....	35
Figure 12 : Schéma du diaphragme (vue caudo-crâniale).....	36
Figure 13 : Apparences radiographiques du diaphragme sur trois radiographies thoraciques d'un chat.....	38
Figure 14 : Schéma des structures anatomiques du cœur utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique de chat.....	39
Figure 15 : Apparences radiographiques du cœur sur deux radiographies thoraciques de chat.....	41
Figure 16 : Schéma des principaux vaisseaux sanguins utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique de chat.....	43

Figure 17 : Apparences radiographiques des principales structures vasculaires sanguines sur deux radiographies thoraciques de chat.....	45
Figure 18 : Schéma de la trachée du chat.....	46
Figure 19 : Apparences radiographiques de la trachée sur deux radiographies thoraciques de chat.....	47
Figure 20 : Schéma des principales bronches du chat.....	48
Figure 21 : Apparences radiographiques de deux bronches et de leur triade bronchique sur deux radiographies thoraciques de chat.....	49
Figure 22 : Schéma des lobes pulmonaires du chat.....	50
Figure 23 : Apparences radiographiques des lobes pulmonaires sur deux radiographies thoraciques de chat.....	51
Figure 24 : Schéma d'un lobule pulmonaire.....	52
Figure 25 : Schéma des plèvres du chat.....	53
Figure 26 : Schéma des principaux organes du médiastin d'un chat.....	55
Figure 27 : Apparences radiographiques du médiastin sur des radiographies thoraciques de chat.....	57
Figure 28 : Schéma du principe de formation d'un bronchogramme aérique.....	59
Figure 29 : Exemples d'apparences radiographiques de deux bronchogrammes aériques lorsque le faisceau incident est perpendiculaire à l'axe de la bronche.....	60
Figure 30 : Exemples d'apparences radiographiques d'un bronchogramme aérique lorsque le faisceau incident est parallèle à l'axe de la bronche.....	61
Figure 31 : Exemples d'apparences radiographiques d'un signe lobaire.....	62
Figure 32 : Exemple d'identification radiographique d'un signe lobaire par exclusion.....	63
Figure 33 : Exemples d'apparences radiographiques des "anneaux" observables lors d'un SRP bronchique.....	67
Figure 34 : Exemples d'apparences radiographiques des "rails de chemin de fer" observables lors d'un SRP bronchique.....	68
Figure 35 : Exemples d'apparences radiographiques d'un SRP interstitiel structuré sur deux radiographies thoraciques provenant du même chat.....	70

Figure 36 : Exemples d'apparences radiographiques d'un SRP interstitiel non structuré sur deux radiographies provenant du même chat.....	72
Figure 37 : Exemple d'apparence radiographique d'une dilatation de la veine cave caudale attestant d'un SRP vasculaire.....	75
Figure 38 : Comparaison qualitative de l'apparence radiographique d'une aorte thoracique dont le diamètre est augmenté et d'une aorte thoracique saine.....	76
Figure 39 : Principe d'évaluation du diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires relativement à la neuvième côte sur une vue ventro-dorsale à travers trois exemples.....	77
Figure 40 : Exemple d'apparences radiographiques d'une augmentation du diamètre de vaisseaux sanguins pulmonaires sur deux radiographies thoraciques.....	78
Figure 41 : Intérêt de la tomodensitométrie pour l'étude de fines coupes anatomiques comparativement à la radiographie.....	82
Figure 42 : Exemple d'un nuage de points ($n=7$) d'une modalité y en fonction d'un paramètre x	84
Figure 43 : Exemple de deux modèles (basés sur une fonction linéaire) plus ou moins adaptés pour représenter le nuage de points ($n=7$) d'une modalité y en fonction d'une modalité x	85
Figure 44 : Illustrations du principe de l'algorithme de descente de gradient et de la fonction de coût appliqués à un modèle linéaire de la forme $f(x)=ax+b$	87, 88
Figure 45 : Rapports entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique (en anglais machine learning), l'apprentissage profond (en anglais deep learning) et les réseaux de neurones artificiels.....	89
Figure 46 : Schéma de différents types de neurones existant chez le chien et le chat.....	90
Figure 47 : Schéma de la modélisation mathématique d'un neurone biologique selon McCulloch et Pitts.....	91
Figure 48 : Formalisation mathématique du fonctionnement d'un neurone biologique selon McCulloch et Pitts.....	92
Figure 49 : Intérêt d'un modèle non linéaire dans un exemple de classification d'un jeu de donnée en fonction de la couleur de ses éléments.....	94
Figure 50 : Exemple d'un réseau de neurones artificiels construits avec trois perceptrons connectés.....	95

Figure 51 : Exemple d'un réseau de neurones artificiels construits avec neuf perceptrons, répartis en quatre couches.....	96
Figure 52 : Schéma de l'apparence graphique classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu d'entraînement, en fonction de la durée d'apprentissage.....	97
Figure 53 : Exemple de deux radiographies thoraciques appartenant à deux classes différentes (anormal/sain) et dont les marqueurs peuvent biaiser l'apprentissage.....	98
Figure 54 : Schéma de l'apparence graphique classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu de validation, en fonction de la durée d'apprentissage.....	99
Figure 55 : Positions relatives des deux fonctions de coût pour détecter un "surapprentissage" aussi appelé "overfitting".....	100
Figure 56 : Capture d'écran d'un extrait des résultats de la recherche bibliographique menée avec le moteur de recherche PubMed.....	102
Figure 57 : Nombre d'études publiées dans le temps pour chacune des trois combinaisons de mots-clés et leur répartition en fonction du temps.....	115
Figure 58 : Capture d'écran du titre et des informations relatives aux auteurs de l'article soumis à la revue Scientific Report de l'éditeur Nature.....	120

Figures de la version originale, en anglais, de l'article scientifique proposé en troisième partie

<i>Figure 1. Metrics achieved over the 200 validation sets with the four pre-processings.....</i>	<i>139</i>
<i>Figure 2. Distribution of final predictions on the test set obtained with the voting ensemble method.....</i>	<i>140</i>
<i>Figure 3.1. Examples of activation maps obtained with the pre-processing "Segmented" on the test set, in comparison with the original TR image.....</i>	<i>141</i>
<i>Figure 3.2. Examples of activation maps obtained with the pre-processing "Segmented" on the test set, in comparison with the original TR image.....</i>	<i>142</i>
<i>Figure 4. Workflow used in the study for detection of RPP in TR image.....</i>	<i>143</i>
<i>Figure 5. Architecture of model used in the study.....</i>	<i>144</i>

Tables des tableaux

Tableau I : Variété des types d'affections justifiant le recours à un examen radiographique thoracique.....	27, 28
Tableau II : Principales affections compatibles avec un SRP alvéolaire.....	65, 66
Tableau III : Principales affections compatibles avec un SRP bronchique.....	69
Tableau IV : Principales affections compatibles avec un SRP interstitiel.....	73
Tableau V : Principales affections compatibles avec un SRP vasculaire.....	79, 80
Tableau VI : Publications de l'étude bibliographique.....	103
Tableau VII : Publications dont l'application concerne l'étude du thorax.....	105
Tableau VIII : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour l'étude du thorax.....	107, 108, 109
Tableau IX : Publications dont l'application ne concerne pas l'étude du thorax.....	111
Tableau X : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour les applications ne concernant pas l'étude du thorax.....	112, 113

Tableaux de la version originale, en anglais, de l'article scientifique proposé en troisième partie

<i>Table 1. Features of the database used in the study.....</i>	<i>136</i>
<i>Table 2. Number (and relative percentage) of abnormal cases showing the following radiographic findings among abnormal cases used for the training and the test.....</i>	<i>137</i>
<i>Table 3. Metrics achieved according to pre-processing.....</i>	<i>138</i>

Liste des abréviations

ERT : Examen Radiographique Thoracique

SRP : Syndromes Radiologiques Pulmonaires

Introduction

La radiographie thoracique est un examen complémentaire couramment utilisé par les vétérinaires, généralistes ou spécialistes, notamment pour mener des investigations diagnostiques lors d'affections respiratoires chez le chat (*Felis Catus*). Toutefois, l'analyse de cet examen complémentaire est complexe et celui-ci nécessite une lecture fine ainsi qu'une interprétation rigoureuse.

Depuis une dizaine d'années environ, des algorithmes d'intelligence artificielle sont élaborés dans le but d'améliorer la lecture et l'interprétation d'images médicales. Ces algorithmes sont basés sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels capables d'apprendre par eux-même à classer des images selon des catégories pertinentes.

En imagerie médicale humaine, une multitude de publications récentes rapportent des résultats prometteurs quant à l'utilisation de ces réseaux de neurones artificiels. Toutefois, en imagerie médicale vétérinaire, le nombre de publications récentes est nettement plus réduit mais les résultats sont eux aussi prometteurs, notamment pour l'étude du thorax.

Le but de cet exposé est d'élaborer et d'évaluer un réseau de neurones artificiels permettant d'aider le vétérinaire généraliste dans la lecture et l'interprétation de radiographies thoraciques chez le chat, notamment pour l'étude des Syndromes Radiologiques Pulmonaires (SRP).

Pour cela, la première partie de l'exposé rappelle au lecteur l'importance des SRP dans la lecture et l'interprétation des radiographies thoraciques chez le chat. La seconde partie de l'exposé est consacrée à quelques rappels théoriques sur les réseaux de neurones artificiels ainsi qu'à l'état de l'art de leurs applications en imagerie médicale vétérinaire chez le chat et le chien. Enfin, la troisième partie présente, sous la forme d'un article scientifique, l'approche expérimentale ayant permis d'élaborer et d'évaluer un réseau de neurones artificiels spécifiquement pour l'étude des SRP sur des radiographies thoraciques chez le chat.

I) Importance des syndromes radiologiques pulmonaires dans la lecture et l'interprétation de radiographies thoraciques chez le chat

La radiographie thoracique est un examen d'imagerie médicale qui permet une visualisation indirecte et non invasive des structures anatomiques de la cavité thoracique^{1,2}. Il s'agit d'un examen complémentaire utilisé par presque la totalité des vétérinaires généralistes, mais celui-ci nécessite toutefois une interprétation fine et complexe^{2,3}. Cette première partie a pour but de contextualiser la place de la radiographie thoracique dans la médecine vétérinaire et plus particulièrement de présenter l'importance des Syndromes Radiologiques Pulmonaires (SRP). Pour cela, des éléments historiques, techniques et médicaux sont abordés.

1/ La radiographie thoracique, un examen complémentaire indispensable en médecine féline

a - Naissance de la radiographie en médecine vétérinaire

En 1895 le professeur de physique Wilhelm Conrad Röntgen observait que des rayons de nature inconnue, nommés "rayons X", étaient capables de provoquer à distance une fluorescence dont les formes et les intensités variaient selon l'objet exposé à ces rayons⁴. Dans le but de comprendre les propriétés de pénétration de ces rayons dans la matière, Röntgen exposa aux rayons différents milieux physiques (métaux, gaz)⁴. C'est à l'occasion de cette démarche expérimentale qu'il fit une radiographie de la main de son épouse : l'image obtenue laissait deviner les os et la bague métallique portée sur le majeur⁴ (figure 1).



Figure 1 : Radiographie de la main gauche de l'épouse du Professeur Röntgen

Les phalanges sont particulièrement visibles ainsi que la bague métallique portée sur le majeur. Cette première radiographie marque le début de l'imagerie médicale.

(Source : Röntgen⁴, 1896)

Cette radiographie fut la première radiographie d'une partie anatomique d'un corps. L'ensemble des travaux du professeur Röntgen furent reconnus par l'attribution en 1901 du premier prix Nobel de physique et marquèrent le début de l'imagerie médicale.

Les premiers écrits Français sur l'utilisation des rayons X en médecine vétérinaire datent de 1897 par Porcher dans le *Recueil de médecine vétérinaire*, reprenant en détails les travaux de Röntgen et présentant l'intérêt de l'examen radiographique : par exemple pour observer des signes de lyse osseuse sur un jarret de porc, pour donner la position des fœtus chez une cobaye gestante ou encore pour l'étude des os de l'articulation du boulet d'un cheval⁵ (figure 2).

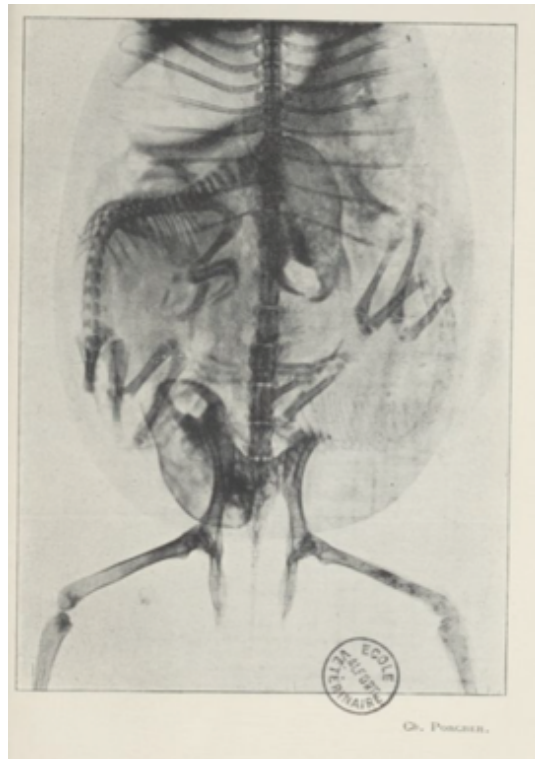


Figure 2 : Radiographie d'une cobaye gestante

Le squelette de la femelle ainsi que celui des deux foetus sont observables. À propos de cette radiographie, Porcher déclara à ses étudiants de l'École Nationale Vétérinaire d'Alfort « Remarquez la finesse donnée par la photographie ; vous comptez aisément les vertèbres, les côtes des petits; vous voyez leurs sinus frontaux, leurs dents. »
(Source : Porcher⁵, 1897)

Les appareils de radiographie se développèrent grandement au début du 20^{ème} siècle, rendant cet examen complémentaire de plus en plus facilement réalisable⁶. Il y a encore une dizaine d'années, bon nombre de vétérinaires développaient leurs radiographies manuellement, en les plongeant dans des bains de solutions acido-basiques successives permettant la révélation et la fixation de l'image radiographique. Cette technique présentait des inconvénients pratiques importants (réalisation de la radiographie dans l'obscurité totale, manipulation des solutions chimiques, apparences radiographiques très dépendantes des conditions de tir et de développement, etc.) qui pouvaient freiner son utilisation diagnostique⁷.

Actuellement, les capteurs plans sont largement utilisés en médecine vétérinaire permettant la transduction quasi instantanée de l'image générée par les rayons X en image radiographique numérique^{1,3}. Apparue dans les années 1980, cette technique digitale était à

ses débuts très coûteuse et son usage était donc restreint à quelques structures vétérinaires spécialisées⁷. C'est seulement à partir de 2006 que cette technique est devenue de plus en plus accessible⁷. Ces progrès techniques ont contribué à rendre l'examen radiographique nettement plus rapide, performant et facilement réalisable¹. Dans la suite de l'exposé, le terme "radiographie" fait référence aux radiographies numériques.

b - Principes de création d'une image radiographique

Les rayons X sont des ondes électromagnétiques appartenant à la même famille de rayonnement que la lumière, les micro-ondes, les ondes radiophoniques et les rayons γ ¹. Les rayons X se distinguent des autres ondes électromagnétiques par leur très courte longueur d'onde (10^{-10} m)¹. En tant qu'onde électromagnétique, les rayons X correspondent à une combinaison d'un champ électrique et d'un champ magnétique, perpendiculaires l'un à l'autre, évoluant selon une sinusoïde centrée sur un axe rectiligne¹. Un rayon X est caractérisé en particulier par sa fréquence (s) et sa longueur d'onde (m), dont le produit est égal à la vitesse de la lumière ($m.s^{-1}$)¹. Son énergie (eV) est inversement proportionnelle à sa longueur d'onde¹. Concernant leurs autres propriétés : les rayons X sont électriquement neutres, n'ont pas de masse, sont invisibles, ne peuvent pas être ressentis par l'opérateur, pénètrent toutes les matières à des degrés variables et sont à l'origine de fluorescence car diffusés par la matière¹. Un électron-volt représente l'énergie d'un électron mis en mouvement par une différence de potentiel de 1V¹. Les rayons X ayant une énergie de plus de 15 eV sont susceptibles d'ioniser les atomes¹. Cette ionisation peut détériorer directement ou indirectement l'ADN et causer des mutations, des avortements, des malformations foetales, des cancers et des cataractes⁸. Ces risques justifient la mise en place et le suivi des mesures de radioprotection des travailleurs : port de tabliers, gants et protège thyroïde plombés, ainsi que des lunettes de radioprotection (figure 3)⁸.



Figure 3 : Photographie d'un vétérinaire avec les équipements de radioprotection

Le visage du vétérinaire est rogné, ainsi le port des lunettes de radioprotection n'est pas visible sur la photographie.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Les rayons X sont produits lorsque des électrons sont envoyés à haute vitesse sur une structure métallique¹. Dans le cadre de la réalisation d'une radiographie, cette mise en mouvement des électrons vers du métal est réalisée dans le tube radiogène¹. Ce tube radiogène est constitué d'une enveloppe, d'une anode (pôle positif) et d'une cathode (pôle négatif)¹. L'anode est composée généralement d'un disque de tungstène, qui a pour propriétés physiques une température de fusion élevée ($>1000^{\circ}\text{C}$) et un grand numéro atomique¹. Au niveau de la cathode se trouvent des filaments de tungstène qui sont chauffés lorsqu'ils sont parcourus par un courant électrique¹. Cette augmentation rapide de température permet la

libération d'un nuage d'électrons au niveau de la surface des filaments¹. Le nombre d'électrons présents dans ce nuage dépend directement de l'intensité du courant électrique (A), traversant les filaments¹.

Ce nuage d'électrons est ensuite mis en mouvement grâce à la différence de potentiel (V) imposée entre l'anode et la cathode¹. Comme les électrons libérés au niveau de la cathode sont chargés négativement, ils vont être attirés vers l'anode chargée positivement. Plus la différence de potentiel entre la cathode et l'anode est importante, plus l'énergie de l'impact des électrons sur la cathode est grande. L'impact des électrons sur la plaque de tungstène au niveau de l'anode est à l'origine de la production d'un faisceau polychromatique de rayons¹. Les deux constantes de tirs fixées par l'opérateur sont donc l'intensité du courant électrique (exprimée en milliampère "mA" sur les appareils radiographiques) appliquée aux filaments de tungstène et la différence de potentiel entre l'anode et la cathode (exprimée en kilovoltage de crête "kVp" sur les appareils radiographiques)¹. Un troisième paramètre qui peut être réglé manuellement est le temps d'exposition (exprimé en milliseconde "ms" sur les appareils radiographiques) de l'animal aux rayons¹. Toutefois, ce paramètre est le plus souvent calculé automatiquement¹. Des grilles récapitulent les valeurs de paramètres à choisir selon l'espèce de l'animal, la taille et le type de structures anatomiques à étudier (os, abdomen, thorax, etc)¹.

Les rayons X issus du tube radiogène forment un faisceau incident projeté sur une cassette radiographique¹. Le faisceau incident traverse l'animal radiographié qui se trouve entre le tube radiogène et la cassette radiographique¹. Selon les structures anatomiques traversées par les rayons X, ceux-ci sont plus ou moins atténués¹. Le rôle de la cassette radiographique est d'opérer une transduction d'un signal électromagnétique (le faisceau incident de rayons X) en un signal numérique (l'image radiographique numérique)¹. Un schéma récapitulant les principes de création d'une radiographie est proposé ci-après (figure 4).

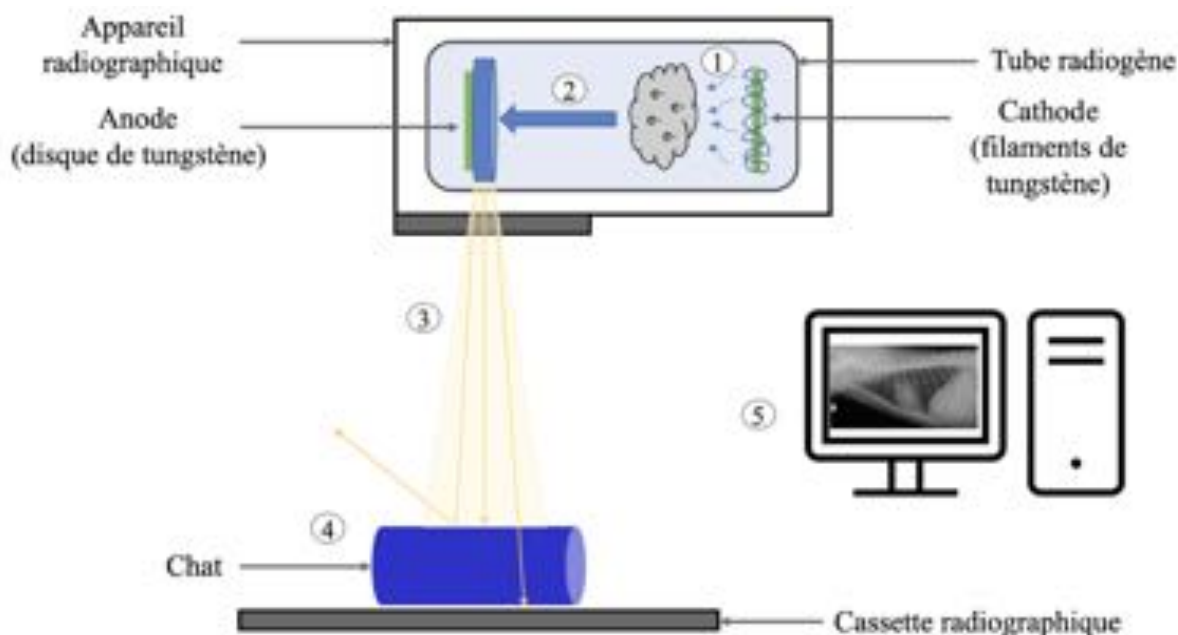


Figure 4 : Schéma des principes de création d'une radiographie

1 : Création d'un nuage d'électrons grâce à l'intensité du courant électrique (mAs) parcourant les filaments ; 2 : Mise en mouvement et impact du nuage d'électrons grâce à la différence de potentiel (kVp) entre la cathode et l'anode ; 3 : Création d'un faisceau incident de rayons X ; 4 : Les rayons X peuvent être renvoyés (rayon de gauche), absorbés (rayon du milieu) ou pénétrants (rayon de droite) ; 5 : La cassette radiographique et l'ordinateur permettent la transduction d'un signal électromagnétique en un signal numérique.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

c - Nomenclature et réalisation d'une radiographie thoracique

La nomenclature d'une radiographie thoracique respecte certaines conventions adoptées par la communauté médicale vétérinaire². La dénomination des vues d'une radiographie thoracique dépend du point d'entrée et de sortie du faisceau incident par rapport à l'animal². Par exemple, pour un chat positionné en décubitus dorsal, le faisceau incident entre par sa face ventrale et ressort par sa face dorsale : cette vue est dénommée rigoureusement vue ventro-dorsale, bien qu'elle soit couramment appelée "vue de face"⁹. Dans la majorité des cas, pour limiter le nombre de vue, le temps de la réalisation et le coût, la vue dorso-ventrale n'est pas réalisée². Toutefois, la réalisation de cette dernière ne peut être que bénéfique à la puissance diagnostique d'une radiographie thoracique².

Lorsque le chat est placé en décubitus gauche, la vue est dénommée rigoureusement vue latéro-latérale droite-gauche, même si couramment appelée “vue de profil gauche” ou “vue latérale gauche”⁹. À l'inverse, lorsque le chat est en décubitus droit, on parle rigoureusement de vue latéro-latérale gauche-droite, aussi couramment appelée “vue de profil droit” ou “vue latérale droite”⁹.

Comme la radiographie est une image en 2D, les structures anatomiques traversées par le faisceau incident se retrouvent projetées en superposition dans le plan de la cassette radiographique¹. Pour cette raison, il est conseillé de réaliser au minimum trois vues orthogonales (vue ventro-dorsale ou dorso-ventrale, vue gauche-droite, vue droite-gauche) afin de s'affranchir des superpositions². Comme la vue dorso-ventrale est rarement réalisée en médecine vétérinaire, seulement les deux vues latéro-latérales et la vue ventro-dorsale sont étudiées dans la suite de l'exposé (figure 5).



Figure 5 : Photographies des trois vues couramment faites lors de la réalisation de radiographies thoraciques

LL GD et LL DG : Vue latéro-latérale gauche-droite ou droite-gauche ;

VD : Vue ventro-dorsale

(Source : Dumortier Léo, 2021)

La bonne réalisation d'une radiographie thoracique nécessite aussi le respect de certaines conventions². Premièrement, il est indispensable que le champ de vue inclue la totalité de la cavité thoracique². Le faisceau incident doit donc s'étendre quelques centimètres crânialement à l'entrée du thorax, jusqu'à quelques centimètres caudalement à la dernière paire de côtes, ne rognant aucune autre partie du thorax⁹. Pour les vues latéro-latérales, il est important de tirer crânialement les deux membres thoraciques, pour limiter la superposition des muscles brachiaux et des scapulas sur la partie crâniale du thorax et ne pas fausser la lecture de la radiographie thoracique. Deuxièmement, les vues latéro-latérales sont orientées de telle manière que la gauche de la radiographie thoracique représente le pôle crânial du chat et le haut de la radiographie thoracique correspond à la face dorsale². Ainsi, le pôle caudal et la face ventrale du chat se trouvent respectivement à droite et en bas de la radiographie thoracique. Quant à la vue ventro-dorsale, le pôle crânial du chat se situe en haut de la radiographie thoracique, le pôle caudal en bas, le côté droit à gauche et le côté gauche à droite². L'utilisation d'un repère métallique indiquant la gauche ou la droite est souvent utilisé pour faciliter davantage l'orientation de la radiographie thoracique. Un exemple de radiographie thoracique pour chacune des trois vues est présenté dans la figure 6.

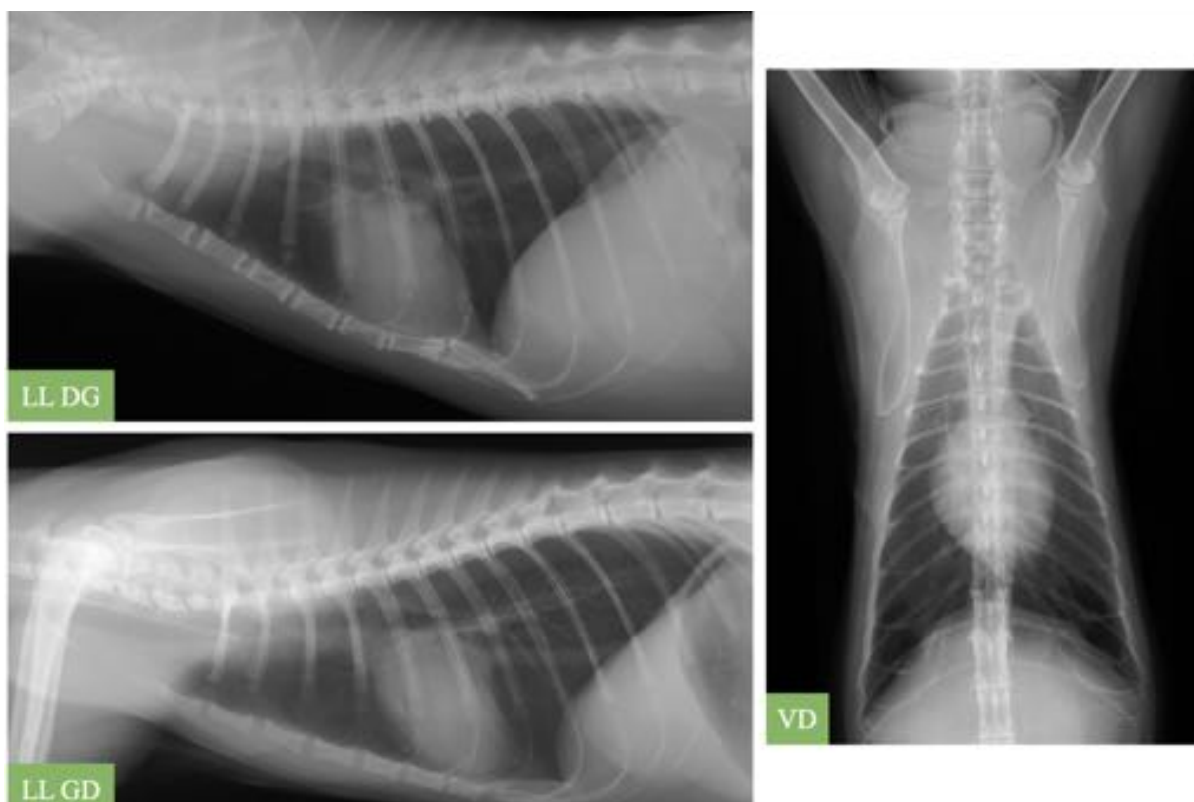


Figure 6 : Radiographies thoraciques correspondant à chacune des trois vues

LL GD et LL DG : Vue latéro-latérale gauche-droite ou droite-gauche ;

VD : Vue ventro-dorsale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Source : Dumortier Léo, 2021)

d - Quand avoir recours à l'examen radiographique thoracique en médecine féline ?

En tant qu'examen complémentaire, l'examen radiographique thoracique (ERT) est utilisé pour répondre à des hypothèses formulées par le clinicien dans un contexte clinique. Les motivations pour réaliser un ERT peuvent être justifiées par des éléments évocateurs issus de l'anamnèse et des commémoratifs, de l'examen clinique, ainsi que d'autres examens complémentaires^{2,10,11}.

Le déroulé d'une consultation vétérinaire commence par une discussion, la plus souvent orale, avec le propriétaire du chat¹⁰. Ce premier temps a pour but de recueillir, sans *a priori* et de la manière la plus objective possible, des précisions relatives à l'anamnèse (histoire de la maladie, motifs de consultation, antécédents médicaux, etc) et aux commémoratifs (espèce, race, âge, sexe, alimentation, vaccination, traitement antiparasitaire, etc)¹⁰.

À la suite de cette discussion, vient le temps de l'examen clinique du chat¹². L'examen clinique permet de dégager d'éventuels signes cliniques¹². La synthèse de la discussion et de l'examen clinique permet d'émettre quelques hypothèses diagnostiques voire au mieux d'établir un diagnostic¹². Les hypothèses diagnostiques peuvent ensuite être confirmées ou exclues grâce à la réalisation d'un ou plusieurs examen(s) complémentaire(s), comme par exemple un ERT.

Les indications justifiant le recours à un ERT sont nombreuses et variées, probablement pour les raisons suivantes. D'une part l'ERT est facilement réalisable, rapide, avec un coût accessible pour le propriétaire et la plupart des vétérinaires généralistes sont équipés d'un appareil radiographique³. D'autre part, l'ERT permet un examen radiographique pertinent d'organes aux fonctions variées dont des organes vitaux comme le coeur ou les poumons¹³. Il permet d'investiguer en particulier des affections respiratoires, qui peuvent être aiguës ou chroniques^{14,15}.

Toutefois, il convient de garder à l'esprit que l'ERT possède des limites, comme tout autre examen complémentaire. Sa réalisation est contre-indiquée lors de dyspnée sévère, le chat ne pouvant pas tolérer alors les manipulations radiographiques⁹. Par ailleurs, l'ERT a une spécificité et une sensibilité variables qui dépendent de plusieurs facteurs. Ces facteurs sont liés à la réalisation de la radiographie thoracique (ex : choix des constantes de tirs, positionnement de l'animal²), au principe même de la radiographie qui est le résultat de la projection d'organes superposés², aux organes thoraciques étudiés (ex : les contours du cœur sont plus nets que ceux des noeuds lymphatiques médiastinaux¹⁶) ainsi qu'à la lecture et à l'interprétation du vétérinaire qui ne sont pas dénuées d'une certaine part de subjectivité. En s'appuyant sur des exemples d'affections décrites en médecine féline, des exemples fictifs de situations cliniques sont proposés dans le tableau ci-dessous afin d'illustrer la variété des types d'affections pouvant nécessiter un ERT (Tableau I).

**Tableau I : Variété des types d'affections justifiant le recours à un examen
radiographique thoracique (Source : Dumortier Léo, 2021)**

Type d'affection	Exemple de contexte clinique		Hypothèse diagnostique compatible	Signes radiographiques compatibles
	Anamnèse et commémoratifs	Examen clinique		
Respiratoire¹⁴	<ul style="list-style-type: none"> - chat de 7 ans - dyspnée sévère d'apparition brutale, avec respiration gueule ouverte - ptyalisme 	<ul style="list-style-type: none"> - cyanose des muqueuses buccales, position d'orthopnée, dyspnée mixte - auscultation pulmonaire révélant des bruits adventices (bronchiques et vésiculaires) et des crépitants - auscultation cardiaque révélant un souffle et une arythmie 	<ul style="list-style-type: none"> - oedème aigu pulmonaire cardiogénique 	<ul style="list-style-type: none"> - présence de liquide dans les alvéoles pulmonaires, (notamment dans les lobes caudo-dorsaux) - cardiomégalie (indice de Buchanan augmenté) - dilatation des veines pulmonaires
Cardio-vasculaire¹⁷	<ul style="list-style-type: none"> - chat British Shorthair mâle de 6 ans - épisodes intermittents de tachypnée et de dyspnée évoluant depuis 24 h - dysorexie et abattement modéré évoluant depuis 72 h 	<ul style="list-style-type: none"> - auscultation cardiaque révélant un souffle systolique parasternal gauche 	<ul style="list-style-type: none"> - cardiomyopathie hypertrophique 	<ul style="list-style-type: none"> - cardiomégalie (indice de Buchanan augmenté)
Musculaire ou squelettique¹⁸	<ul style="list-style-type: none"> - chat présentant une douleur vive à la palpation du flanc thoracique gauche à la suite d'une chute d'un meuble 	<ul style="list-style-type: none"> - réactions douloureuses déclenchées à la palpation, mobilisation, pression dans la région des 5^{ème}, 6^{ème} et 7^{ème} côtes à gauche 	<ul style="list-style-type: none"> - fractures d'une ou plusieurs côtes à gauche 	<ul style="list-style-type: none"> - traits de fractures, esquilles osseuses des côtes suspectées atteintes

**Tableau I (suite) : Variété des types d'affections justifiant le recours à un examen
radiographique thoracique (Source : Dumortier Léo, 2021)**

Neurologique¹⁶	<ul style="list-style-type: none"> - chat présenté en urgence à la suite d'une chute du 3^{ème} étage, douloureux à la palpation du dos, non ambulateur 	<ul style="list-style-type: none"> - paralysie flasque des deux membres pelviens - vessie de taille augmentée - placers proprioceptifs diminués des deux membres pelviens, réflexe panniculaire absent sur les dermatomes lombaires 	<ul style="list-style-type: none"> - atteinte médullaire entre les vertèbres T2 et L4 	<ul style="list-style-type: none"> - fractures vertébrales entre T2 et L4 - compression des tissus mous péri-vertébraux entre T2 et L4 (hématome notamment)
Gastro-intestinale¹⁷	<ul style="list-style-type: none"> - chat présenté pour des épisodes quotidiens de régurgitation évoluant depuis 2 mois - ce chat a été percuté par une voiture 2 mois auparavant, sans complication majeure immédiate 	<ul style="list-style-type: none"> - examen clinique dans les normes 	<ul style="list-style-type: none"> - hernie diaphragmatique 	<ul style="list-style-type: none"> - organes abdominaux (généralement l'estomac) en position intra-thoracique - mégaoesophage
Néoplasique¹⁸	<ul style="list-style-type: none"> - chat de 3 ans, présenté pour abattement, toux et dysphagie évoluant depuis 1 semaine - une boiterie modérée du membre thoracique gauche est aussi rapportée - il y a 1 an, une leucose a été diagnostiquée 	<ul style="list-style-type: none"> - note d'état corporel diminuée (2/5) - abattement sévère - dyspnée mixte modérée - hyperthermie (température rectale à 40°) 	<ul style="list-style-type: none"> - masse néoplasique médiastinale (lymphome prioritairement) 	<ul style="list-style-type: none"> - masse d'opacité tissulaire dans la région du médiastin crânial ou moyen - déplacements d'organes thoraciques (trachée, poumons, coeur)

e - La lecture et l'interprétation radiologique en pratique vétérinaire généraliste

Bien que l'immense majorité des vétérinaires généralistes ont recours à l'examen radiographique, celui-ci nécessite paradoxalement un haut niveau de compétences si l'on veut profiter de toute sa puissance⁹. L'imagerie médicale est d'ailleurs une spécialité reconnue par le Collège Européen Vétérinaire (*European College of Veterinary Diagnostic Imaging-ECVDI* ®) que l'on peut prétendre à l'issue d'un minimum de quatre années de spécialisation après le doctorat vétérinaire¹⁸.

L'examen radiographique comprend sa réalisation, sa lecture et son interprétation¹³. Ces trois étapes sont essentielles pour tirer le meilleur profit de cet examen complémentaire¹³. La réalisation de la radiographie conditionne la suite de l'examen radiographique¹³. Le Docteur Peter Suter, éminent médecin universitaire suisse, a déclaré à ce propos : "au mieux des mauvaises radiographies sont totalement inutiles, et au pire elles sont totalement trompeuses"¹³. Ensuite, la lecture de la radiographie est réalisée le plus souvent sur un ordinateur grâce à un logiciel d'imagerie¹³. L'avantage principal de ces logiciels est de pouvoir manipuler numériquement la radiographie en faisant varier certains paramètres tels que le contraste, la luminosité, mais aussi en agrandissant certaines parties de l'image¹³. Toutefois, il convient de garder à l'esprit que ces manipulations numériques peuvent aussi fausser la lecture¹³. La lecture commence par vérifier la qualité technique de la radiographie réalisée. La lecture a ensuite pour but d'identifier, de la manière la plus exhaustive possible, d'éventuelles anomalies radiographiques appelées "signes radiographiques"¹³. Ces signes radiographiques nécessitent d'être étudiés selon une méthode rigoureuse¹³. Cette méthode rigoureuse repose sur la description des signes radiographiques selon leur taille, leur forme, leur localisation, leur nombre, leur contour et leur opacité¹³ en s'intéressant d'abord aux structures anatomiques qui forment le contenant (ex : la cavité thoracique) puis aux structures anatomiques contenues (ex : le coeur, les poumons). La lecture complète de la radiographie amène à réaliser la synthèse de l'ensemble de ces signes radiographiques. À partir de cette synthèse, l'interprétation des signes radiographiques identifiés commence. Cette interprétation consiste à établir une liste d'hypothèses diagnostiques compatibles avec les signes radiographiques observés et de confronter ces hypothèses au contexte clinique.

L'examen radiographique est un examen complémentaire largement utilisé par les vétérinaires généralistes, mais qui paradoxalement ne semble pas être assez maîtrisé. En effet, une étude réalisée en 2018 par le Regroupement des Imageurs Vétérinaires Francophones révèle que sur 891 vétérinaires interrogés, seulement 21% déclarent avoir un indice de

confiance supérieur à 8 (sur une échelle de 1 à 10) quant à leur interprétation, et 57% estiment qu'au moins une radiographie sur deux mériterait d'être relue par un spécialiste³. Pour autant, près de 25% d'entre eux ne sollicitaient jamais le second avis d'un spécialiste en imagerie vétérinaire, alors que 57% d'entre eux estiment qu'au moins une radiographie sur deux mériterait d'être relue par un tel spécialiste³.

Plus particulièrement pour l'ERT, la lecture et l'interprétation des signes radiographiques pulmonaires est difficile¹⁹. En effet, le contraste d'une radiographie thoracique est marqué en raison du large volume d'air contenu dans les poumons¹⁹. Ce contraste permet d'observer de multiples petites structures anatomiques¹⁹. De plus, les poumons ont une apparence radiographique qui peut varier lors d'affections¹⁹.

L'enjeu de la suite de l'exposé est donc de proposer une approche théorique et pratique permettant au vétérinaire généraliste de mieux tirer profit de l'ERT, notamment pour la lecture et l'interprétation des signes radiographiques pulmonaires.

2/ Approche anatomo-radiographique du thorax sain

L'objectif de cette sous-partie est de présenter brièvement les principales structures anatomiques observables sur une radiographie thoracique d'un thorax sain chez le chat ainsi que leurs apparences radiographiques.

a - Structures ostéo-articulaires et musculo-tendineuses

Le thorax, aussi appelé cage thoracique, délimite la cavité thoracique. Une cavité peut être définie comme une "partie creuse d'un corps"²⁰. Cela implique qu'elle ait un volume délimité par des contours. Dans le cas particulier de la cavité thoracique du chat, les contours principaux sont des structures ostéo-articulaires²¹ et musculo-tendineuses²². Morphologiquement, comme la plupart des mammifères quadrupèdes, son thorax est davantage aplati latéro-latéralement que ventro-dorsalement²¹.

Les vertèbres, les côtes et le sternum

Anatomie

Treize paires de côtes délimitent les côtés de la cavité thoracique, chacune d'elles s'attachant sur une vertèbre thoracique grâce à une articulation costo-vertébrale²¹. Dorsalement, le thorax est délimité par les vertèbres thoraciques et ventralement par le

sternum²¹. La limite crâniale du thorax est marquée par la première paire de côtes, qui forme l'entrée du thorax²¹. Les vertèbres, les côtes et le sternum composent ainsi le squelette thoracique²¹. Le sternum correspond à la soudure du manubrium sternal, de six sternèbres et du processus xiphoïde, qui sont tous de nature ostéo-cartilagineuse²¹. Des cartilages costaux unissent la partie distale des douze premières paires de côtes aux sternèbres²¹. Les neuf premières paires de côtes sont qualifiées de “sternales” car rattachées au sternum²¹. À l'inverse, les quatre dernières paires de côtes sont dites “asternales” car elles ne s'attachent pas au sternum mais s'appuient seulement sur la paire de côtes qui les précèdent²¹. Cette particularité des quatre dernières paires de côtes contribue à former l'arc costal²¹. La figure 7 présente schématiquement l'ensemble de ces structures.

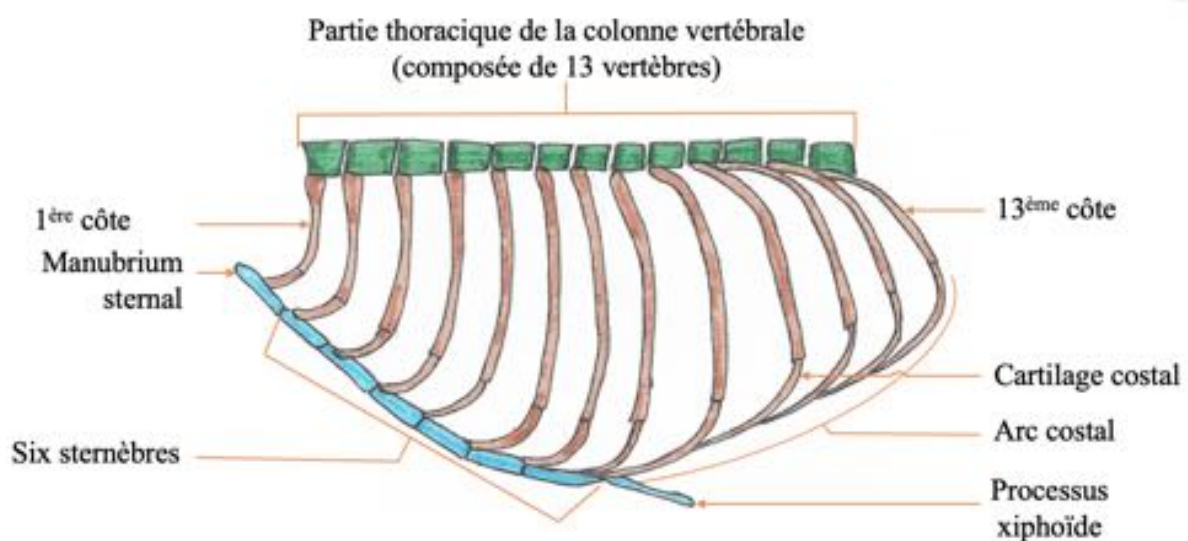


Figure 7 : Schéma des principales structures ostéo-articulaires observables sur une radiographie thoracique de chat

Pour les vertèbres, seuls les corps vertébraux sont schématisés.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les vertèbres, les côtes et le sternum ont une densité radiographique osseuse¹³. Cette densité radiographique varie toutefois selon la densité physique de l'os : plus l'os est dense en matière minérale, plus l'os apparaît radio-opaque¹³. Les contours des os thoraciques doivent sembler réguliers, homogènes et continus⁹. La bonne connaissance de leurs apparences radiographiques permet de mieux diagnostiquer les principales anomalies osseuses : les calcifications, les fractures et les néoplasies pour les côtes ; la dépression

chondrosternale et les fractures pour le sternum ; les hémivertèbres, la scoliose, la cyphose, les fractures, les déplacements, les infections et les néoplasies pour les vertèbres⁹. La figure 8 présente les principales structures ostéo-articulaires observables sur une radiographie thoracique latéro-latérale.

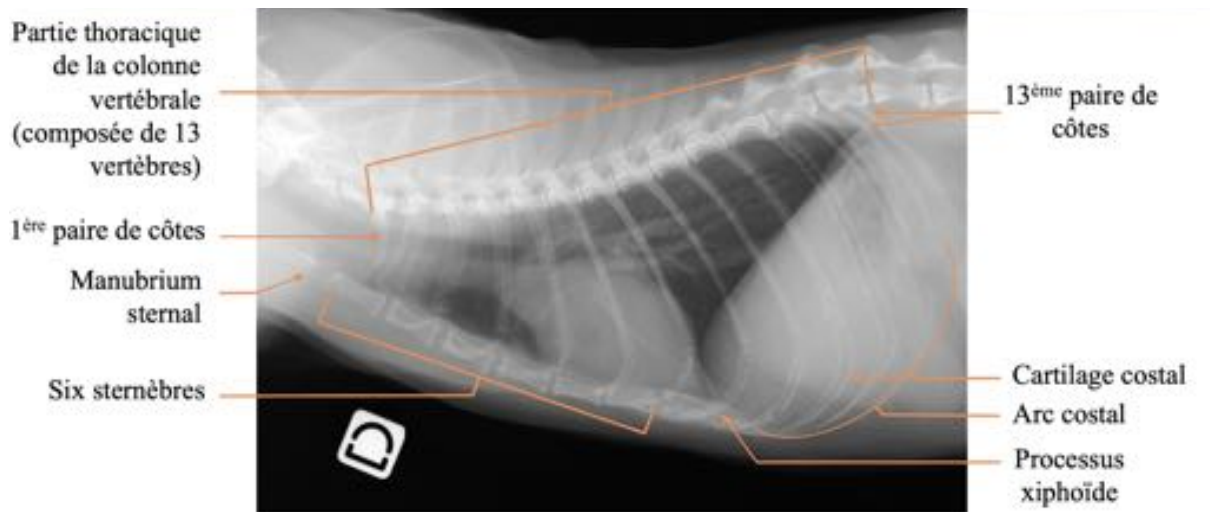


Figure 8 : Principales structures ostéo-articulaires observables sur une radiographie thoracique (vue latéro-latérale gauche-droite) d'un chat

Les structures ostéo-articulaires ont une densité radiographique osseuse. On note la superposition presque parfaite des côtes de plusieurs paires, soulignant le bon positionnement du chat.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Les muscles paravertébraux du thorax, les muscles de la région costale et les muscles pectoraux

Anatomie

Les muscles thoraciques contribuent à mettre en mouvement et soutenir les structures ostéo-articulaires thoraciques^{21,22}. Ils peuvent être étudiés selon leur position par rapport au squelette thoracique : on peut distinguer les muscles paravertébraux du thorax, les muscles de la région costale, les muscles de la face ventrale et le diaphragme²². Le muscle cutané du tronc n'est pas abordé dans cet exposé car sa partie thoracique chez le chat est très mince et forme un simple fascia, qui n'a pas d'intérêt majeur dans l'ERT²².

Les principaux muscles paravertébraux du thorax sont parallèles à la partie thoracique de la colonne vertébrale et l'enveloppent presque entièrement²². Les muscles du dos se trouvent dorsalement aux processus transverses des vertèbres thoraciques²². On y retrouve

principalement le muscle erector spinae ou “masse commune”, qui se divise en trois muscles en regard de la 10^{ème} vertèbre²². Ces trois muscles, du plus latéral au plus médial, sont les suivants : le muscle iliocostal ou “long costal”, le muscle longissimus ou “long dorsal” et le muscle épineux ou “long épineux”²². Ventralement aux corps vertébraux des premières vertèbres thoraciques se loge le muscle long du cou²². La figure 9 présente schématiquement les principaux muscles paravertébraux.

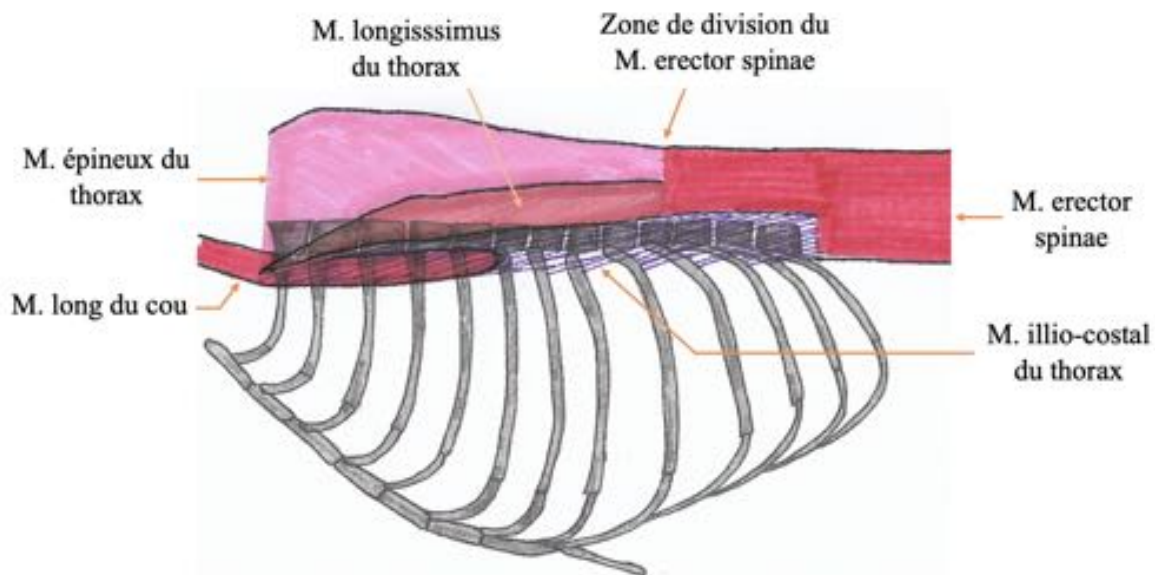


Figure 9 : Schéma des muscles paravertébraux potentiellement observables sur une radiographie thoracique de chat

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Les principaux muscles de la région costale regroupent ceux qui solidarissent les côtes entre elles ou avec le sternum (muscles intercostaux externes, intercostaux internes), celui qui unit la scapula à la paroi costale (muscle dentelé ventral du thorax) et ceux qui unissent les cervicales à la face externe des côtes (les muscles scalènes)²². Les muscles intercostaux externes, intercostaux internes, éleveurs des côtes sont plutôt plats²². Le muscle dentelé ventral du thorax est quant à lui plus épais et étalé en éventail à la surface des côtes sternales et s'attache sur la face médiale de la scapula²². Les muscles scalènes regroupent trois muscles : le muscle scalène ventral, le muscle scalène moyen et le muscle scalène dorsal²². Le muscle scalène ventral est le plus épais et s'attache sur la première côte²². Le muscle scalène moyen, plus dorsal et médial par rapport au précédent, s'attache aussi sur la première côte mais est nettement moins développé²². Le muscle scalène dorsal est paradoxalement plus

latéral par rapport aux deux autres muscles scalènes précédents, et s'insère de la 3^{ème} à la 9^{ème} côte²².

Les principaux muscles de la face ventrale du thorax sont les muscles pectoraux et le muscle droit de l'abdomen. Les muscles pectoraux se situent sur la paroi ventrale du thorax et permettent l'attache du membre thoracique au sternum²². Ils s'organisent en deux couches, l'une superficielle et l'autre profonde²². La couche superficielle est composée du muscle pectoral descendant et transverse, tandis que la couche profonde est formée uniquement du muscle pectoral ascendant²². Le muscle droit de l'abdomen s'insère sur la face ventrale du sternum et des cartilages osseux²². Sa structure est organisée selon de fortes intersections tendineuses²². La figure 10 présente schématiquement les principaux muscles de la région costale et de la face ventrale du thorax.

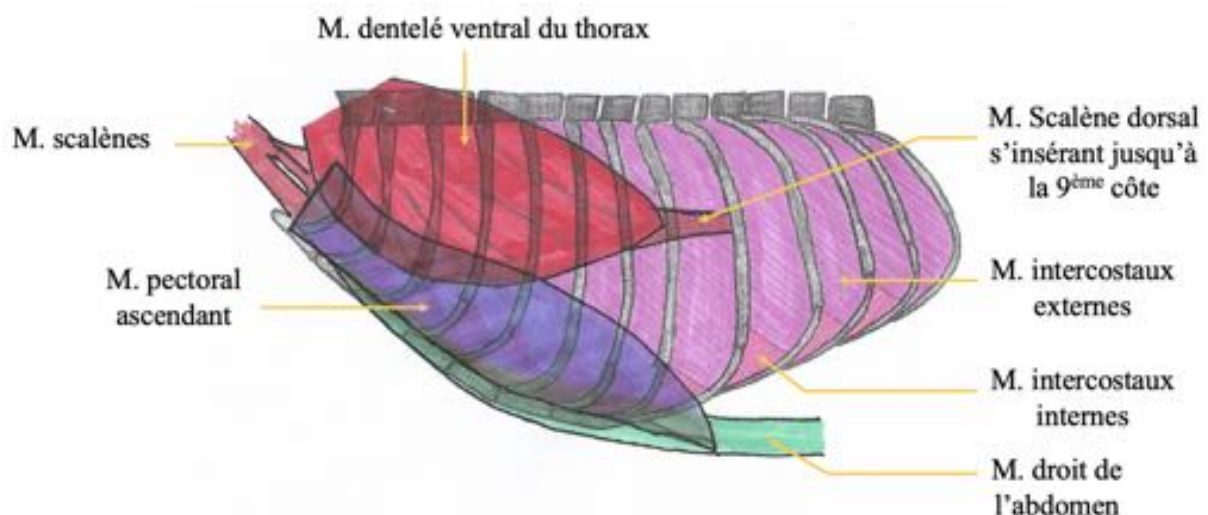


Figure 10 : Schéma des muscles de la région costale, des muscles de la face ventrale du thorax et du diaphragme observables sur une radiographie thoracique de chat

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les muscles ont une densité radiographique tissulaire, d'apparence radiographique homogène¹³. Les contours précis des muscles présentés précédemment sont difficiles à distinguer sur une radiographie thoracique⁹. Les structures osseuses avec lesquelles ils sont en rapport sont en revanche très visibles sur une radiographie thoracique et peuvent être utilisées pour l'identification de ces muscles⁹. Sur les vues latéro-latérales, seulement les muscles paravertébraux, le muscle droit de l'abdomen et les muscles proches de l'articulation de

l'épaule sont visibles. Sur la vue ventro-dorsale, les muscles pectoraux sont principalement visibles et sont en superposition avec les lobes pulmonaires craniaux. Toutefois, l'évaluation radiologique des muscles est très succincte lors d'un ERT, la radiographie n'étant pas l'examen d'imagerie de choix pour leur étude⁹. La figure 11 présente les zones radiographiques correspondant aux principaux muscles évoqués.

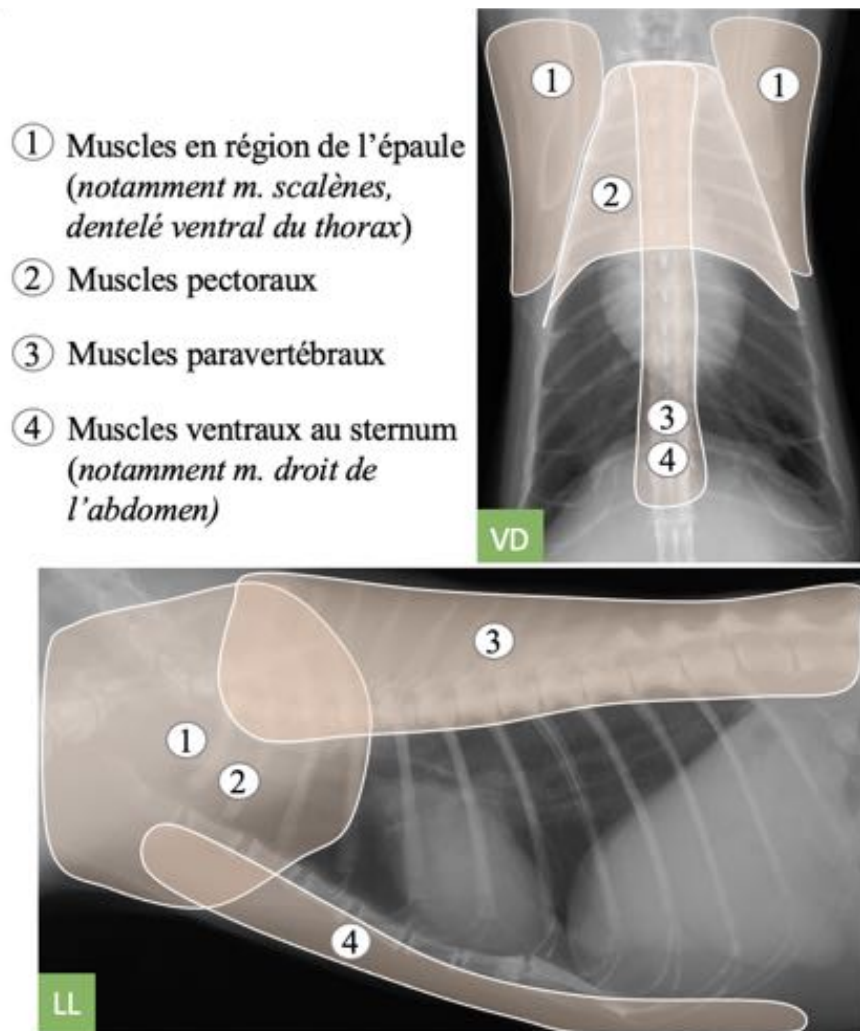


Figure 11 : Zones radiographiques correspondant aux principaux muscles observables sur une radiographie thoracique de chat

VD : vue ventro-dorsale ; LL : vue latéro-latérale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Le diaphragme

Anatomie

Le diaphragme est une structure musculo-tendineuse qui marque la séparation entre la cavité thoracique et la cavité abdominale²². Ses bords sont rattachés à la région sous lombaire, aux côtes et au sternum²². De cette région lombaire s'attachent les deux piliers du diaphragme (un gauche, un droit), qui correspondent à la partie charnue lombaire du muscle²². Le diaphragme n'est pas une cloison totalement hermétique : plusieurs hiatus et *foramina* permettent le passage de structures anatomiques, notamment vasculaires et digestives²². Le hiatus aortique, dans lequel passe l'aorte, est situé le plus dorsalement, légèrement à droite du plan médian et ventralement à la première vertèbre lombaire²². Le hiatus œsophagien, dans lequel passe l'œsophage, se trouve légèrement à gauche dans le plan médian, au niveau du centre du diaphragme²². Le *foramen* de la veine cave caudale se trouve quant à lui à droite du plan médian, légèrement ventralement au hiatus œsophagien et permet le passage de la veine cave caudale²² de la cavité thoracique à la cavité abdominale. La figure 12 présente schématiquement l'anatomie du diaphragme.

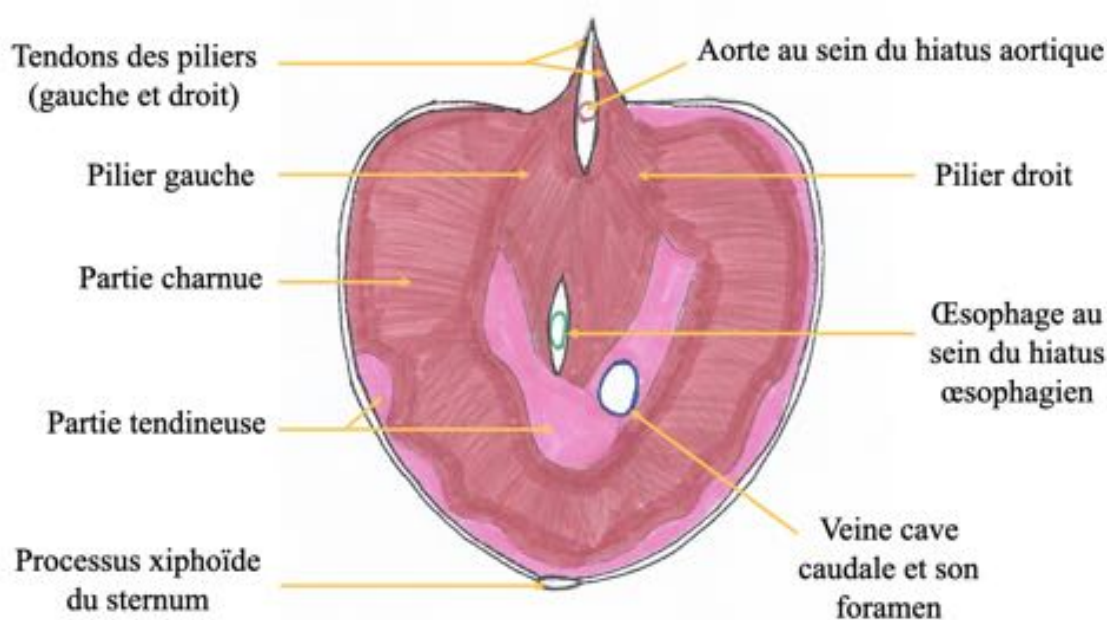


Figure 12 : Schéma du diaphragme (vue caudo-crâniale)

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Le diaphragme a une densité radiographique tissulaire, comparable à celle des muscles évoqués précédemment²³. En revanche, en raison de sa fine épaisseur et de ses rapports avec des organes thoraciques caudaux et abdominaux crâniiaux, son apparence radiographique est très variable. En effet, les contours du diaphragme sont mieux visibles sur sa face thoracique que sur sa face abdominale²³. La densité radiographique principalement aérique des poumons permet un bon contraste par rapport aux densités radiographiques des organes abdominaux qui sont davantage tissulaires²³. Par ailleurs, l'apparence radiographique du diaphragme dépend de multiples facteurs tels que la vue réalisée, l'âge, l'obésité, la respiration ou encore la gravité²³. Ainsi en fonction de ces facteurs, seulement certaines parties du diaphragme sont observables²³. Les structures diaphragmatiques les plus facilement observables sont, selon les vues, les deux piliers du diaphragme et la coupole diaphragmatique²³. Les deux piliers du diaphragme apparaissent, chez le chien, plutôt parallèles sur la vue latéro-latérale gauche-droite et plutôt croisés sur la vue latéro-latérale droite-gauche²³. Toutefois, chez le chat, cette différence est moins marquée entre les deux vues latéro-latérales probablement en raison de la plus petite taille du thorax²³. Sur la vue ventro-dorsale, les piliers du diaphragme du chat sont très difficilement observables²³. Quant à la coupole diaphragmatique, elle correspond sur les trois vues aux contours les plus crâniiaux et les plus convexes du diaphragme²³. La figure 13 présente les apparences radiographiques du diaphragme sur trois radiographies thoraciques de chat.

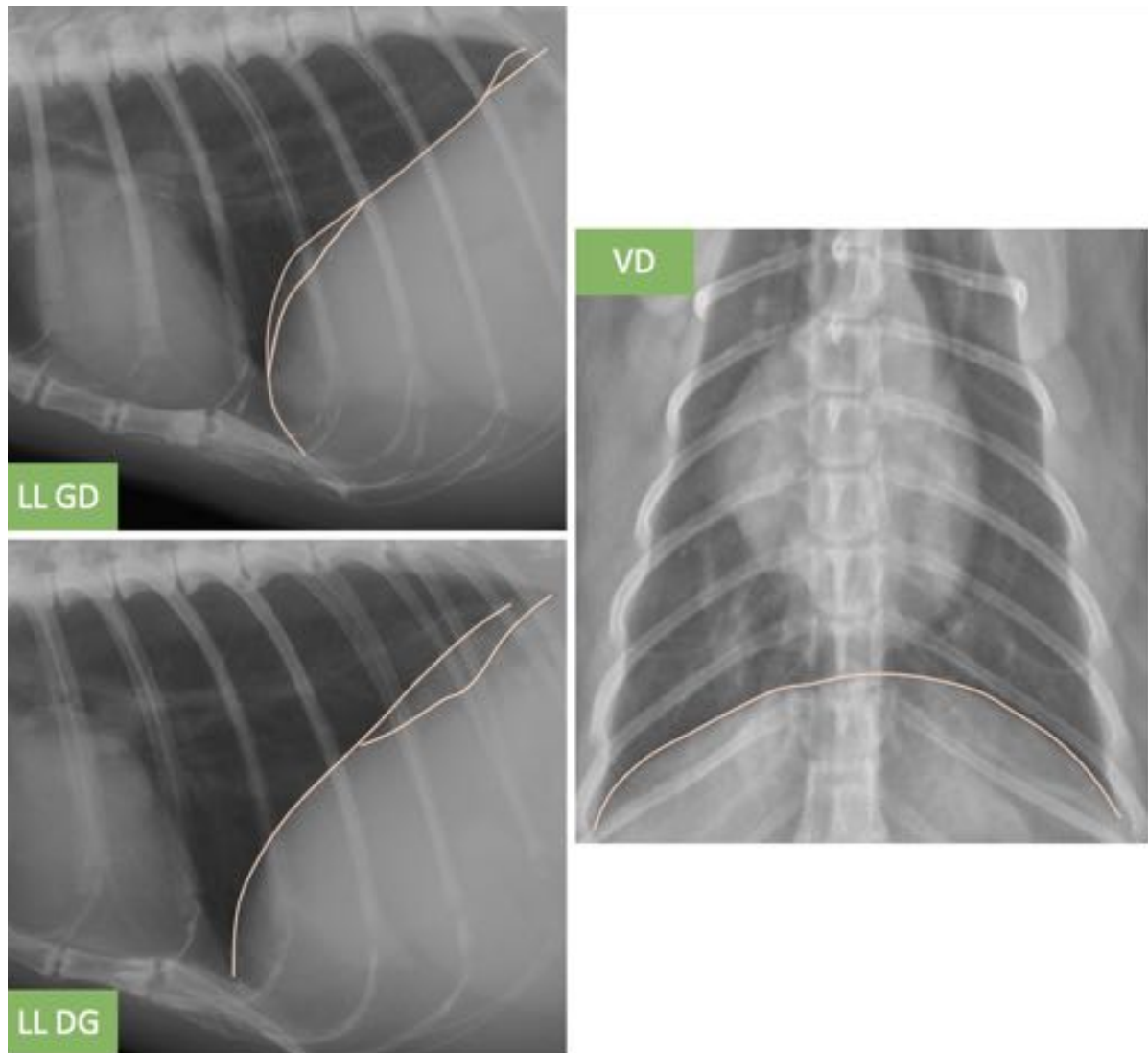


Figure 13 : Apparences radiographiques du diaphragme sur trois radiographies thoraciques d'un chat

LL GD et LL DG : Vue latéro-latérale gauche-droite ou droite-gauche ;

VD : Vue ventro-dorsale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

b - Le cœur

Anatomie

Le cœur a une forme de cône légèrement aplati latéro-latéralement, à base dorsale et à pointe ventrale²⁴. Il est contenu par le péricarde²⁴. Comme chez tous les mammifères quadrupèdes, l'aplatissement du thorax entraîne une rotation du cœur dans le sens anti-horaire²⁴. Le cœur droit est donc plus crânial que le cœur gauche. Chez les mammifères,

le cœur est composé de deux *atria* et de deux ventricules. Les deux *atria* sont séparés par le *septum* inter-atrial, tandis que les deux ventricules sont séparés par le *septum* inter-ventriculaire²⁴. Les *atria* sont séparés des ventricules grâce à des *ostia* atrio-ventriculaires sur lesquels s'attachent des valves composées de cuspides²⁴. La valve de l'*ostium* atrio-ventriculaire droit est appelée valve tricuspide²⁴. La valve de l'*ostium* atrio-ventriculaire gauche est appelée valve mitrale²⁴. La figure 14 présente schématiquement l'anatomie du cœur.

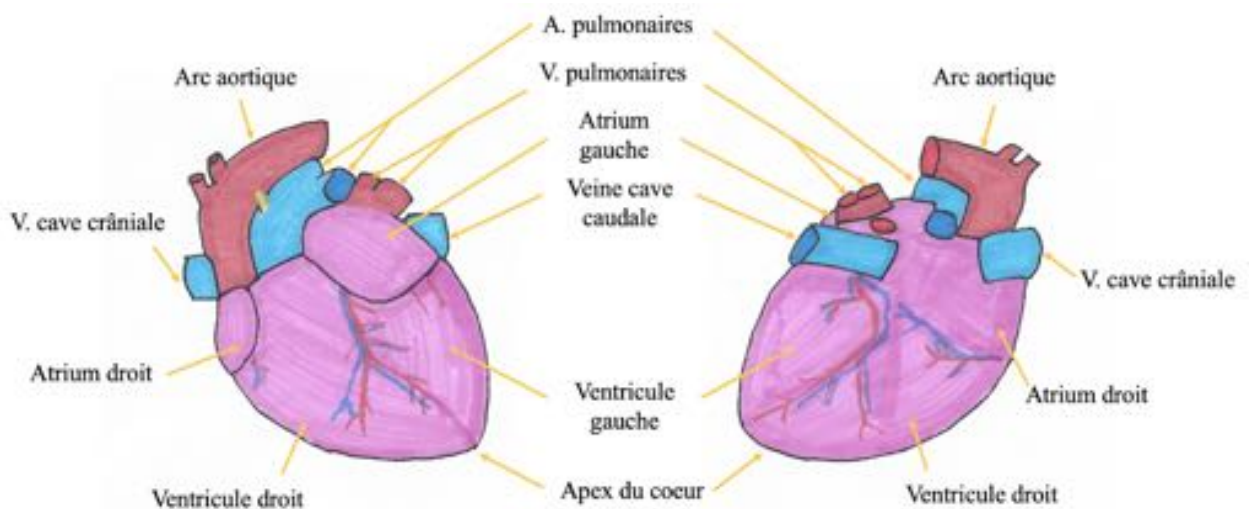


Figure 14 : Schéma des structures anatomiques du cœur utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique de chat

À gauche : vue latéro-latérale gauche-droite ; À droite : vue latéro-latérale droite-gauche
En rouge : vaisseaux sanguins transportant du sang riche en dioxygène ; En bleu : vaisseaux sanguins transportant du sang riche en dioxyde de carbone
(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

La radiographie thoracique est un examen de choix pour l'évaluation du cœur, notamment dans le cadre des affections cardio-respiratoires²⁵. Connaître l'apparence radiographique d'un cœur sain est donc particulièrement important. C'est le plus gros organe de la cavité abdominale dont la densité radiographique est tissulaire^{16,25}. Concernant sa position, le cœur se trouve en région médiastinale, environ entre le 3^{ème} et 6^{ème} espace intercostal²⁵. Le grand axe du cœur forme un angle d'environ 45° avec le sternum, bien qu'il puisse être inférieur chez les chats âgés⁹. Ce grand axe est long de 4 à 4.5 cm. Sur la vue ventro-dorsale, l'apex pointe légèrement vers la gauche²⁵. Les contours précis des *atria* et des

ventricules, ainsi que la valve tricuspide et la valve mitrale, ne sont pas visibles sur une radiographie thoracique²⁵. Sur les vues latéro-latérales, les deux *atria* se superposent et se situent à la base du cœur, caudalement à la bifurcation trachéale²⁵. Quant aux deux ventricules, ils se superposent partiellement, le ventricule droit étant plus caudal que le gauche²⁵. Les quatre cavités cardiaques sont mieux différenciables sur la vue ventro-dorsale²⁵. Pour repérer ces quatre cavités cardiaques (ainsi que les gros vaisseaux sanguins), une méthode qualitative faisant l'analogie avec le cadran d'une horloge peut être utilisée pour les trois vues²⁵. Concernant le péricarde, en raison de sa fine épaisseur, celui-ci n'est pas visible radiographiquement en conditions physiologiques⁹. L'évaluation radiologique de la taille du cœur est importante, notamment lorsqu'une affection cardiaque est suspectée²⁵. Plusieurs méthodes quantitatives sont rapportées pour évaluer cette taille, en particulier l'index vertébral de Buchanan pour les vues latéro-latérales et le rapport cardio-thoracique pour la vue ventro-dorsale²⁵. Ces méthodes quantitatives sont à compléter avec l'appréciation qualitative de la silhouette cardiaque^{16,25}. L'index vertébral de Buchanan correspond à la somme entre la longueur apicobasilaire du cœur et son diamètre maximal crâniocaudal, mesurés à angle droit, comparée à la longueur des corps vertébraux en commençant par la face crâniale de T4⁹. Il n'existe pas de consensus quant à une unique valeur seuil pour l'interprétation de cet index²⁵. Toutefois, une étude portant sur 50 chats sains rapportait un index correspondant à 7.3 ± 0.5 corps vertébraux²⁶. Sur la vue ventro-dorsale, le rapport cardio-thoracique correspond au rapport entre la largeur transversale maximale du cœur et la largeur transversale du thorax au niveau du même espace intercostal que la largeur transversale maximale du cœur²⁷. Ce rapport est considéré normal si sa valeur est de 0.65 ± 0.06 ²⁷. Enfin, il convient de garder à l'esprit que plusieurs facteurs non pathologiques tels que la position du chat, l'état d'embonpoint, l'âge, la phase du cycle respiratoire et du cycle cardiaque, peuvent modifier l'apparence radiographique normale du cœur^{16,25}. Ces facteurs peuvent conduire à un mauvais diagnostic²⁵. La figure 15 présente les apparences radiographiques du cœur sur deux radiographies thoraciques.

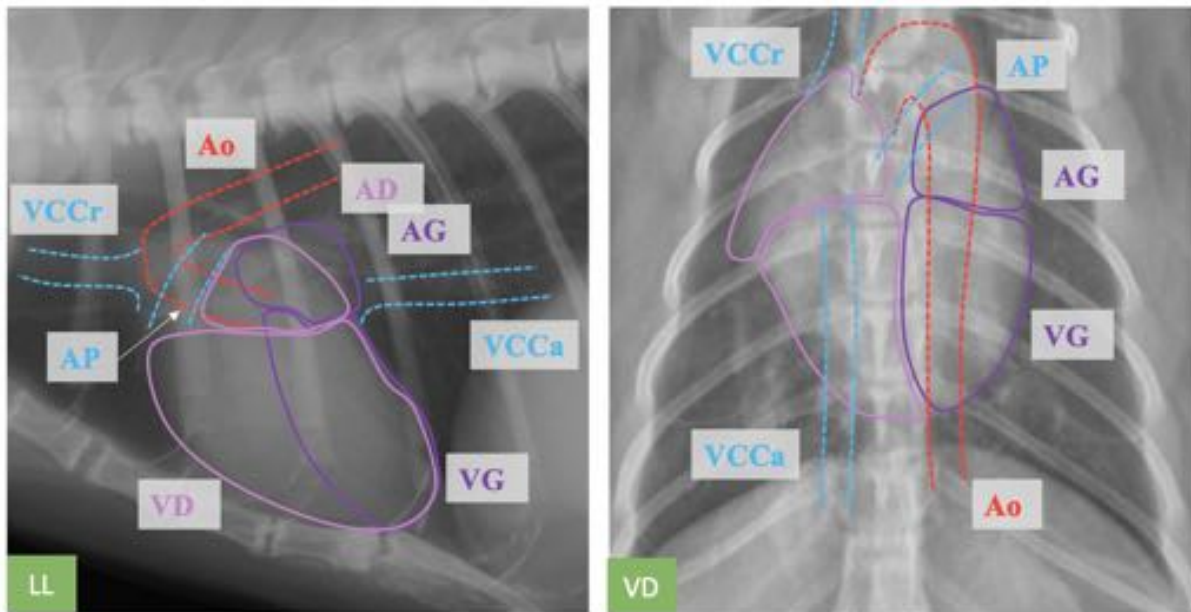


Figure 15 : Apparences radiographiques du cœur sur deux radiographies thoraciques de chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; VCCr : V. cave crâniale ; VCCa : V. cave caudale ; AP : A. pulmonaire ; Ao : Aorte ; VG et VD : Respectivement ventricule gauche et droit ; AG et AG : Respectivement atria gauche et droit

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

c - Les vaisseaux sanguins

Anatomie

Deux types de vaisseaux sanguins sont distingués selon leur fonction : les artères, qui acheminent le sang en provenance des ventricules, et les veines qui rapportent le sang à destination des *atria*²⁸.

Les principales structures artérielles thoraciques issues du ventricule gauche sont l'aorte ascendante, le tronc brachio-céphalique commun, l'arc aortique et l'aorte thoracique²⁸. L'aorte ascendante naît de l'*ostium* aortique et marque le départ de la grande circulation²⁸. Elle s'avance dorso-crânialement en décrivant une courbe ascendante²⁸. À mi-hauteur du thorax, elle change d'orientation en formant une crosse aortique²⁸. La crosse aortique signe le départ du tronc brachio-céphalique commun (qui irrigue les territoires crâniens au cœur) et de l'arc aortique (qui marque la fin de la crosse aortique)²⁸. L'arc aortique se prolonge en aorte thoracique qui irrigue les territoires caudaux au cœur²⁸. L'aorte thoracique part donc selon une direction caudale, et se situe légèrement à gauche du plan médian lors de sa

descente²⁸. Elle quitte la cavité thoracique au niveau du hiatus aortique du diaphragme²⁸. Les principales structures artérielles issues du ventricule droit sont le tronc pulmonaire et les deux artères pulmonaires (gauche et droite)²⁸. Le tronc pulmonaire part du ventricule droit et marque le début de la petite circulation²⁸. Il est situé sur le côté crânial gauche du cœur²⁸. Il croise le départ de l'aorte et se divise en deux artères pulmonaires à l'aplomb de la crosse aortique²⁸. Les deux artères pulmonaires (gauche et droite) assurent l'irrigation des poumons²⁸. Elles se situent ventralement à l'œsophage et à la trachée et pénètrent les poumons au niveau de leur face médiale²⁸.

Les principales structures veineuses se terminant dans l'*atrium* droit sont la veine cave caudale et la veine cave crâniale²⁸. Ces deux veines assurent le retour au cœur de 90% du volume sanguin total²⁸. Depuis son extrémité la plus caudale, la veine cave caudale longe d'abord la face ventrale des vertèbres lombaires pour ensuite se plaquer entre la face diaphragmatique du foie et la moitié dorsale de la coupole diaphragmatique²⁸. Elle traverse le diaphragme au niveau du *foramen* de la veine cave caudale²⁸. Dans son trajet thoracique, la veine cave caudale passe par le pli de la veine cave caudale, situé dans la moitié dorsale de l'hémithorax droit²⁸. La veine cave caudale abouche dans l'*atrium* droit du cœur²⁸. Concernant la veine cave crâniale, elle se différencie de la veine cave caudale par sa courte longueur, ressemblant davantage à un tronc vasculaire²⁸. Elle draine les membres thoraciques, la tête et l'encolure²⁸. La veine cave crâniale prend naissance à la base de l'encolure, légèrement crânialement à la première paire de côtes, puis elle s'immisce dans le médiastin crânial et abouche finalement dans l'*atrium* droit du cœur²⁸. Les principales structures veineuses se terminant dans l'*atrium* gauche sont les veines pulmonaires²⁸. Elles assurent le retour du sang oxygéné en provenance des poumons²⁸. Toutefois, en raison de la promiscuité entre le cœur et les poumons, les veines pulmonaires sont très courtes²⁸. La figure 16 présente schématiquement les principaux vaisseaux sanguins utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique.

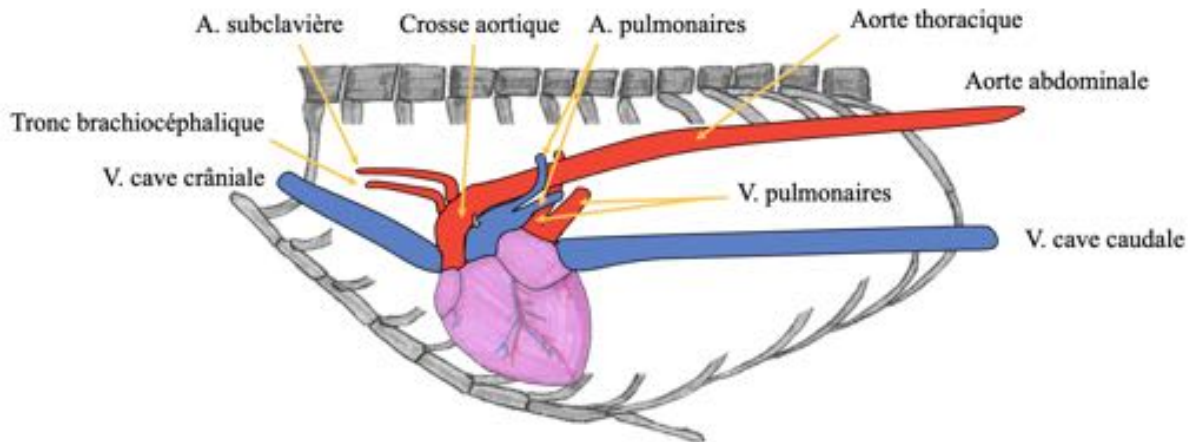


Figure 16 : Schéma des principaux vaisseaux sanguins utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique de chat

En rouge : vaisseaux sanguins transportant du sang riche en dioxygène ;

En bleu : vaisseaux sanguins transportant du sang riche en dioxyde de carbone

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les vaisseaux sanguins ont une densité radiographique tissulaire. Selon les vues, leurs contours sont observables et peuvent apparaître sous différentes coupes¹⁶. Le diamètre de l'aorte, de la veine cave caudale ainsi des vaisseaux pulmonaires est le principal critère évalué sur une radiographie thoracique¹⁶. De manière générale pour les vaisseaux sanguins thoraciques, le diamètre varie physiologiquement selon la phase du cycle respiratoire : il diminue durant l'inspiration et augmente durant l'expiration¹⁶. Pour l'aorte, son diamètre est considéré comme normal si aucune augmentation de son diamètre n'est observée¹⁶. Il est donc nécessaire d'exclure les principales modifications radiographiques fréquemment associées à l'augmentation du diamètre aortique, notamment au niveau de l'arc aortique¹⁶. Un élargissement de l'arc aortique apparaît comme une densité radiographique tissulaire, située dans la région crânio-dorsale du cœur sur une vue latéro-latérale et dans la région crâniale gauche du cœur sur la vue ventro-dorsale¹⁶. Certains chats âgés peuvent présenter une aorte d'apparence radiographique tortueuse associée à un arc aortique davantage vertical, sans signification clinique¹⁶. Dans cette situation, sur la vue ventro-dorsale, la projection de l'arc aortique peut être confondue avec un nodule pulmonaire¹⁶.

Le diamètre de la veine cave caudale est considéré comme normal si son diamètre n'est pas augmenté¹⁶. Cette augmentation de diamètre peut être évaluée sur les vues latéro-latérales grâce à deux méthodes quantitatives¹⁶. La première considère que le diamètre

de la veine cave caudale est augmenté si celui-ci est supérieur à la largeur du 5^{ème} ou 6^{ème} corps vertébral thoracique¹⁶. La seconde considère qu'il est augmenté si celui-ci est supérieur à 1.5 fois le diamètre de l'aorte thoracique¹⁶.

Concernant le diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires, il s'évalue grâce à une méthode qualitative, bien que celle-ci soit difficile à appliquer en pratique¹⁶. Cette méthode consiste à évaluer la superposition d'une artère pulmonaire d'un lobe caudal avec une côte. Plus précisément, sur la vue ventro-dorsale, on peut parfois trouver focalement une artère pulmonaire perpendiculaire à la 9^{ème} paire de côtes²⁵. L'évaluation de la superposition de cette artère pulmonaire et de la 9^{ème} paire de côtes permet de conclure quant à son diamètre : si cela forme globalement un carré, cela signifie que le diamètre de l'artère est normal²⁵. De plus, comme les veines pulmonaires ont approximativement le même diamètre que leurs artères pulmonaires associées, cela permet aussi de déduire que leur diamètre des veines est normal²⁵. L'évaluation du diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires est détaillée ultérieurement dans l'exposé. La figure 17 présente les apparences radiographiques des principales structures vasculaires sanguines utiles pour la lecture d'une radiographie thoracique.

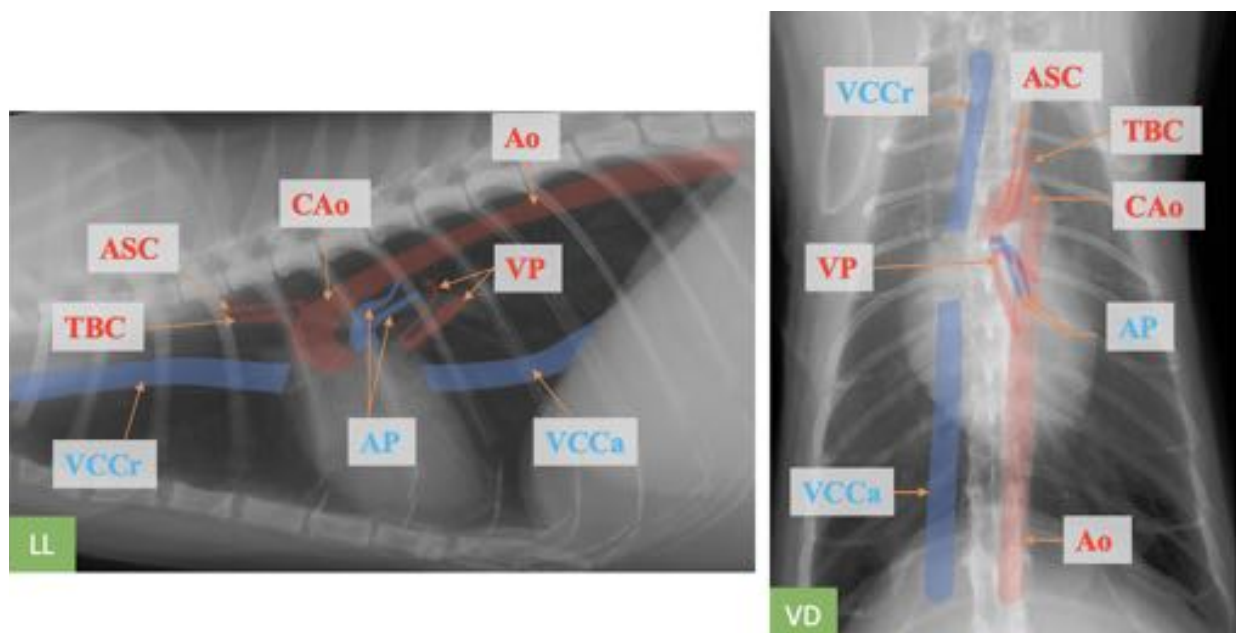


Figure 17 : Apparences radiographiques des principales structures vasculaires sanguines sur deux radiographies thoraciques de chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; VCCr : V. cave crâniale ; VCCa : V. cave caudale ; AP : A. pulmonaire ; Ao : Aorte ; CAo : Crosse aortique ; TBC : Tronc brachio-céphalique ; ASC : A. subclavière

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

d - La trachée

Anatomie

La trachée fait partie des voies respiratoires sous-glottiques²⁴. Elle prend son origine dans la région de la gorge, en arrière du larynx²⁴. Elle s'étend du corps de l'axis jusqu'à la 5^{ème} vertèbre thoracique⁹. La trachée se compose de cartilages trachéaux qui empêchent son affaissement²⁴. À l'entrée du thorax, elle réalise une légère courbure dorsale avant de continuer dans le médiastin²⁴. La trachée est approximativement parallèle à la colonne vertébrale dans le médiastin crânial, puis elle dévie généralement ventralement dans le médiastin moyen⁹. Elle mesure environ 8 cm²⁴. Dans sa partie thoracique, elle se situe ventralement à l'oesophage, à la veine cave crâniale, à l'aorte ascendante, au tronc brachio-céphalique commun ainsi qu'au tronc pulmonaire²⁴. La trachée se situe légèrement dans l'hémithorax droit dans le médiastin crânial et revient dans le plan médial dans le médiastin moyen, au niveau de sa bifurcation en deux bronches⁹. Cette bifurcation dans le

médiastin moyen, caudalement à l'arc aortique, marque la fin de la trachée²⁴. La figure 18 présente schématiquement la trachée du chat.

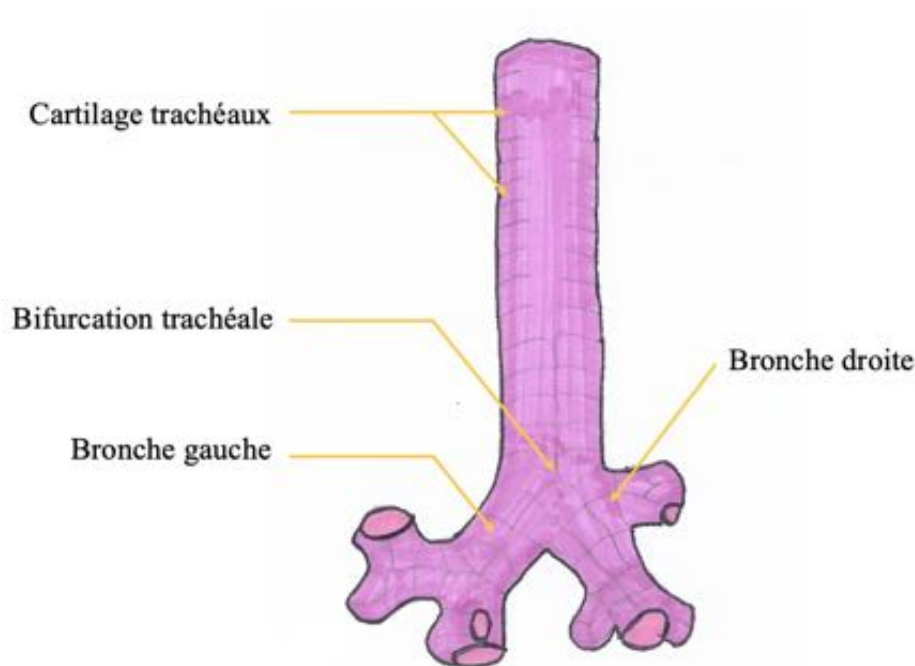


Figure 18 : Schéma de la trachée du chat

Vue ventro-dorsale

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

La trachée s'observe particulièrement bien sur la radiographie thoracique en raison de l'air qu'elle contient²⁹. Cela lui confère une densité radiographique aérique qui contraste avec les densités radiographiques majoritairement tissulaires des organes médiastinaux avoisinants²⁹. Son observation est plus aisée sur les vues latéro-latérales, tandis qu'elle est plus difficile sur la vue ventro-dorsale en raison de la superposition avec les vertèbres et le sternum²⁹. En plus de sa position anatomique, le diamètre et la longueur de la trachée sont évaluables sur la radiographie thoracique. Sur les vues latéro-latérales, le diamètre de la lumière doit approximativement être égal à trois fois la largeur du tiers proximal de la troisième côte, ou valoir environ un cinquième de la hauteur de l'entrée du thorax⁹. Le diamètre doit être approximativement constant sur toute la longueur de la trachée²⁹. La position de l'animal durant la réalisation de la radiographie thoracique peut toutefois modifier l'apparence radiographique de la trachée⁹. Sur une vue latérale, flexion du cou peut induire focalement un déplacement dorsal de la trachée au niveau de l'entrée du thorax²⁹. À l'inverse,

une extension trop importante du cou provoque un rétrécissement de la trachée au niveau de l'entrée du thorax⁹. La figure 19 présente les apparences radiographiques de la trachée sur deux radiographies thoraciques.

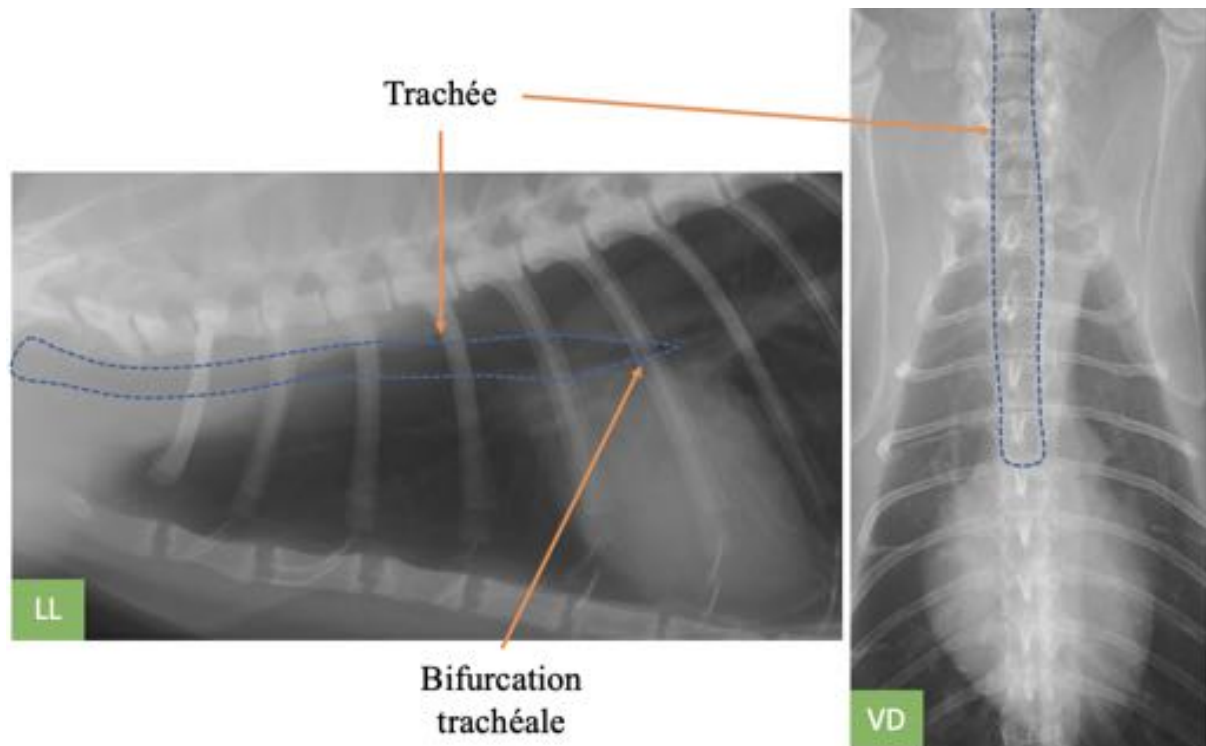


Figure 19 : Apparences radiographiques de la trachée sur deux radiographies thoraciques de chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

e - Les bronches

Anatomie

Les bronches sont issues de la trachée et se ramifient dans les poumons pour assurer la circulation de l'air²⁴. Elles structurent l'architecture des poumons, sur laquelle porte le parenchyme pulmonaire²⁴. Au niveau de la bifurcation trachéale naissent les deux bronches principales (gauche et droite) qui s'enfoncent dans les poumons au niveau des deux hiles pulmonaires (gauche et droit)²⁴. Au niveau pulmonaire, les deux bronches principales se divisent chacune d'elles en une bronche lobaire crâniale et une bronche lobaire caudale²⁴. Les bronches pulmonaires et les vaisseaux sanguins pulmonaires ont la particularité de se disposer entre eux selon une triade²⁴. La bronche pulmonaire ayant dorso-latéralement une

artère pulmonaire et ventro-médialement une veine pulmonaire²⁴. La figure 20 présente schématiquement les principales bronches du chat.

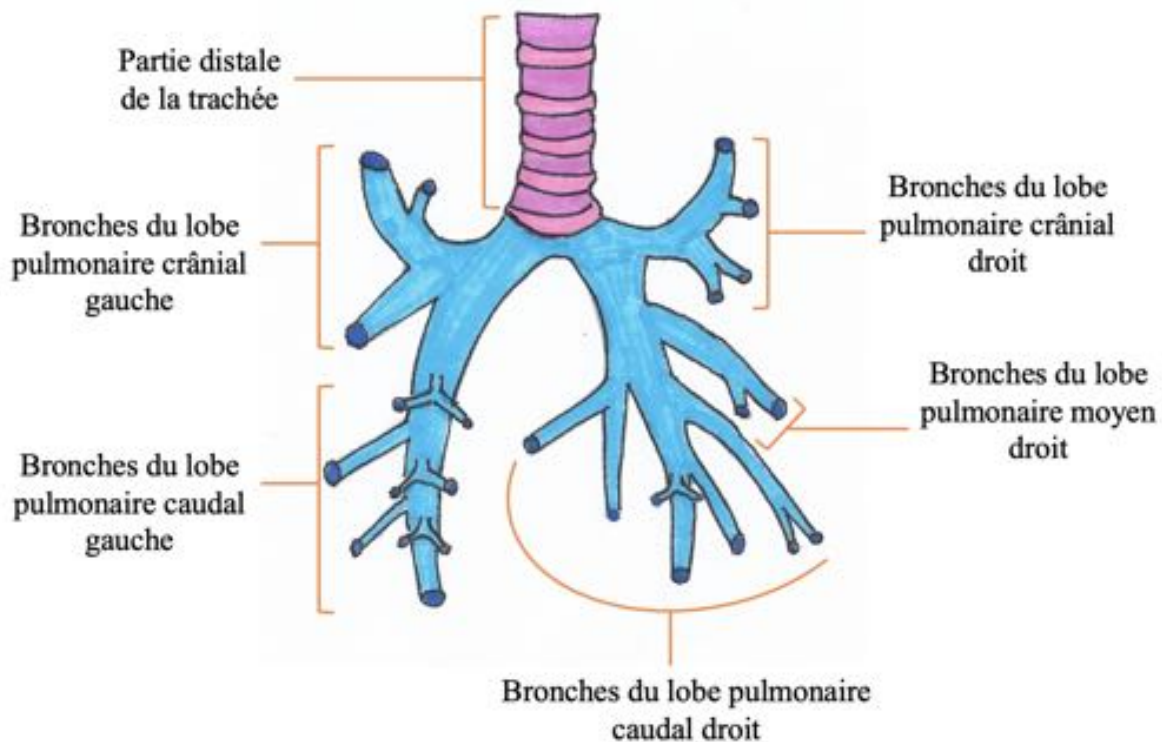


Figure 20 : Schéma des principales bronches du chat

Vue dorso-ventrale

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

L'évaluation radiologique des bronches est assez succincte car la majorité des bronches ne sont pas observables radiographiquement⁹. Les bronches avec un large diamètre en région péri-hilaire sont généralement les plus visibles¹⁹. Quelques bronches de plus faible diamètre peuvent être observées grâce aux contours des vaisseaux pulmonaires qui les entourent, selon l'organisation en triade évoquée précédemment¹⁹. En effet, selon l'orientation du faisceau incident, la densité radiographique aérique de ces petites bronches ressort focalement grâce à la densité radiographique tissulaire des veines et des artères qui les entourent¹⁹. La figure 21 présente les apparences radiographiques de grosses bronches.

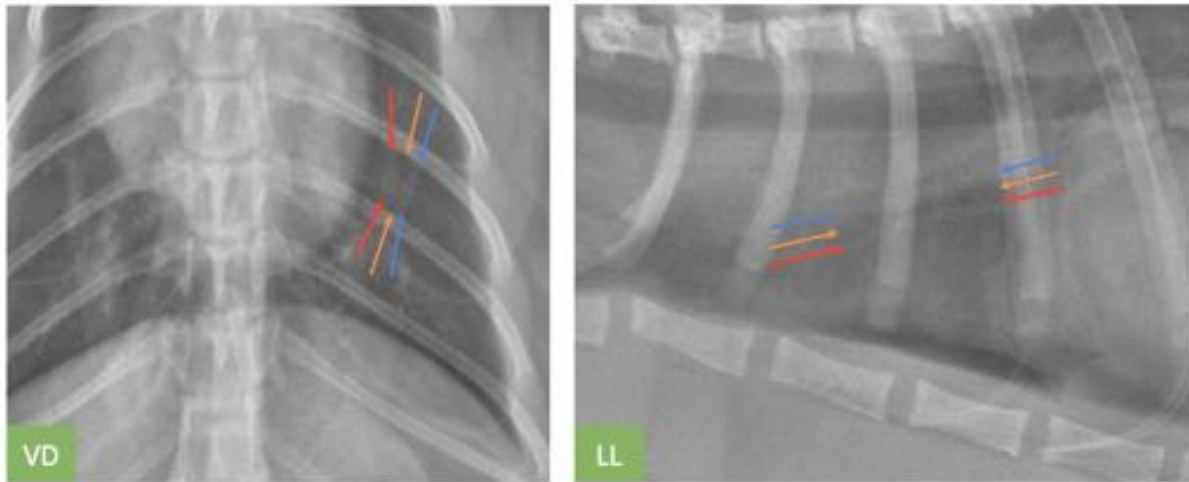


Figure 21 : Apparences radiographiques de deux bronches et de leur triade bronchique sur deux radiographies thoraciques de chat

VD : vue ventro-dorsale ; LL : vue latéro-latérale ; Flèches rouges : artère pulmonaire ;

Flèches oranges : bronche ; Flèches bleues : veine pulmonaire

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

f - Les poumons

Les lobes pulmonaires

Anatomie

Dans chaque hémithorax, les poumons sont délimités par une face costale, une face médiale, un bord dorsal, un bord ventral, un apex et une face diaphragmatique²⁴. Sur la face costale, les poumons sont étroitement plaqués contre la plèvre et les côtes²⁴. La face médiale est en rapport dorsalement avec les corps vertébraux et ventralement avec le médiastin²⁴. Le bord dorsal, convexe et long, occupe la gouttière costo-vertébrale²⁴. Le bord ventral quant à lui est très fin et plaqué sur la moitié distale des côtes²⁴. La partie la plus crâniale des poumons correspond à l'apex, qui est épais et arrondi, et qui se trouve à l'entrée du thorax²⁴. La face diaphragmatique est très oblique ventro-caudalement est moulée sur le diaphragme²⁴. Elle est lisse, concave et s'insinue dans le récessus costo-diaphragmatique sans atteindre le fond²⁴. Les poumons sont découpés en sept lobes : deux lobes crâniaux (gauche et droit), deux lobes caudaux (gauche et droit), deux lobes moyens (gauche et droit) et un lobe accessoire à droite²⁴. Le lobe crânial gauche se caractérise par sa structure en deux segments distincts (un crânial, un caudal). Ces lobes sont séparés entre eux par des scissures interlobaires²⁴. La figure 22 présente schématiquement les lobes pulmonaires.

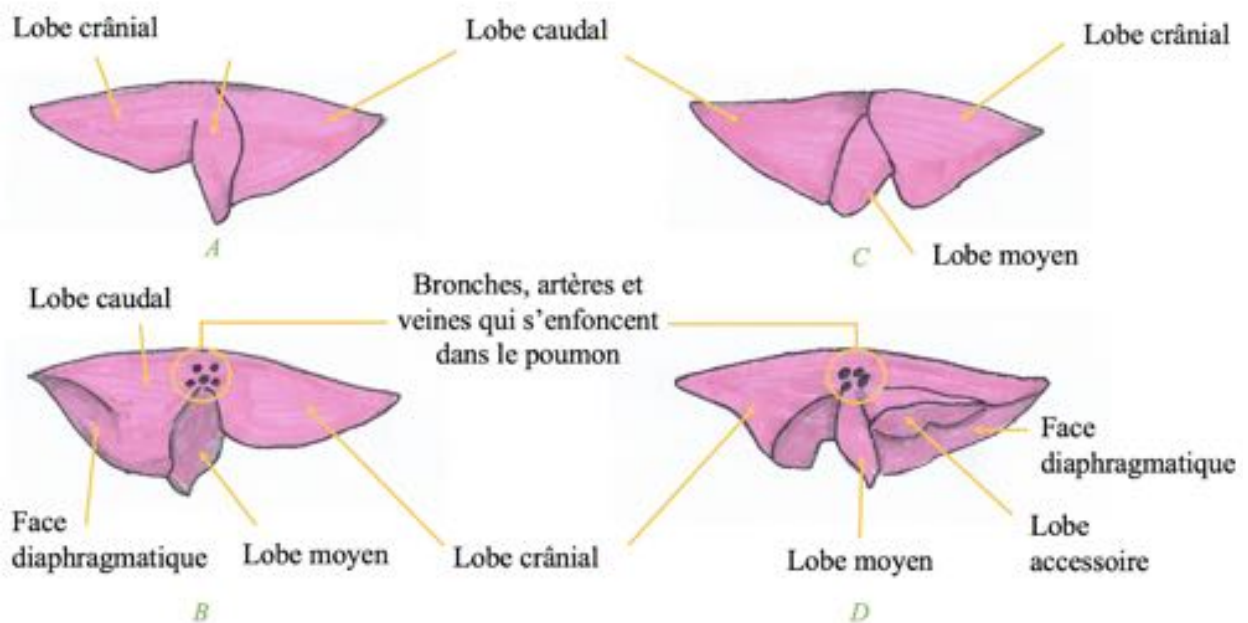


Figure 22 : Schéma des lobes pulmonaires du chat

A : Poumon gauche vue latérale ; B : Poumon gauche vue médiale ; C : Poumon droit vue latérale ; D : Poumon droit vue médiale

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les poumons ont une densité radiographique complexe due à leur nombreuses structures qui les composent d'une part, et qui les superposent d'autre part⁹. Toutefois, l'air contenu par l'arbre bronchique et par les alvéoles fait apparaître une densité radiographique aérique¹⁹. Cette densité radiographique aérique fournit un bon contraste pour l'observation des autres densités radiographiques¹⁹. Les lobes pulmonaires peuvent être approximativement localisés sur les trois vues, bien que leurs contours précis et les scissures interlobaires soient difficilement observables en raison des superpositions⁹. Les poumons s'étendent dans la quasi-totalité de la cavité thoracique²⁴. Les vues latéro-latérales permettent surtout l'évaluation radiologique des lobes crâniaux, des lobes caudaux et du lobe accessoire¹⁹. Les lobes moyens étant en superposition avec le cœur sur les vues latéro-latérales, leur évaluation est plus aisée sur la vue ventro-dorsale¹⁹. La vue ventro-dorsale permet surtout l'évaluation des lobes crâniaux (gauche et droit distinctement), des lobes moyens (gauche et droit distinctement) et du lobe caudal gauche¹⁹. Le lobe caudal droit et le lobe accessoire étant en superposition avec l'estomac, le foie et le diaphragme, cela limite leur évaluation sur la vue

ventro-dorsale¹⁹. La figure 23 présente les apparences radiographiques des lobes pulmonaires sur deux radiographies thoraciques de chat.

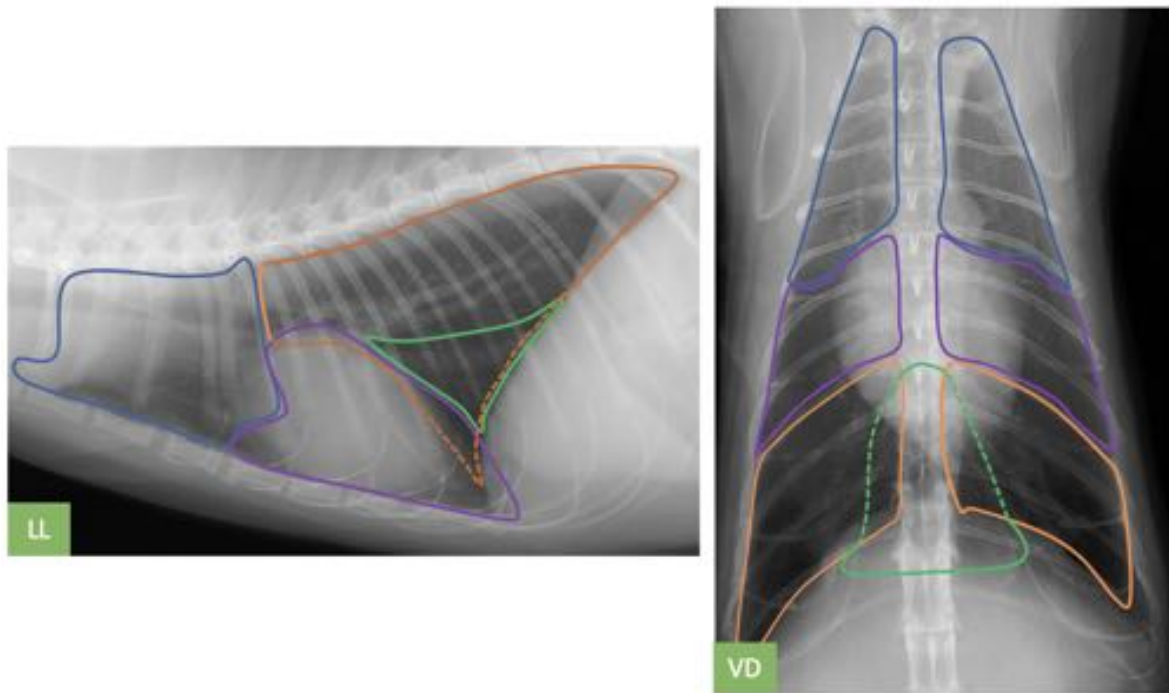


Figure 23 : Apparences radiographiques des lobes pulmonaires sur deux radiographies thoraciques de chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; En bleu : lobes crâniens ; En violet : lobes moyens ; En orange : lobes caudaux ; En vert : lobe accessoire

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Le lobule pulmonaire

Anatomie

L'unité fonctionnelle élémentaire des poumons est le lobule pulmonaire²⁴. Celui-ci est construit autour d'une bronchiole respiratoire qui se ramifie en conduits alvéolaires²⁴. Ces conduits alvéolaires aboutissent dans les alvéoles pulmonaires²⁴. Le surfactant tapisse les alvéoles pulmonaires²⁴. Les bronchioles respiratoires, les conduits alvéolaires et les alvéoles pulmonaires sont enchâssés dans le tissu interstitiel, dans lequel évolue aussi des capillaires sanguins²⁴. Les capillaires sanguins sont séparés des alvéoles par la barrière alvéolo-capillaire à travers laquelle se font les échanges gazeux entre le sang et l'air alvéolaire²⁴. La figure 24 représente schématiquement un lobule pulmonaire.

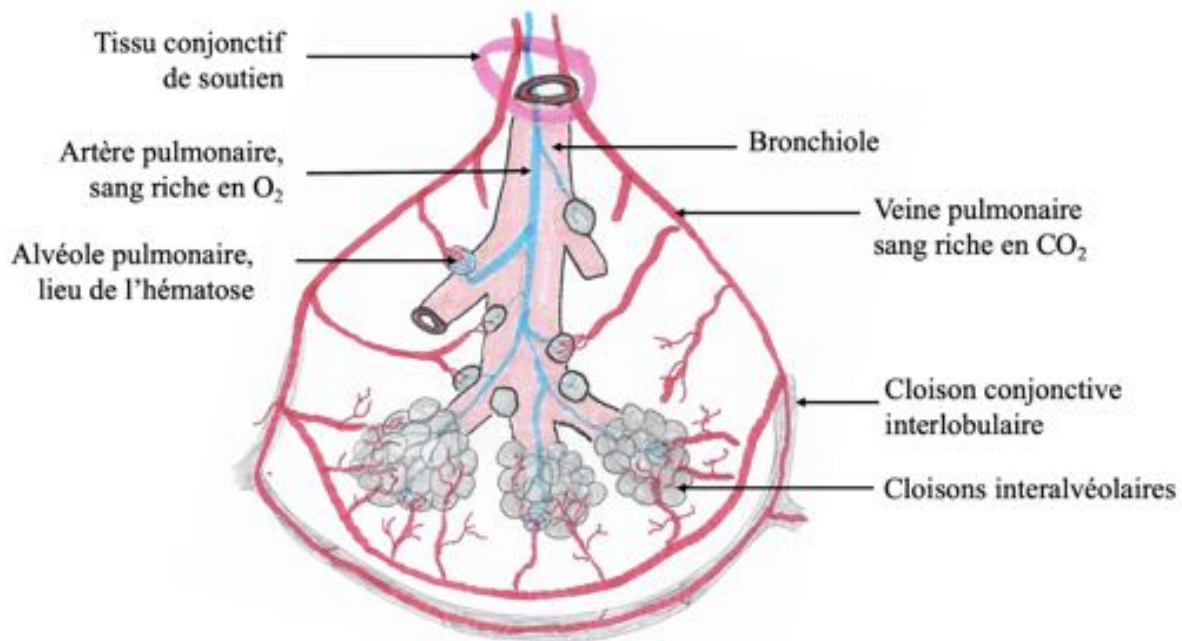


Figure 24 : Schéma d'un lobule pulmonaire

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les alvéoles pulmonaires ne sont pas visibles dans des poumons sains¹⁹. Leur parois, théoriquement de densité tissulaire, sont trop fines pour être observables radiographiquement¹⁹. Toutefois, ces alvéoles ressortent particulièrement en conditions pathologiques lorsque l'air est remplacé par un fluide ou des cellules¹⁹. Cet aspect est présenté ultérieurement dans l'exposé.

g - Les plèvres

Anatomie

Les plèvres correspondent aux séreuses des poumons et sont présentes dans chacun des deux hémithorax²⁴. On distingue pour chaque hémithorax, une plèvre pariétale et une plèvre viscérale²⁴. La plèvre pariétale est accolée, de manière continue, à la face interne de la paroi du thorax²⁴. On distingue plusieurs parties de la plèvre pariétale selon son rapport avec certaines structures anatomiques : la plèvre costale, la plèvre diaphragmatique et la plèvre médiastinale²⁴. La plèvre viscérale quant à elle tapisse la surface des poumons. La cavité pleurale délimitée par les deux plèvres est quasiment virtuelle en conditions physiologiques²⁴. Les deux cavités pleurales communiquent entre elles grâce aux fenestrations du médiastin.

Les deux cavités pleurales contiennent très peu de liquide et renferme une pression inférieure à la pression atmosphérique (on parle couramment de “vide pleural”)²⁴. La figure 25 présente schématiquement la topographie des plèvres dans la cavité thoracique.

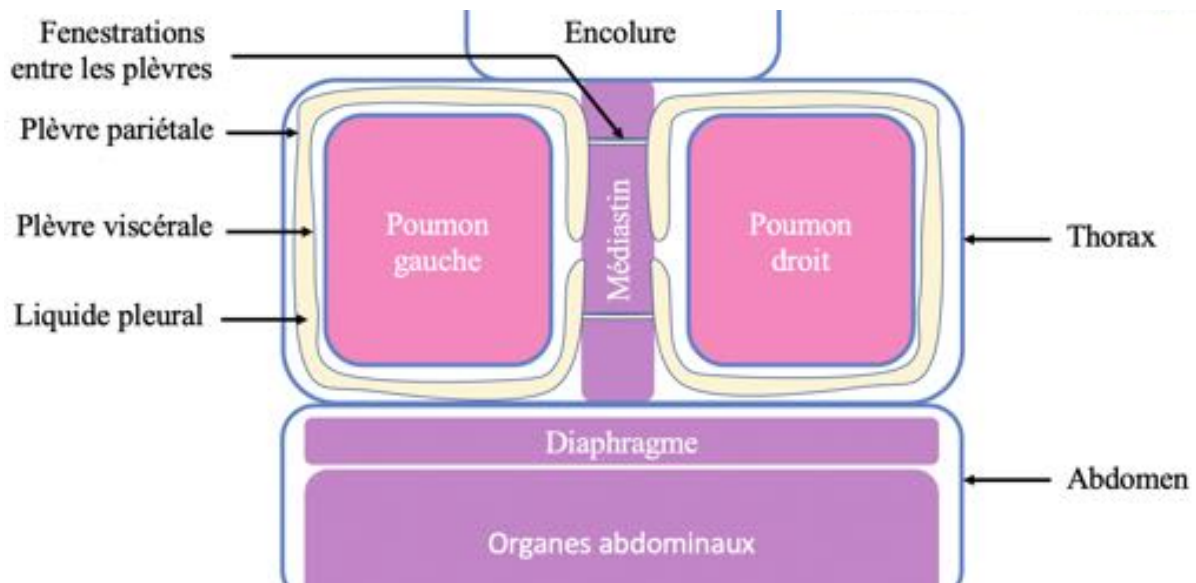


Figure 25 : Schéma des plèvres du chat

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

La plèvre est généralement non visible radiographiquement à cause de sa finesse et des organes en rapport. Sa densité radiographique est théoriquement tissulaire³⁰. Parfois, de fines lignes pleurales sont observables radiographiquement. Toutefois, la cavité pleurale peut être nettement observable en conditions pathologiques³⁰.

h - Le médiastin

Anatomie

Le médiastin est l'espace virtuel formé par l'apposition de la plèvre pariétale médiastinale de chacun des deux hémithorax²⁴. Le médiastin est limité crânialement par l'entrée du thorax, caudalement par le diaphragme, dorsalement par la colonne vertébrale et ventralement par la face interne du sternum²⁴. Le médiastin est situé globalement dans le plan sagittal et peut être divisé en trois parties : le médiastin crânial (de l'entrée du thorax au bord crânial du coeur), le médiastin moyen (de la 5^{ème} à la 8^{ème} paire de côtes) et le médiastin caudal (de la 8^{ème} paire de côtes jusqu'au diaphragme)²⁴. Le médiastin crânial renferme en

particulier l'œsophage, la trachée, le tronc brachiocéphalique, la veine cave crâniale, l'arc aortique, ainsi que les nœuds lymphatiques médiastinaux crâniiaux²⁴. De plus, chez le jeune individu, le thymus est bien développé²⁴. Concernant le médiastin moyen, il renferme en particulier l'œsophage, la bifurcation trachéale, la veine cave caudale, les veines pulmonaires, le cœur, le tronc pulmonaire, l'aorte et le départ des principales bronches²⁴. Enfin, le médiastin caudal renferme principalement l'aorte thoracique, la veine cave caudale et l'œsophage²⁴. La figure 26 présente schématiquement les principaux organes radiographiquement observables contenus dans le médiastin.

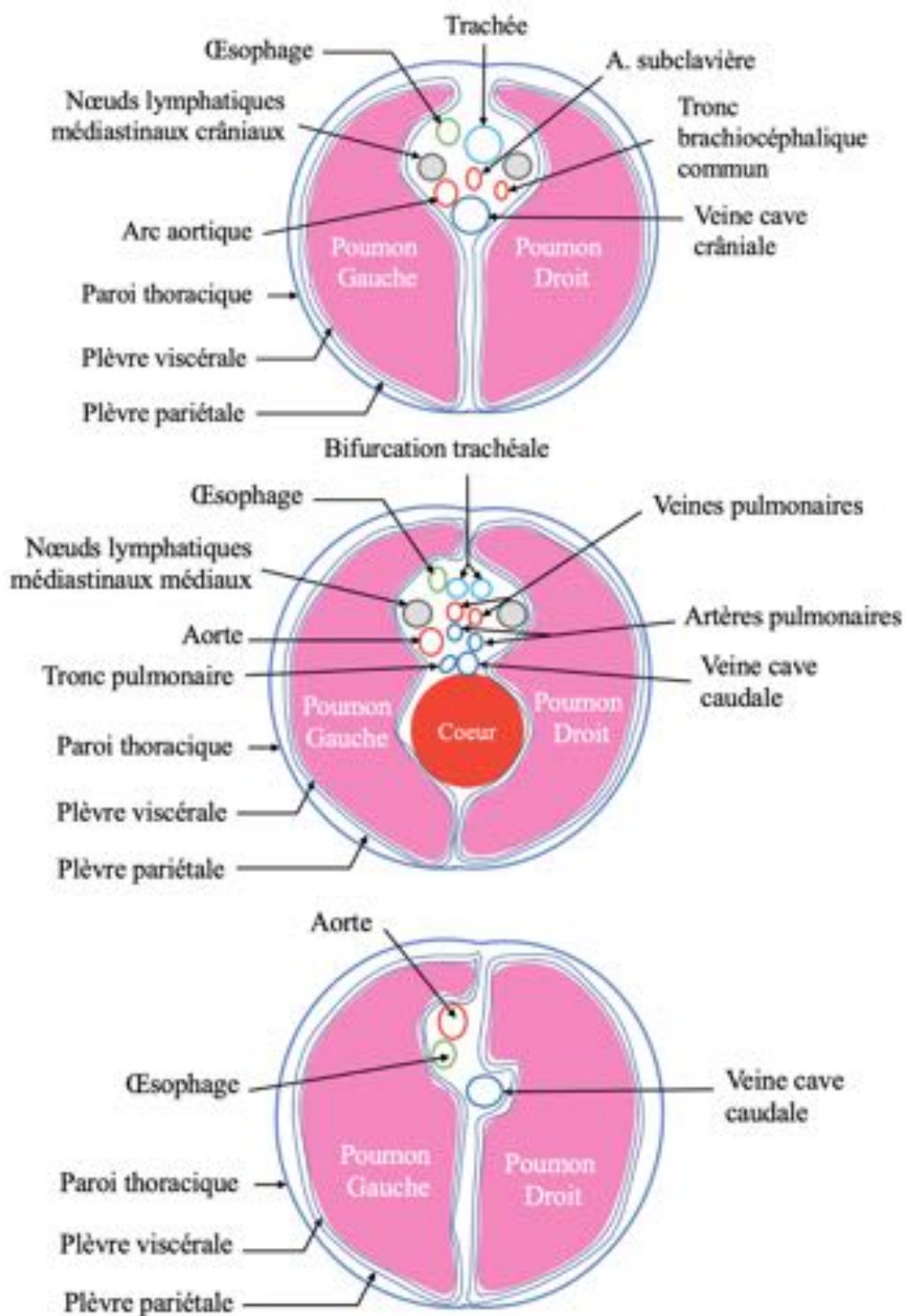


Figure 26 : Schéma des principaux organes du médiastin d'un chat

En haut : Médiastin crânial ; Au milieu : Médiastin moyen ; En bas : Médiastin caudal

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique

Les parois du médiastin ont une densité radiographique tissulaire mais celles-ci ne sont pas visibles à la radiographie thoracique en raison de leur finesse³¹. Cependant, certains des organes contenus dans le médiastin sont quant à eux visibles³¹. Parmi toutes les principales structures médiastinales évoquées dans le paragraphe précédent, seulement le cœur, la trachée, la veine cave caudale, l'aorte et thymus (chez le jeune animal) sont normalement observables radiographiquement³¹. Parfois, une portion de l'oesophage peut être observée³¹. Les autres organes ne sont pas visibles en raison de leur taille et des superpositions radiographiques³¹. Sur les vues latéro-latérales, le médiastin crânial est particulièrement visible dans sa partie ventrale à la trachée et apparaît selon une densité radiographique tissulaire homogène³¹. Sur la vue ventro-dorsale, la presque totalité du médiastin est superposée à la colonne vertébrale, bien qu'il existe deux zones où le médiastin peut être observé comme dévié par rapport au plan sagittal³¹. Ces deux zones sont : la réflexion médiastinale cranio-ventrale et la réflexion médiastinale caudo-ventrale³¹. La réflexion médiastinale cranio-ventrale est observable sur la vue ventro-dorsale et apparaît comme une ligne courbée radio-opaque à gauche de T1 et T2³¹. La réflexion médiastinale caudo-ventrale apparaît quant à elle comme une ligne radio-opaque, dans l'hémithorax gauche, allant de l'apex cardiaque jusqu'au *fundus* de l'estomac³¹. La figure 27 présente les apparences radiographiques du diaphragme sur deux radiographies thoraciques de chat.

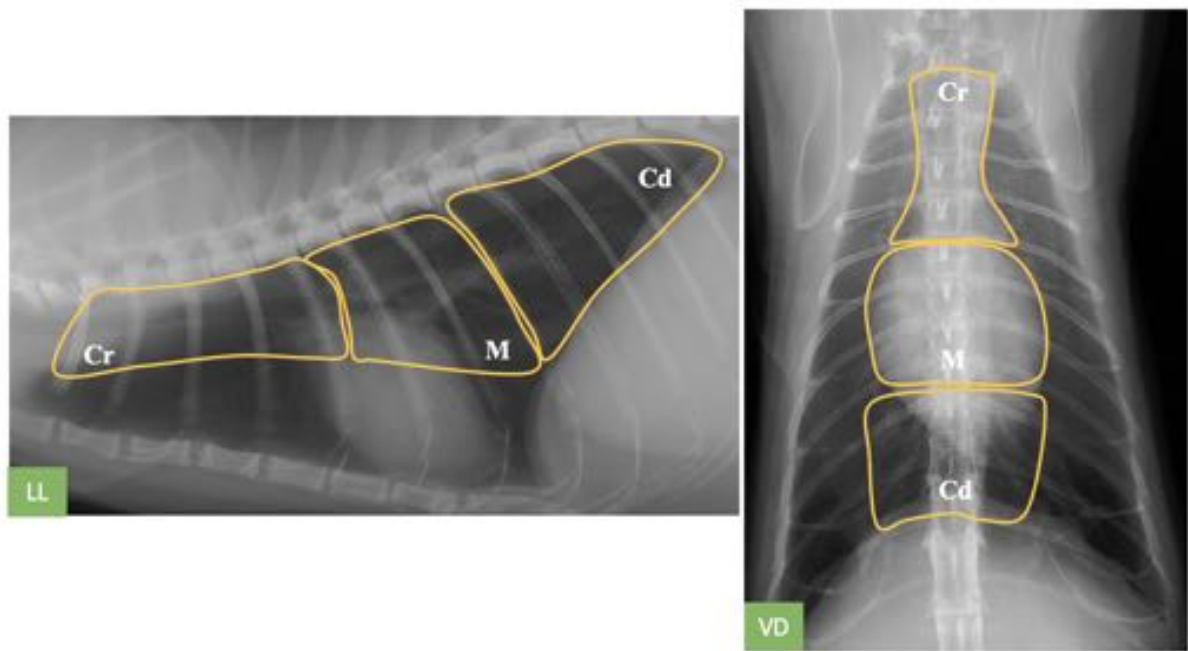


Figure 27 : Apparences radiographiques du médiastin sur des radiographies thoraciques de chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ;

La partie ventrale du médiastin n'est pas visible sur une radiographie thoracique normale de chat, seulement les organes contenus dans la partie dorsale du médiastin sont observables. Cette partie dorsale se décompose en médiastin crânial (Cr), en médiastin moyen (M) et en médiastin caudal (Cd) mis en évidence en jaune.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

3/ Les syndromes radiologiques pulmonaires

Le but de cette sous-partie est de présenter les Syndromes Radiologiques Pulmonaires (SRP) utilisés dans l'évaluation radiologique des poumons. L'objectif est de fournir au lecteur les éléments de compréhension nécessaires pour utiliser pleinement ces SRP, tout en gardant à l'esprit les limites de ceux-ci.

a - Principes des syndromes radiologiques pulmonaires

Les signes radiographiques pulmonaires observés sur une radiographie thoracique ne sont généralement pas spécifiques d'une seule et unique affection⁹. En effet, différentes

affections peuvent produire les mêmes signes radiographiques pulmonaires⁹. Pour outrepasser cette limite, le paradigme d'interprétation radiologique basé sur l'identification de SRP s'avère beaucoup plus pertinent⁹. Ce paradigme consiste à regrouper les signes radiographiques pulmonaires sous forme de SRP selon si ce sont les alvéoles, *l'interstitium*, les bronches ou les vaisseaux sanguins qui sont atteints¹⁹. Il existe donc quatre SRP différents : un alvéolaire, un bronchique, un interstitiel et un vasculaire^{9,19}. De plus, ces quatre SRP tiennent compte de la distribution et de l'intensité des signes radiographiques pulmonaires observés¹⁹. Leur distribution peut être focale ou diffuse et toucher un ou plusieurs lobes pulmonaires⁹. L'intensité peut être discrète, modérée ou sévère⁹. Grâce à ces SRP, il est ainsi possible d'établir une liste d'affections compatibles avec une atteinte alvéolaire, bronchique, interstitielle ou vasculaire¹⁹. Le point fort de ce paradigme permet d'envisager le plus exhaustivement possible les affections compatibles avec les signes radiographiques pulmonaires observés, en tenant compte des affections des plus fréquentes aux affections plus rares¹⁹. Le vétérinaire peut donc s'appuyer sur ce paradigme pour nourrir une démarche diagnostique rigoureuse, à la lumière du contexte clinique¹⁹. Il est donc particulièrement important de savoir identifier ces quatre SRP et de maîtriser leur interprétation¹⁹. Cela permet de profiter de tout le potentiel de l'ERT pour optimiser le diagnostic, le traitement et le suivi des affections pulmonaires félines.

b - Le syndrome radiologique pulmonaire alvéolaire

Le SRP alvéolaire correspond à l'augmentation de l'opacité radiographique d'une partie ou de la totalité des poumons due au remplacement de l'air contenu dans les alvéoles par un fluide et/ou des cellules⁹. Le SRP alvéolaire est caractérisé par la présence d'un ou des trois signes radiographiques pulmonaires suivants : un bronchogramme aérique, un signe lobaire ou une zone d'opacité augmentée dont les limites ne peuvent pas correspondre à une masse pulmonaire¹⁹.

Bronchogramme aérique

Le bronchogramme aérique est le signe radiographique pulmonaire le plus évocateur d'un SRP alvéolaire¹⁹. Ce signe radiographique pulmonaire apparaît comme une augmentation de contraste des bronches relativement au contraste des alvéoles pulmonaires atteintes⁹. En condition physiologique, les bronches et les alvéoles sont remplies d'air et ont donc une densité radiographique aérique¹⁹. Cette même densité radiographique aérique ne

permet donc pas de distinguer les bronches des alvéoles¹⁹. Or, lorsque les alvéoles sont remplies de fluide ou de cellules, celles-ci ont une densité radiographique tissulaire plus radio-opaque que la densité radiographique aérique des bronches¹⁹. Il en résulte donc une distinction plus franche entre les bronches et les alvéoles pulmonaires¹⁹. La figure 28 présente schématiquement le principe de formation d'un bronchogramme aérique.

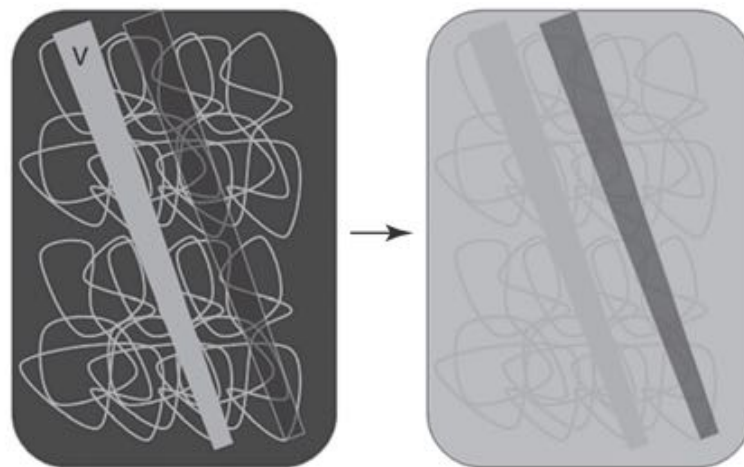


Figure 28 : Schéma du principe de formation d'un bronchogramme aérique

À gauche : Représentation de l'apparence radiographique d'un poumon normal, avec une trame de fond qui apparaît dans des nuances de densité radiographique aérique car toutes les alvéoles sont remplies d'air. Un vaisseau pulmonaire parcourt l'icône en travers, parallèlement à une bronche (rectangle aux bords blancs et à fond noir). Grâce à la trame de fond qui est radio-transparente, le vaisseau sanguin apparaît très franchement car il est de densité radiographique tissulaire (radio-opaque). Toutefois, la bronche n'apparaît presque pas : ses parois qui pourraient se voir (densité radiographique tissulaire) sont trop fines et sont donc très peu observables.

À droite : L'air alvéolaire a été remplacé par un fluide ou des cellules. Les vaisseaux sont moins visibles car de même densité radiographique, mais en revanche la lumière des bronches ressort nettement mieux (densité radiographique aérique). C'est précisément l'observation de l'air contenu dans la bronche qui permet de visualiser un bronchogramme.

(Source : Thrall¹⁹, 2018)

L'apparence radiographique d'un bronchogramme aérique dépend de la position de la bronche en fonction de l'orientation du faisceau incident⁹. Si l'axe de la bronche est perpendiculaire aux rayons X, sa projection apparaît sur la radiographie comme un tube de

densité radiographique aérique pouvant présenter quelques ramifications¹⁹. La figure 29 présente le principe de formation et les apparences radiographiques d'un bronchogramme aérique lorsque le faisceau incident est perpendiculaire à l'axe de la bronche observée.

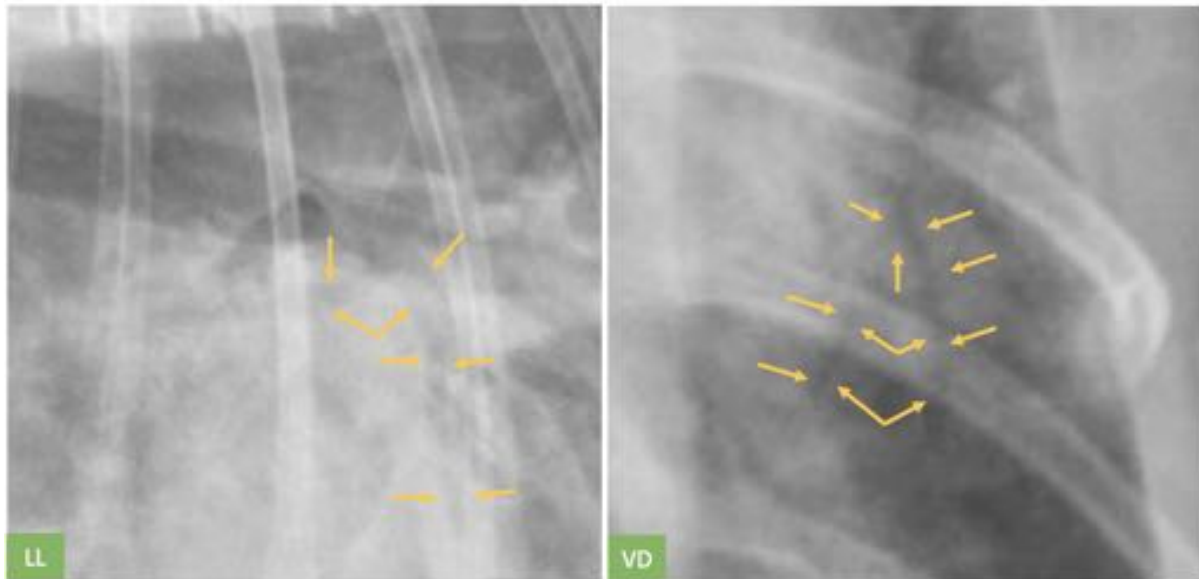


Figure 29 : Exemples d'apparences radiographiques de deux bronchogrammes aériques lorsque le faisceau incident est perpendiculaire à l'axe de la bronche

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; Les flèches jaunes indiquent globalement les limites des bronchogrammes.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

En revanche, si la bronche est parallèle aux rayons X incidents, sa projection apparaît sur la radiographie comme une forme circulaire¹⁹. Évidemment, toutes les autres orientations du faisceau incident sont aussi à envisager. La figure 30 présente le principe de formation et les apparences radiographiques d'un bronchogramme aérique lorsque le faisceau incident est parallèle à l'axe de la bronche observée.

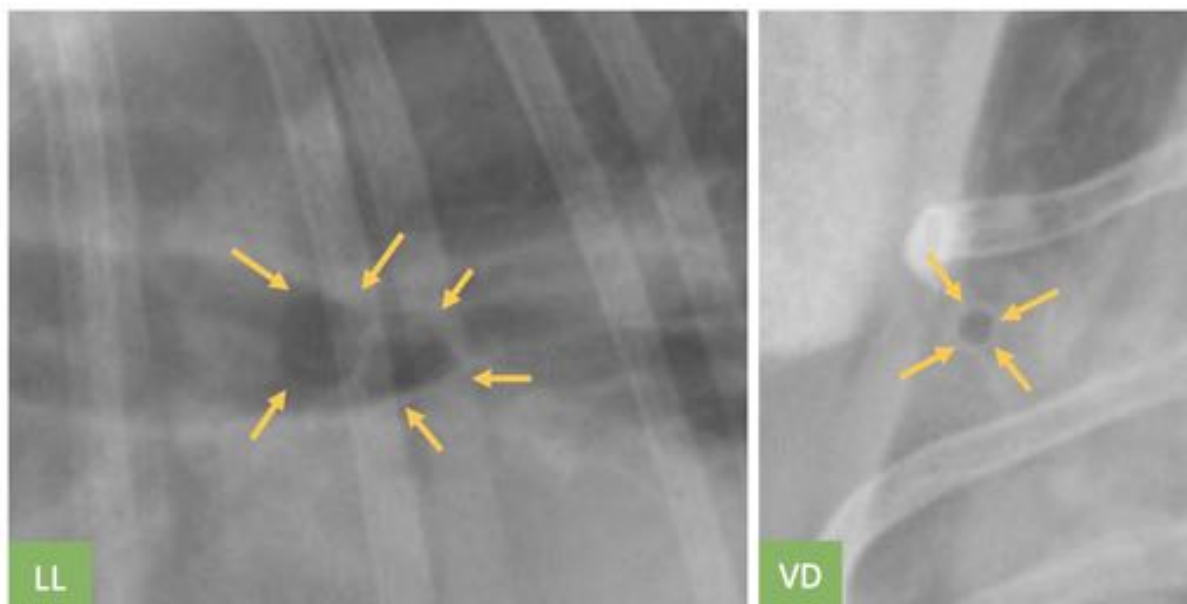


Figure 30 : Exemples d'apparences radiographiques d'un bronchogramme aérique lorsque le faisceau incident est parallèle à l'axe de la bronche

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; Les flèches jaunes indiquent globalement les limites des bronchogrammes. Sur la vue latérale, deux bronchogrammes sont observables. (Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Sur une radiographie thoracique, un bronchogramme aérique peut être facilement confondu avec une triade bronchique¹⁹. Pour éviter cette confusion, il est important de vérifier si la densité radiographique aérique de la bronche observée est entourée d'une densité radiographique tissulaire homogène, d'apparence radiographique plus diffuse, qui correspond effectivement à des alvéoles remplies d'un fluide ou de cellules¹⁹.

Signe lobaire

Le signe lobaire résulte de la différence entre l'apparence radiographique d'un lobe pulmonaire dont les alvéoles sont affectées et l'apparence radiographique d'un lobe pulmonaire dont les alvéoles sont saines¹⁹. En effet, le lobe pulmonaire dont les alvéoles sont affectées a une densité radiographique tissulaire, tandis que le lobe pulmonaire dont les alvéoles sont saines a une densité radiographique aérique¹⁹. La ligne de démarcation entre cette densité radiographique tissulaire et cette densité radiographique aérique correspond au signe lobaire¹⁹. Généralement le signe lobaire apparaît lors d'atteinte alvéolaire diffuse et sévère¹⁹. Le même signe lobaire n'est presque jamais observable sur des vues dont

l'orientation du faisceau incident varie¹⁹. La figure 31 présente deux radiographies thoraciques sur lesquelles un signe lobaire est présent.



Figure 31 : Exemples d'apparences radiographiques d'un signe lobaire

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ;

Les flèches jaunes pointent globalement les limites des signes lobaires.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Attention à ne pas confondre le signe lobaire avec une scissure pulmonaire¹⁹. Pour éviter cette confusion, il convient de se rapporter à la localisation des différents lobes pulmonaires au sein du thorax et de vérifier si le signe radiographique pulmonaire observé peut correspondre à une scissure pulmonaire¹⁹.

Identification du SRP alvéolaire par exclusion

Bien que le bronchogramme aérique et le signe lobaire soient des signes radiographiques pulmonaires fréquemment rencontrés lors d'un SRP alvéolaire, ce dernier peut être identifié en l'absence de ces deux signes radiographiques pulmonaires¹⁹. Dans ce cas l'identification du SRP alvéolaire repose sur la présence d'une région pulmonaire dont la densité radiographique est nettement plus radio-opaque relativement à la densité radiographique du reste des poumons¹⁹. La condition supplémentaire est que cette densité radiographique plus radio-opaque ne puisse pas être expliquée par une atteinte des bronches ou de *l'interstitium*, et que ces limites ne puissent pas correspondre aux contours d'une masse¹⁹. Si ces conditions sont vérifiées, alors on identifie le SRP alvéolaire par exclusion¹⁹.

La figure 32 présente deux radiographies thoraciques sur lesquelles un SRP alvéolaire a été identifié par exclusion.

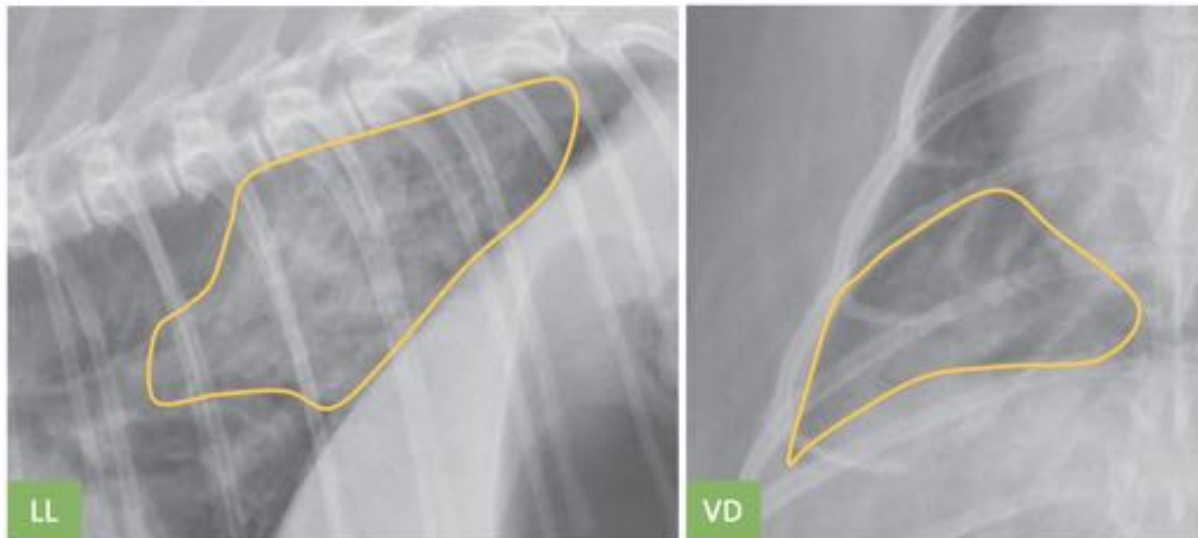


Figure 32 : Exemple d'identification radiographique d'un signe lobaire par exclusion

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; Il y a une large zone de densité radiographique tissulaire dans le lobe caudal droit. Aucun signe lobaire et aucun bronchogramme aérique ne sont en revanche présents dans cette zone. Cette densité radiographique a par ailleurs des contours mal définis, ce qui n'est donc pas compatible avec une masse pulmonaire. Ainsi, par exclusion, un SRP alvéolaire est identifié.

(Source radiographique : Thrall¹⁹ ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Cas particulier de l'atélectasie

Jusqu'à présent, les signes radiographiques pulmonaires présentés (bronchogramme aérique et signe lobaire) correspondaient à une diminution de la quantité d'air alvéolaire à cause d'un remplacement de celui-ci par un fluide ou des cellules. Toutefois, il est important de noter que la quantité d'air alvéolaire peut être aussi diminuée à cause d'un affaissement de l'alvéole pulmonaire¹⁹. Cet affaissement, qui correspond à des alvéoles collabées, peut être secondaire à une compression des poumons par un autre organe thoracique, par une obstruction bronchique ou encore par une ventilation diminuée¹⁹. Dans ce cas, les alvéoles ne contiennent ni liquide, ni cellule⁹. Le signe radiographique pulmonaire correspondant à cet affaissement alvéolaire est appelé atélectasie¹⁹. L'atélectasie apparaît comme une densité radiographique tissulaire plus radio-opaque que la densité radiographique tissulaire du reste des poumons¹⁹. L'atélectasie en tant que telle n'est pas un signe radiographique du SRP

alvéolaire, mais le SRP alvéolaire peut être plus facilement observé à cause d'un poumon atélectasié¹⁹. L'atélectasie s'observe principalement sur le lobe droit médian, notamment lors de la maladie inflammatoire des bronches (appelée couramment "asthme félin")⁹.

Causes compatibles avec un SRP alvéolaire

Dans le cas où un fluide remplit les alvéoles, celui-ci provient le plus fréquemment d'une hémorragie ou d'un œdème. Si les alvéoles sont remplies d'un contenu cellulaire, celui-ci est généralement composé de globules rouges, de globules blancs, et plus rarement de cellules néoplasiques. Le tableau II présente les principales affections compatibles avec un SRP alvéolaire.

Tableau II : Principales affections compatibles avec un SRP alvéolaire

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Affections^{14,17}		Distribution	Prévalence
<i>Pneumonie</i>	<i>Bactérienne</i> (agents principaux : <i>Mycoplasma spp.</i> , <i>Pasteurella spp.</i> , <i>Bordetella bronchiseptica</i>)	<i>Ventrale</i>	<i>Peu fréquent</i>
	<i>Parasitaire</i> (agent principal : <i>Aelurostrongylus abstrusus</i>)	<i>Variable</i>	<i>Rare</i>
	<i>À Protozoaires</i> (agent principal : <i>Toxoplasma gondii</i>)	<i>Caudo-dorsale ou diffuse</i>	<i>Rare</i>
	<i>Virale</i> (agents principaux : <i>Calicivirus</i> , <i>Herpesvirus</i> , <i>Coronavirus</i>)	<i>Diffuse</i>	<i>Peu fréquent</i>
	<i>Fongique</i> (agents principaux : <i>Cryptococcus neoformans</i> , <i>Histoplasma capsulatum</i>)	<i>Caudo-dorsale ou diffuse</i>	<i>Rare</i>
	<i>Par fausse déglutition</i>	<i>Cranio-ventrale</i>	<i>Peu fréquent</i>
	<i>Interstitielle</i>	<i>Diffuse</i>	<i>Rare</i>
<i>Oedème*</i>	<i>Cardiogénique</i>	<i>Variable</i>	<i>Fréquent</i>
	<i>Non cardiogénique</i> (lors par exemple d'un syndrome de détresse respiratoire aigüe)	<i>Caudo-dorsale ou diffuse</i>	<i>Fréquent</i>

* : ne sont pas des affections *stricto-sensus*, mais des conséquences secondaires à une autre affection

Tableau II (suite) : Principales affections compatibles avec un SRP alvéolaire

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Hémorragie et contusion (ex : Accident de la voie publique, Chute de balcon)		<i>Variable</i>	<i>Fréquent</i>
Néoplasie	Pulmonaire primaire (néoplasie principale : adénocarcinome)	<i>Variable</i>	<i>Rare</i>
	Métastatique (néoplasie principale : lymphome)	<i>Variable</i>	<i>Fréquent</i>
Atélectasie*		<i>Souvent en rapport avec le médiastin crânial ou moyen</i>	<i>Fréquent</i>
Thrombo-embolisme pulmonaire		<i>Variable</i>	<i>Rare</i>
Noyade		<i>Diffuse</i>	<i>Rare</i>
Inhalation de gaz irritants		<i>Diffuse</i>	<i>Peu fréquent</i>

* : ne sont pas des affections *stricto-sensus*, mais des conséquences secondaires à une autre affection

c - Le syndrome radiologique pulmonaire bronchique

Le SRP bronchique est radiographiquement observable lors d'une infiltration de cellules ou d'un fluide au sein de la paroi bronchique et/ou au sein de l'espace péribronchique¹⁹. Ce SRP correspond à une augmentation de l'opacité radiographique des parois bronchiques et/ou de l'espace péri-bronchique. Cette augmentation d'opacité radiographique apparaît comme une densité radiographique tissulaire plus radio-opaque que la densité radiographique tissulaire du reste de l'*interstitium*¹⁹. Rigoureusement, bien qu'une modification radiographique de l'espace péribronchique soit incluse au SRP bronchique, il convient de rappeler que l'espace péribronchique appartient histologiquement à l'*interstitium*¹⁹. Les deux signes radiographiques pulmonaires permettant l'identification du SRP bronchique sont les "anneaux" (couramment appelés "donuts") et les "rails de chemin de fer", tous deux présents en nombre augmenté⁹. En effet, quelques "anneaux" ou "rails de

chemin de fer” peuvent être observés sur une radiographie thoracique ne présentant pas pour autant un SRP bronchique¹⁹. Ces deux signes radiographiques pulmonaires sont souvent la conséquence d’une inflammation bronchique et/ou péribronchique, mais aussi d’oedème péribronchique¹⁹.

Les “anneaux” (ou “donuts”)

Les “anneaux” apparaissent comme des cercles de quelques millimètres de diamètre, aux contours épais¹⁹. Leurs contours ont une densité radiographique tissulaire, plus radio-opaque que la densité radiographique tissulaire de l’*interstitium* avoisinant⁹. Leurs centres ont une densité radiographique aérique⁹. La forme en “anneau” est le résultat de la projection de la paroi bronchique lorsque le faisceau incident est parallèle à celle-ci¹⁹. La figure 33 présente le principe de formation d’un anneau et ses apparences radiographiques.

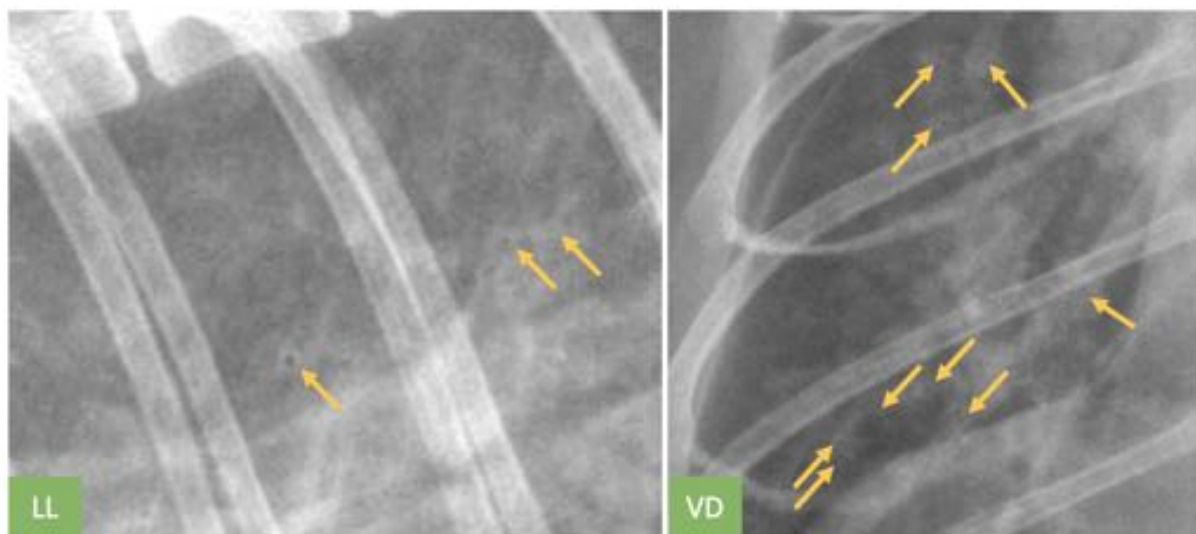


Figure 33 : Exemples d’apparences radiographiques des “anneaux” observables lors d’un SRP bronchique

Les “anneaux” ou “donuts” sont des signes radiographiques de petites tailles qui nécessitent la plupart du temps de réaliser des zooms sur les radiographies.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Les “rails de chemin de fer”

Les “rails de chemin de fer” apparaissent comme deux lignes parallèles de quelques millimètres de long et d’épaisseur ayant une densité radiographique tissulaire¹⁹. Cette densité radiographique tissulaire est plus radio-opaque que la densité radiographique tissulaire de

l'*interstitium* avoisinant¹⁹. La forme en “rails de chemin de fer” est le résultat de la projection de la paroi bronchique lorsque le faisceau incident est perpendiculaire à celle-ci¹⁹. La figure 34 présente le principe de formation des “rails de chemin de fer” et leurs apparences radiographiques.

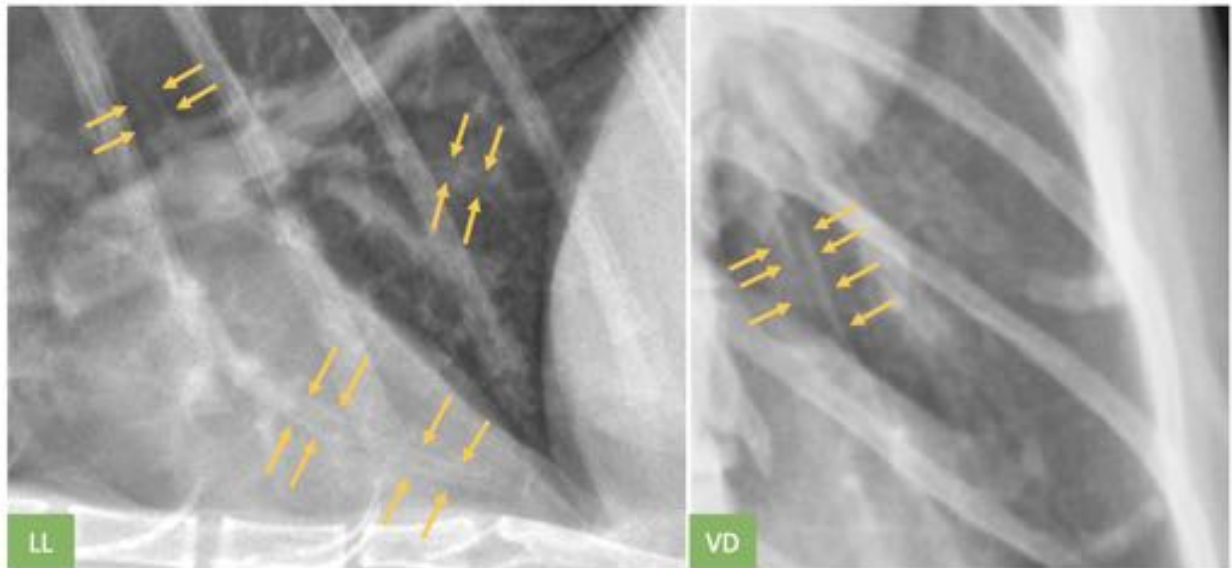


Figure 34 : Exemples d'apparences radiographiques des “rails de chemin de fer” observables lors d’un SRP bronchique

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Autres signes radiographiques pulmonaires pouvant être observés lors d'affections bronchiques chroniques

Dans le cadre d'affections bronchiques chroniques, plusieurs autres signes radiographiques pulmonaires peuvent être observés en plus d'un SRP bronchique¹⁹. De l'atélectasie peut être observée chez les chats atteints d'asthme, en particulier sur le lobe pulmonaire moyen droit qui est le plus souvent affecté¹⁹. L'inflammation chronique ainsi que les mécanismes de bronchospasme aboutissent à des obstructions bronchiques chroniques souvent accompagnées de la production d'exsudat ou de mucus au niveau bronchique¹⁹. Si de l'air alvéolaire est piégé distalement à l'obstruction, celui sera réabsorbé conduisant à un affaissement des alvéoles et donc à une atélectasie¹⁹. Plus largement pour les affections inflammatoires des voies respiratoires, des signes radiographiques pulmonaires évoquant une hyperinflation pulmonaire peuvent être observés¹⁹. Dans ce cas la coupole diaphragmatique apparaît repoussée caudalement, augmentant la distance entre le cœur et le dôme

diaphragmatique¹⁹. Lors de pneumonie, de broncho-pneumopathie éosinophilique ou encore d'affection inflammatoire des voies respiratoires, on peut observer radiographiquement une augmentation du diamètre des bronches, un aspect non linéaire et/ou un épaississement des parois bronchiques¹⁹.

Causes compatibles avec un SRP bronchique

Le SRP bronchique est davantage observé dans les cas d'affections bronchiques chroniques¹⁴. Le tableau III présente les principales affections compatibles avec un SRP bronchique.

Tableau III : Principales affections compatibles avec un SRP bronchique

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Affections ¹⁵		Prévalence
<i>Affections inflammatoires bronchiques</i>	<i>À composante allergique</i>	<i>Fréquent</i>
	<i>Bronchite chronique (secondaire)</i>	<i>Origine bactérienne : Peu fréquent Origine parasitaire et virale : Rare</i>
<i>Bronchite éosinophilique</i>		<i>Moyennement fréquent</i>
<i>Calcification bronchique</i>		<i>Rare</i>
<i>Affections inflammatoires de l'espace péribronchique (secondaire par exemple à un oedème pulmonaire)</i>		<i>Peu fréquent</i>

Nota bene : la distribution dans les lobes pulmonaires du SRP bronchique est variable pour chacune des affections du tableau

d - Le syndrome radiologique pulmonaire interstitiel

Le SRP interstitiel est radiographiquement observable lors de la présence d'un nodule, d'une masse, d'un excès de fluide ou d'une infiltration cellulaire dans l'*interstitium*¹⁹. Selon son apparence radiographique, deux types de SRP interstitiel existent : le structuré et le non structuré¹⁹.

SRP interstitiel structuré

La présence d'un élément radiographique aux contours plutôt arrondis et correctement délimités est évocatrice d'un nodule (si sa taille est inférieure à 2 cm) ou d'une masse (si sa

taille est supérieure à 2 cm)⁹. Ce nodule ou cette masse ont généralement une densité radiographique grasseuse, tissulaire ou minérale¹⁹. Fréquemment, plusieurs nodules ou masses peuvent être observés au sein des poumons¹⁹. Occasionnellement, une densité radiographique aérique peut être observée si le nodule ou la masse est cavitaire¹⁹. Attention à ne pas confondre un nodule ou une masse avec un vaisseau sanguin¹⁹. En effet, si le faisceau incident est parallèle au vaisseau sanguin, la projection radiographique de ce dernier apparaît également comme un élément circulaire, de densité radiographique liquidienne et aux contours bien délimités¹⁹. Pour éviter de commettre cette confusion, il convient de garder en tête que l'élément radiographique circulaire est un vaisseau sanguin, ainsi il est généralement en continuité avec une structure tubulaire de même densité radiographique¹⁹. Cette structure tubulaire de même densité radiographique correspond à la projection du vaisseau sanguin lorsqu'il change d'orientation¹⁹. La figure 35 présente le SRP interstitiel structuré à travers deux radiographies thoraciques.

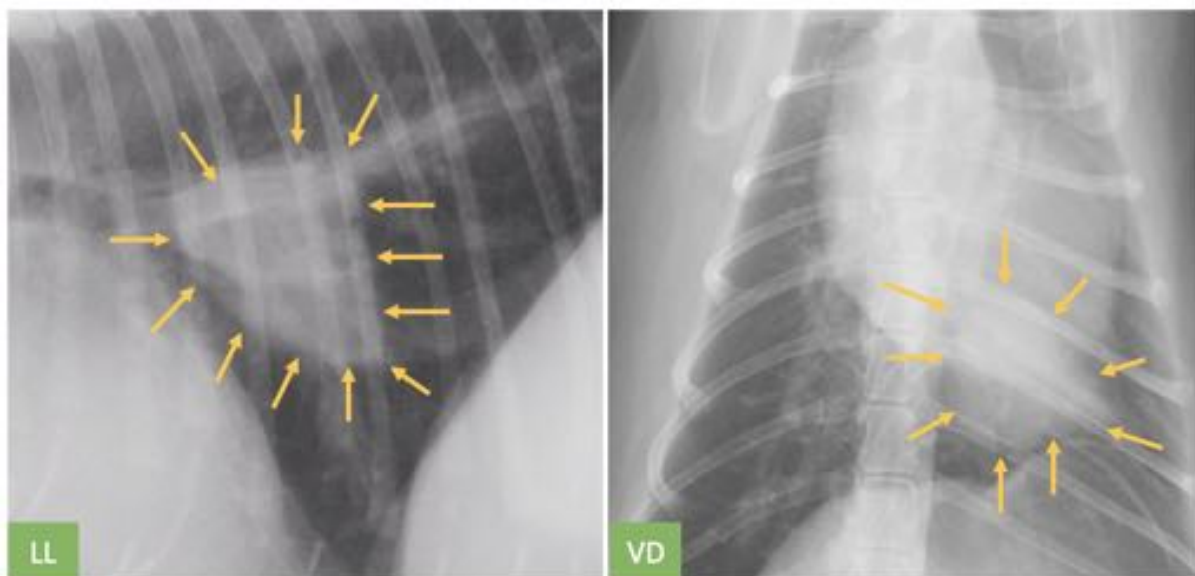


Figure 35 : Exemples d'apparences radiographiques d'un SRP interstitiel structuré sur deux radiographies thoraciques provenant du même chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ; On note la présence d'une masse de densité radiographique tissulaire aux contours bien délimités, notamment sur la vue LL. Sur la vue VD cette masse est en superposition avec le cœur.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

SRP interstitiel non structuré

Le SRP interstitiel non structuré apparaît radiographiquement comme une augmentation d'opacité d'une partie ou de la totalité de l'*interstitium* pulmonaire relativement au reste de celui-ci¹⁹. Cette augmentation d'opacité peut être due à un fluide ou des cellules présents de manière diffuse dans l'*interstitium*. Ce fluide ou ces cellules peuvent être la conséquence d'un transsudat d'origine vasculaire, d'une réponse inflammatoire pulmonaire légère à modérée, ou encore à d'une prolifération tissulaire normale ou néoplasique¹⁹. Lorsque la réponse inflammatoire est sévère, d'autres SRP sont souvent observés¹⁹. Une particularité du SRP interstitiel non structuré réside dans son identification particulièrement complexe par rapport aux autres SRP tant ses causes peuvent être variées¹⁹. Dans ses causes variées, il existe des causes qui ne sont pas pathologiques : des constantes de tirs (kV, mAs) trop faibles, une éventuelle sédation, le moment du cycle respiratoire ou encore la gravité¹⁹. Ainsi, avant d'accorder la présence d'un SRP interstitiel à d'éventuelles affections, il convient de garder à l'esprit la variété des causes non pathologiques pouvant expliquer son identification¹⁹. Lorsque ces causes non pathologiques ont été considérées, les affections pouvant expliquer un SRP interstitiel non structuré peuvent alors être étudiées plus finement¹⁹. Pour les étudier, il est important de tenir compte de l'évolution dans le temps du SRP interstitiel non structuré, ainsi que la présence simultanée d'autres SRP (notamment bronchique et alvéolaire)¹⁹. Par exemple, une insuffisance cardiaque gauche peut conduire à un oedème pulmonaire interstitiel se traduisant radiographiquement par un SRP interstitiel¹⁹. Or, si cet oedème pulmonaire interstitiel évolue en oedème alvéolaire, cela mènera probablement à la présence simultanée d'un SRP alvéolaire qui compliquera l'identification du SRP interstitiel non structuré¹⁹. Enfin, la prise en compte des effets de superpositions liées au principe de la radiographie sont particulièrement importants dans l'identification du SRP interstitiel non structuré¹⁹. À l'inverse du SRP alvéolaire ou bronchique dont les signes radiographiques pulmonaires sont relativement focaux, le SRP interstitiel non structuré est diffus renforçant ainsi les effets de superpositions¹⁹. C'est pourquoi ce SRP est souvent identifié et analysé incorrectement¹⁹. La figure 36 présente quelques radiographies thoraciques dont l'identification d'un SRP interstitiel non structuré est sans ambiguïté.

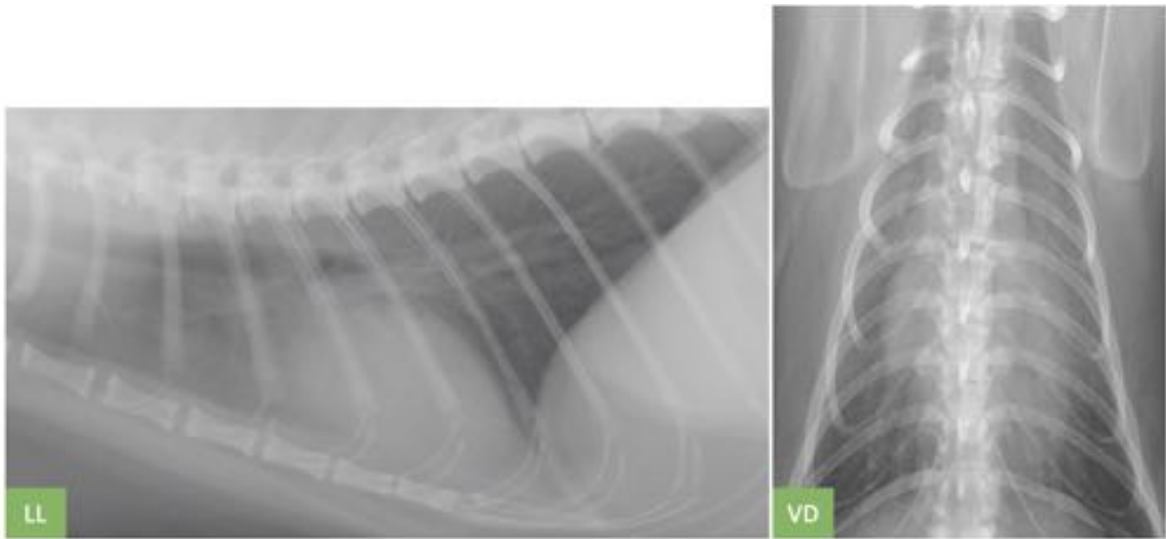


Figure 36 : Exemples d'apparences radiographiques d'un SRP interstitiel non structuré sur deux radiographies provenant du même chat

LL : vue latéro-latérale ; VD : vue ventro-dorsale ;

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Causes compatibles avec un SRP interstitiel

Le tableau IV présente les principales affections compatibles avec la présence d'un SRP interstitiel.

Tableau IV : Principales affections compatibles avec un SRP interstitiel

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Apparence radiographique du SRP interstitiel ¹⁹		Affections ^{14,19,32}		Prévalence	
Structurée	Multiples nodules non cavitaires	Métastases		Fréquent	
		Mycoses		Rare	
	Masse solitaire non cavitaire	Néoplasies primaires		Rare	
		Abcès		Rare	
	Multiples nodules cavitaires	Métastases		Rare	
		Parasites		Rare	
		Pneumatocèles		Peu fréquent	
	Masse solitaire cavitaire	Néoplasies primaires		Rare	
		Abcès		Rare	
		Pneumatocèle		Peu fréquent	
Non structurée		Néoplasies primaires		Peu fréquent	
		Mycoses		Rare	
		Oedème		Fréquent	
		Hémorragie		Peu fréquent	
		Pneumopathies interstitielles	Virales (FHV-1, FeCV, FIV, FeLV, Cowpox)		Fréquent
			Éosinophiliques (idiopathiques ou secondaires)		Rare

e - Le syndrome radiologique pulmonaire vasculaire

Le SRP vasculaire est radiographiquement observable lors d'anomalies touchant les principales veines et artères thoraciques⁹. Les signes radiographiques pulmonaires du SRP vasculaire correspondent essentiellement à des anomalies de diamètre (augmentation ou diminution) de ces vaisseaux sanguins⁹. Le diamètre de ces vaisseaux sanguins repose sur une appréciation quantitative et qualitative¹⁶. Les structures veineuses analysées sont la veine cave caudale et les veines pulmonaires¹⁶. Quant aux structures artérielles, l'analyse se porte sur l'aorte ascendante, l'arc aortique, le tronc brachio-céphalique commun, l'aorte thoracique et sur les artères pulmonaires⁹.

Augmentation du diamètre des veines non pulmonaires

La veine cave caudale est l'unique veine non pulmonaire dont l'augmentation de son diamètre atteste de la présence d'un SRP vasculaire¹⁶. Son diamètre varie physiologiquement selon la phase du cycle respiratoire⁹. Toutefois, pour évaluer une augmentation anormale du diamètre de la veine cave caudale, une méthode quantitative de comparaison de taille est décrite et celle-ci se réalise sur les vues latéro-latérales¹⁶. Le diamètre de la veine cave caudale est considéré comme augmenté si celui-ci est supérieur à la largeur du corps vertébral de la 5ème ou 6ème vertèbre thoracique¹⁶. La figure 37 présente une radiographie thoracique sur laquelle une augmentation du diamètre de la veine cave caudale est observée.

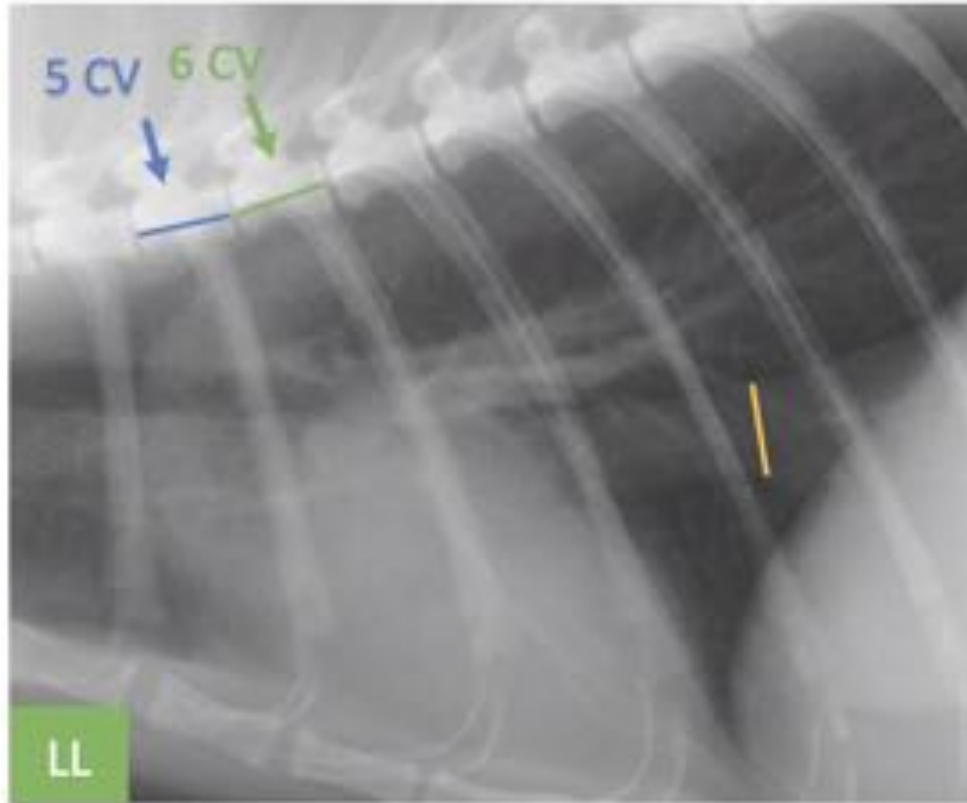


Figure 37 : Exemple d'apparence radiographique d'une dilatation de la veine cave caudale attestant d'un SRP vasculaire

LL : vue latéro-latérale ; Le diamètre de la veine cave caudale (en jaune) est supérieur à la longueur des 5^{ème} et 6^{ème} corps vertébraux (respectivement 5 CV et 6 CV)

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Augmentation du diamètre des artères non pulmonaires

Concernant l'augmentation du diamètre des artères non pulmonaires, seul le diamètre de l'aorte ascendante, l'arc aortique, le tronc brachio-céphalique commun et l'aorte thoracique sont analysés pour l'identification d'un SRP vasculaire¹⁶. L'évaluation du diamètre de ces vaisseaux est qualitative¹⁶. Sur une vue ventro-dorsale, l'augmentation du diamètre de l'aorte ascendante et/ou de l'arc aortique peut déplacer nettement le médiastin moyen latéralement¹⁶. Sur les vues latéro-latérales, les contours de l'arc aortique ou du tronc brachio-céphalique peuvent former radiographiquement un renflement en regard de la base du coeur, dans le médiastin moyen¹⁶. Par ailleurs, l'aorte peut apparaître tortueuse sans signification clinique majeure, en particulier chez le chat âgé¹⁶. La figure 38 présente une radiographie thoracique sur laquelle une augmentation du diamètre de l'aorte thoracique est observée.

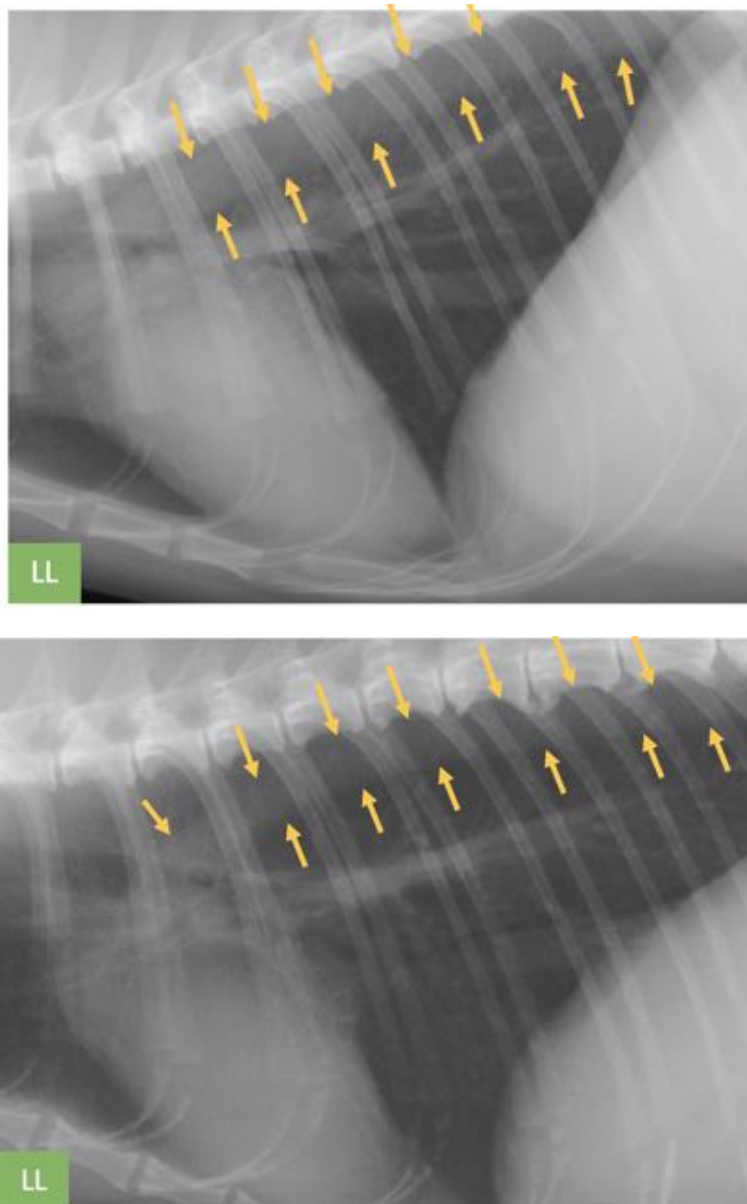


Figure 38 : Comparaison qualitative de l'apparence radiographique d'une aorte thoracique dont le diamètre est augmenté et d'une aorte thoracique saine

LL : vue latéro-latérale ; en haut : les flèches jaunes pointent une aorte thoracique descendante dont le diamètre est augmenté ; en bas : les flèches jaunes pointent une aorte thoracique descendante dont le diamètre est normal

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Augmentation ou diminution des veines et artères pulmonaires

Le diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires peut être diminué ou augmenté¹⁶. Ce diamètre est évalué qualitativement¹⁶. Cette évaluation est réalisée sur une vue ventro-dorsale et se focalise sur une zone de superposition radiographique de la 9ème côte et d'un vaisseau

sanguin pulmonaire globalement perpendiculaire à cette côte¹⁶. Lorsque le diamètre est normal, celui-ci est environ égal à la largeur de la 9^{ème} côte : la superposition apparaît approximativement comme un carré¹⁶. Lorsque le diamètre est augmenté, la superposition apparaît approximativement comme un parallélogramme dont le grand côté est dans l'axe de la côte¹⁶. Lorsque le diamètre est diminué, la superposition apparaît approximativement comme un parallélogramme dont le grand côté est dans l'axe du vaisseau sanguin¹⁶. Pour savoir si le vaisseau sanguin pulmonaire évalué correspond à une veine ou à une artère, il est nécessaire de se rapporter à l'organisation de la triade bronchique évoquée dans la partie I.2.f. Relativement à la bronche, sur la vue ventro-dorsale, la veine est médiale et l'artère est latérale. La figure 39 présente schématiquement le principe d'évaluation du diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires. La figure 40 présente quant à elle deux radiographies thoraciques sur lesquelles une augmentation et une diminution du diamètre d'un vaisseau sanguin pulmonaire sont observées.

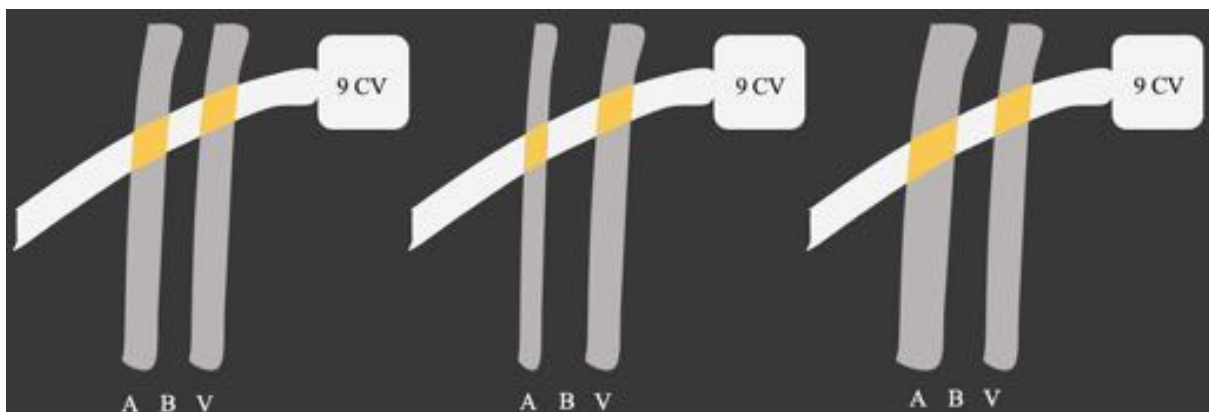


Figure 39 : Principe d'évaluation du diamètre des vaisseaux sanguins pulmonaires relativement à la neuvième côte sur une vue ventro-dorsale à travers trois exemples

A : artère ; B : bronche ; V : veine ; 9 CV : 9^{ème} corps vertébral

À gauche : l'artère et la veine se superposent à la côte en formant globalement un losange, ces vaisseaux pulmonaires ont donc un diamètre normal.

Au milieu : l'artère se superpose à la côte en formant globalement un parallélogramme dont le grand côté est dans l'axe de cette artère, cette dernière a donc un diamètre diminué. La veine a un diamètre normal.

À droite : l'artère se superpose à la côte en formant globalement un parallélogramme dont le grand côté est dans l'axe de la côte, l'artère a donc un diamètre augmenté. La veine a un diamètre normal

(Source : Dumortier Léo, 2021)

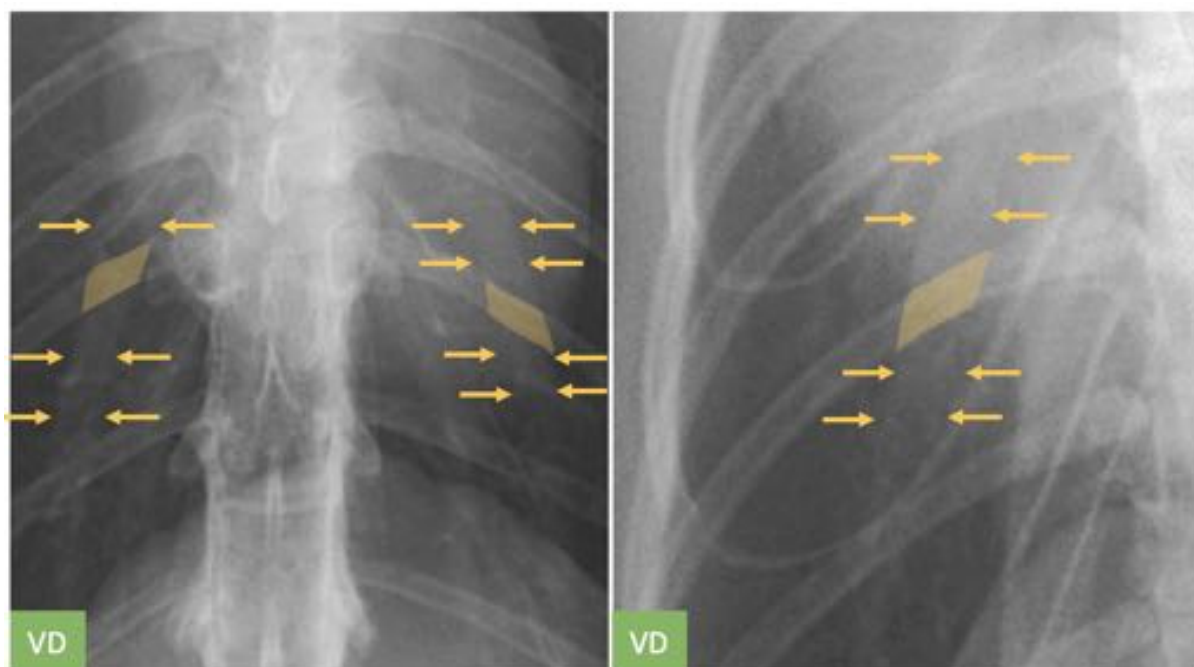


Figure 40 : Exemple d'apparences radiographiques d'une augmentation du diamètre de vaisseaux sanguins pulmonaires sur deux radiographies thoraciques

VD : vue ventro-dorsale

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021 ; Légendes : Dumortier Léo, 2021)

Causes compatibles avec un SRP vasculaire

Le tableau V présente les principales affections compatibles avec la présence d'un SRP vasculaire.

Tableau V : Principales affections compatibles avec un SRP vasculaire

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Vaisseaux thoraciques évalués¹⁶	Modification du diamètre¹⁶	Affections¹⁶	Prévalences
<i>Veine non pulmonaire</i> <i>(veine cave caudale)</i>	<i>Augmentation</i>	<i>Insuffisance cardiaque droite</i>	<i>Fréquent</i>
		<i>Shunt cardiaque gauche-droite</i> <i>(Persistance du canal artériel, communication interventriculaire, communication interatriale)</i>	<i>Rare</i>
		<i>Obstruction (thrombus) ou compression par une masse thoracique</i>	<i>Peu fréquent</i>
<i>Artères non pulmonaires</i> <i>(aorte ascendante, arc aortique, tronc brachio-céphalique commun et aorte thoracique)</i>	<i>Augmentation</i>	<i>Sténose</i>	<i>Rare</i>
		<i>Anévrisme</i>	<i>Rare</i>
		<i>Surcharge volumique iatrogène</i>	<i>Fréquent</i>
<i>Artères pulmonaires</i>	<i>Augmentation</i> <i>(sans augmentation du diamètre des veines pulmonaires)</i>	<i>Épaississement de la paroi artérielle</i> <i>(dirofilariose, aélurostrongylose)</i>	<i>Peu fréquent</i>
		<i>Thrombus artériel</i> <i>(secondaire à une dirofilariose, une septicémie, une pancréatite)</i>	<i>Rare</i>
		<i>Affection pulmonaire sévère et chronique</i>	<i>Peu fréquent</i>

Tableau V (suite) : Principales affections compatibles avec un SRP vasculaire

(Source : Dumortier Léo, 2021)

<i>Veines pulmonaires</i>	<i>Augmentation</i> (sans augmentation du diamètre des artères pulmonaires)	<i>Insuffisance cardiaque (affections mitrales et affections myocardiques primaires)</i>	<i>Fréquent</i>
		<i>Obstruction vasculaire de l'atrium gauche (masse néoplasique ou inflammatoire à la base du cœur, ou thrombus dans l'atrium gauche)</i>	<i>Rare</i>
<i>Veines et artères pulmonaires</i>	<i>Augmentation</i>	<i>Shunt cardiaque gauche-droite (Persistance du canal artériel, communication interventriculaire, communication interatriale)</i>	<i>Rare</i>
		<i>Surcharge volumique iatrogène</i>	<i>Fréquent</i>
		<i>Insuffisance cardiaque gauche</i>	<i>Fréquent</i>
	<i>Diminution</i>	<i>Shunt cardiaque droite-gauche (Tétralogie de Fallot, communication interventriculaire associée à une sténose pulmonaire)</i>	<i>Rare</i>
		<i>Sténose pulmonaire sévère associée à une insuffisance cardiaque gauche</i>	<i>Rare</i>
		<i>Hypovolémie</i>	<i>Fréquent</i>

f - Limites des syndromes radiologiques pulmonaires

Le point fort des SRP réside dans sa capacité à faire émerger une large liste d'affections compatibles avec les signes radiographiques pulmonaires observés¹⁹. Toutefois, ceux-ci présentent des limites. En effet, certains SRP sont particulièrement difficiles à identifier (ex : SRP interstitiel non structuré) et ceux-ci ne correspondent pas toujours à la structure pulmonaire affectée (ex : SRP bronchique observé lors d'une atteinte strictement de l'*interstitium* péribronchique)¹⁹. De plus, la majorité des affections pulmonaires modifie plusieurs des compartiments pulmonaires (parmi l'*interstitium*, les bronches, les alvéoles et les vaisseaux sanguins) complexifiant l'identification des SRP¹⁹. On parle d'ailleurs dans ce cas de SRP "mixte" ou encore de SRP "broncho-interstitiel" lorsqu'un SRP bronchique et interstitiel sont présents simultanément⁹. Ainsi, l'identification et l'interprétation des SRP sont complexes et nécessitent d'être réalisées très rigoureusement pour optimiser l'ERT, d'autant plus pour les vétérinaires généralistes. Par rapport à la radiographie, la tomodensitométrie permet de s'affranchir des contraintes liées aux superpositions des structures anatomiques et garantit aussi une meilleure résolution du contraste³². Par conséquent, les structures anatomiques sont examinées en fines coupes (de 2.5 mm environ) visualisables dans l'espace (Figure 41). Pour l'étude des SRP, cela permet donc d'obtenir une sensibilité et une spécificité diagnostiques supérieures comparativement à la radiographie³².

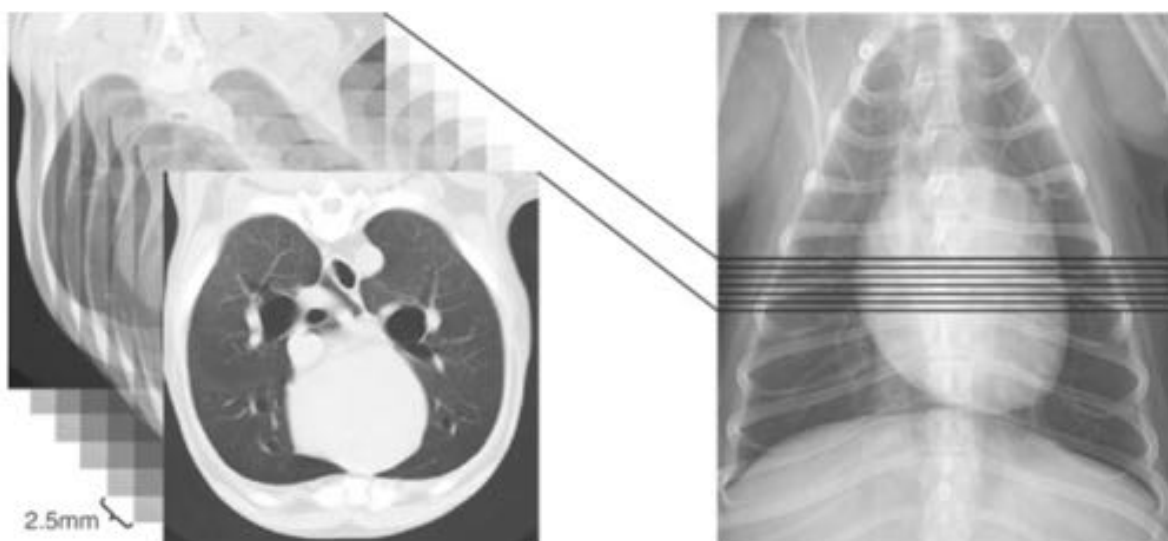


Figure 41 : Intérêt de la tomodensitométrie pour l'étude de fines coupes anatomiques comparativement à la radiographie

À gauche : ensemble de coupes transversales issues d'un examen tomodensitométrique

À droite : vue ventro-dorsale d'une radiographie thoracique

(Source : Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)³², 2018)

Conclusion de la première partie

À travers cette première partie de l'exposé, il apparaît que la radiographie thoracique est un examen complémentaire couramment utilisé en médecine féline par les vétérinaires généralistes. Toutefois, une majorité de ces vétérinaires généralistes estiment ne pas avoir toute la maîtrise de cet examen complémentaire. Ainsi, pour faire face à la complexité de lecture et d'interprétation d'une radiographie thoracique, il est tout d'abord indispensable de maîtriser les bases anatomo-radiographiques des principaux organes de la cavité thoracique. Par ailleurs, lorsque la radiographie thoracique est réalisée dans le cadre d'une démarche diagnostique d'affections pulmonaires, il est nécessaire de savoir correctement identifier les SRP. Ces SRP permettent d'établir une liste d'hypothèses diagnostiques sur laquelle le vétérinaire généraliste peut construire sa démarche diagnostique à la lumière du contexte clinique.

II) Les réseaux de neurones artificiels en imagerie médicale vétérinaire chez le chat et le chien

L'objectif de cette seconde partie est de fournir au vétérinaire les bases de compréhension nécessaires relatives aux réseaux de neurones artificiels et à leurs applications en imagerie médicale chez le chat et le chien.

1/ Contextualiser l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond et les réseaux de neurones artificiels

a - Automatique ou profond, l'apprentissage cherche à optimiser un modèle

Claude Bernard, dans *L'introduction à l'étude de la médecine expérimentale*, rappelle l'objectif de la démarche scientifique : “*Au fond toutes les sciences raisonnent de même et visent au même but. Toutes veulent arriver à la connaissance de la loi des phénomènes de manière à pouvoir prévoir, faire varier ou maîtriser ces phénomènes*”³³. Afin d'expliquer cette “loi des phénomènes”, le scientifique peut proposer un modèle qui est “*une représentation abstraite des relations entre les paramètres caractéristiques d'un phénomène ou d'un processus*”³³. Comme toutes représentations, le modèle se rapproche plus ou moins fidèlement de la réalité intrinsèque de ce qu'il cherche à modéliser.

L'apprentissage automatique, appelé en anglais *machine learning*, est un domaine de l'intelligence artificielle qui consiste à programmer une machine informatique pour que celle-ci apprenne à réaliser des tâches en étudiant des exemples de cette dernière³⁴. En 1997, Mitchell propose une définition plus formelle : “*Étant donné une tâche T et une mesure de performance P, on dit qu'un programme informatique apprend à partir d'une expérience E si les résultats obtenus sur T, mesurés par P, s'améliorent avec l'expérience E*”³⁴. Voici un exemple pour comprendre le principe de l'apprentissage automatique : des observations d'une modalité y sont réalisées en fonction d'une modalité x et celles-ci sont représentées dans la figure 42.

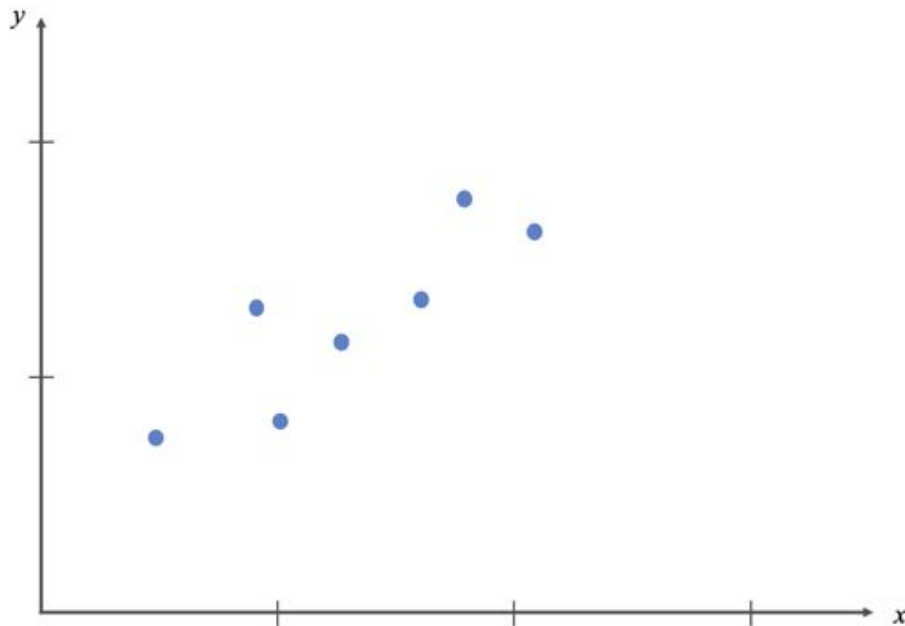


Figure 42 : Exemple d'un nuage de points (n=7) d'une modalité y en fonction d'un paramètre x

Les points bleus représentent les coordonnées des points.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Dans cet exemple, le but de l'apprentissage automatique serait de proposer un modèle afin de représenter le plus fidèlement possible "le phénomène" expliquant la distribution de ces points bleus. Ce modèle peut être ici une fonction linéaire de la forme $f(x)=ax+b$, avec a et b deux nombres réels. Or, pour que cette fonction linéaire soit la plus fidèle aux observations, il est nécessaire de l'optimiser. Optimiser un modèle revient à trouver une combinaison de ses paramètres de manière à ce que l'éloignement, ou plus généralement l'erreur, entre le modèle et les observations soit la plus faible possible³⁴. Cette erreur est usuellement calculée par une fonction de coût (en anglais *loss*), qui sera présentée plus en détails dans la suite de l'exposé³⁴. Dans l'exemple étudié, cela revient donc à trouver deux valeurs pour a et b . La figure 43 illustre la notion d'optimisation d'un modèle, en reprenant l'exemple proposé dans la figure 42.

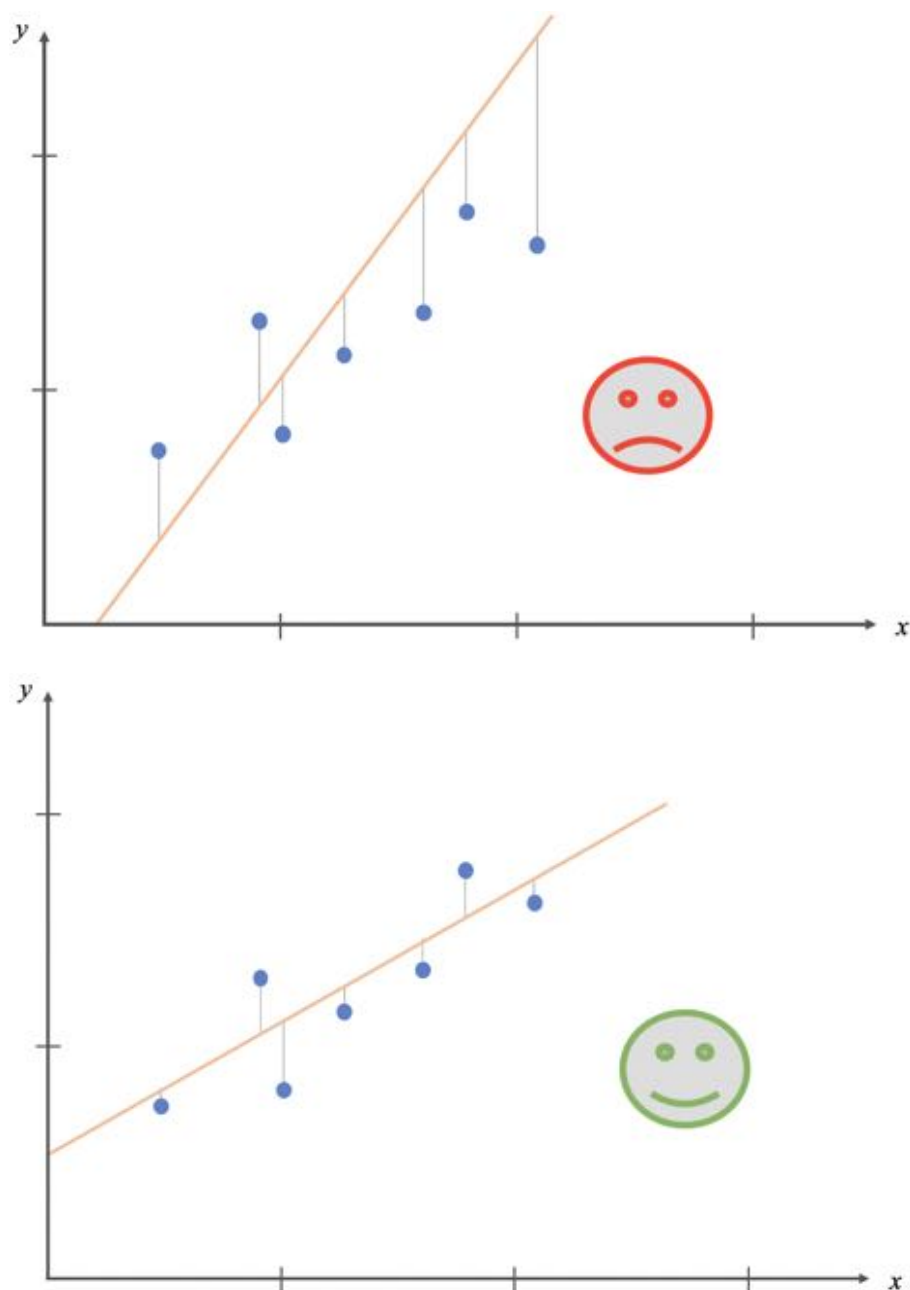


Figure 43 : Exemple de deux modèles (basés sur une fonction linéaire) plus ou moins adaptés pour représenter le nuage de points (n=7) d'une modalité y en fonction d'une modalité x

Les points bleus sont les coordonnées des points, la droite orange est le modèle linéaire et les segments bleus représentent l'éloignement, ou plus généralement l'erreur, entre les points et ce modèle. Le modèle du bas minimise l'erreur par rapport au modèle du haut : le modèle du bas est donc à choisir, car plus optimal pour représenter ce nuage de points.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Dans le cadre de l'apprentissage automatique, cette optimisation repose généralement sur un algorithme appelé "descente de gradient"³⁴. La descente de gradient permet d'obtenir itérativement les meilleurs paramètres d'un modèle pour résoudre un problème d'optimisation³⁴. Le principe de la descente de gradient est de fixer dans un premier temps des valeurs aléatoires à tous les paramètres du modèle et de calculer la fonction de coût pour cette première combinaison aléatoire de paramètres³⁴. Puis, l'algorithme de la descente de gradient modifie légèrement cette première combinaison en utilisant le gradient de la fonction de coût par rapport aux paramètres du modèle, et calcule de nouveau la fonction de coût avec les paramètres modifiés³⁴. Normalement, la fonction de coût a diminué et les paramètres légèrement modifiés sont conservés³⁴. Ce raisonnement est appliqué de manière itérative jusqu'à trouver la combinaison de paramètres pour laquelle la fonction de coût est minimale³⁴. La figure 44 illustre le principe de l'algorithme de la descente de gradient et de la fonction de coût appliqués à un modèle linéaire de la forme $f(x)=ax+b$.

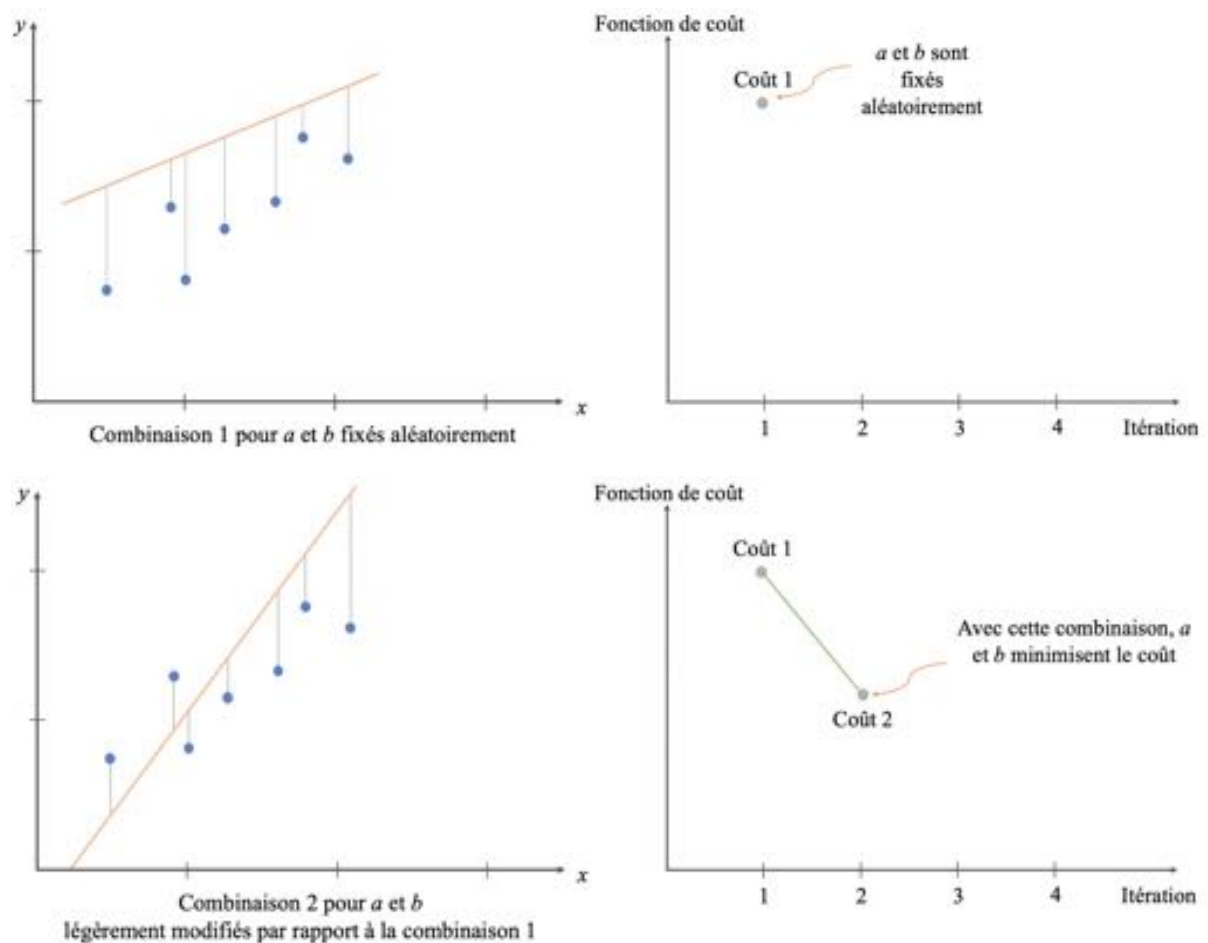


Figure 44 : Illustrations du principe de l'algorithme de descente de gradient et de la fonction de coût appliqués à un modèle linéaire de la forme $f(x)=ax+b$

La figure se lit de gauche à droite, de bas en haut.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

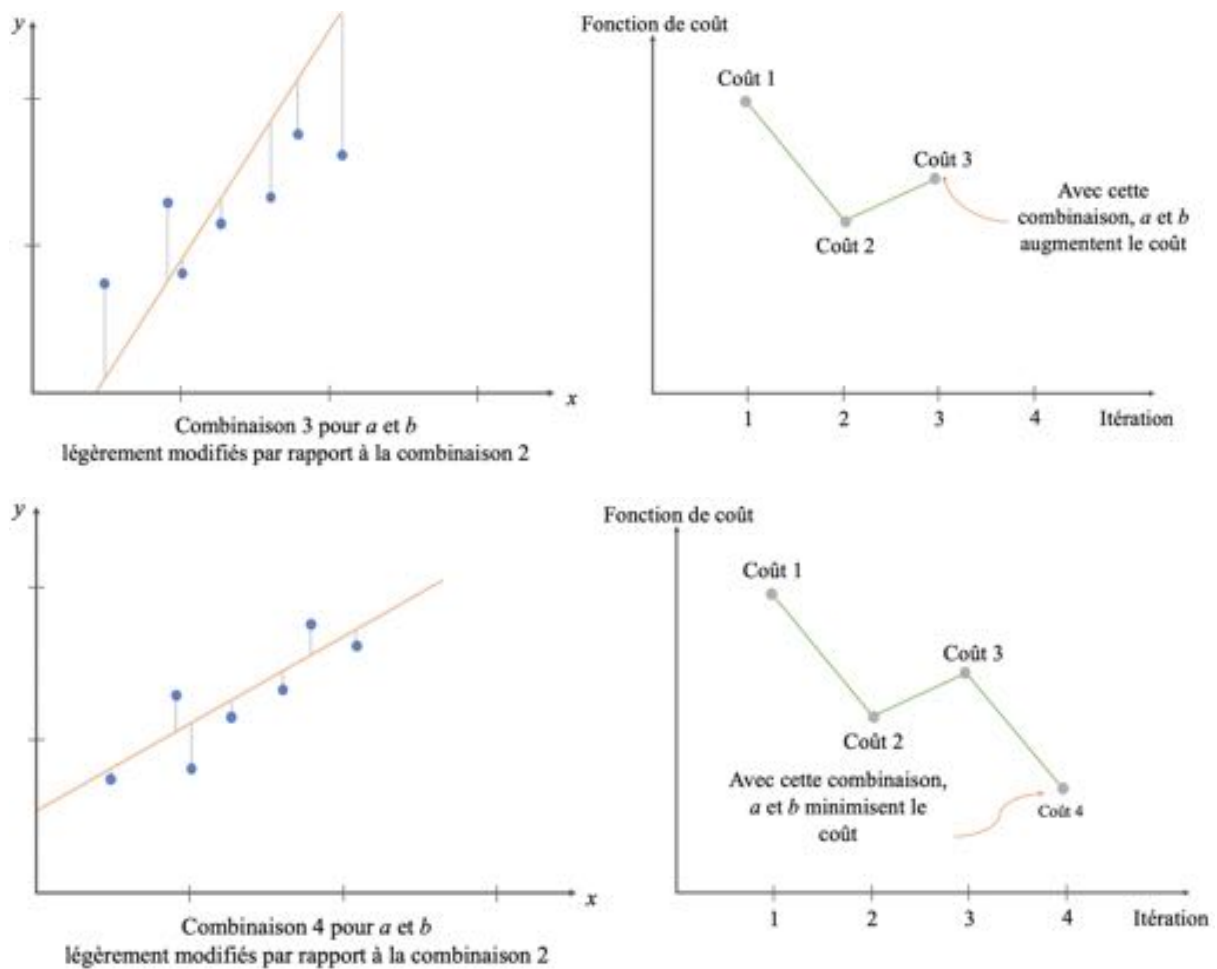


Figure 44 (suite) : Illustrations du principe de l'algorithme de descente de gradient et de la fonction de coût appliqués à un modèle linéaire de la forme $f(x)=ax+b$

La figure se lit de gauche à droite, de bas en haut.

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Jusqu'à présent dans cet exemple, les modèles proposés pour modéliser le nuage de points sont des modèles linéaires, basés sur des fonctions de type $f(x)=ax+b$. Toutefois, l'apprentissage automatique ne repose pas toujours sur des modèles linéaires³⁴. Une alternative possible est d'utiliser des modèles non linéaires comme les réseaux de neurones artificiels³⁴. Lorsque que l'apprentissage automatique repose sur des réseaux de neurones artificiels avec beaucoup de couches, on parle alors d'apprentissage profond (en anglais "deep learning")³⁴. Ces réseaux de neurones artificiels sont donc architecturés en couches de neurones, chaque couche ayant un nombre déterminé de neurones³⁴. Les réseaux de neurones artificiels peuvent être constitués de plus ou moins de couches³⁴. Les connexions entre les neurones constituent les paramètres du modèle³⁴. Les notions de "neurones", "couches", "connexions" et "paramètres" sont abordées plus tard dans l'exposé.

L'apprentissage profond est donc un domaine de l'apprentissage automatique qui est lui-même un domaine de l'intelligence artificielle³⁴. La figure 45 représente schématiquement cette classification.

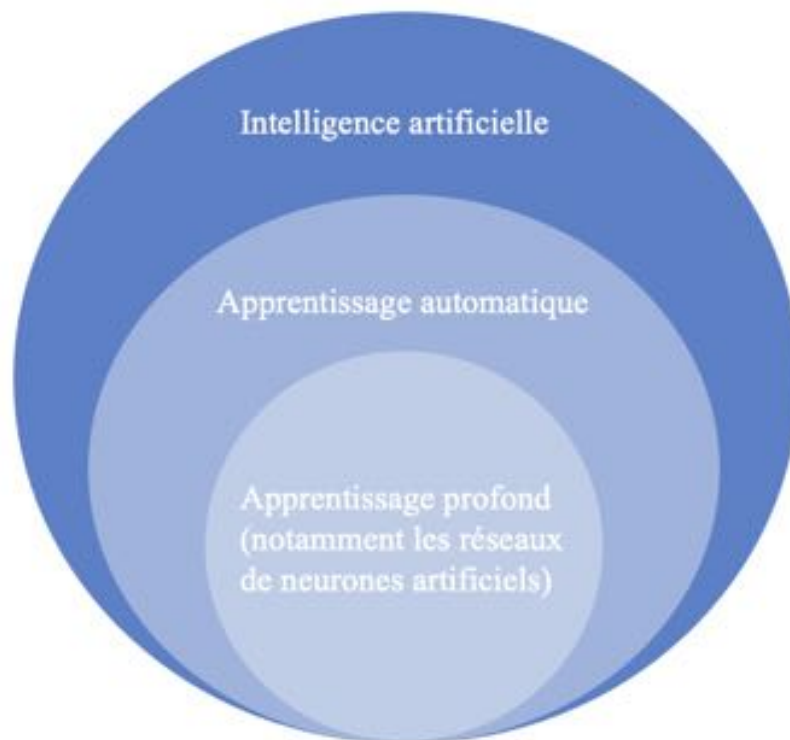


Figure 45 : Rapports entre l'intelligence artificielle, l'apprentissage automatique (en anglais *machine learning*), l'apprentissage profond (en anglais *deep learning*) et les réseaux de neurones artificiels

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Le principe de l'apprentissage profond reste identique à celui de l'apprentissage automatique : il s'agit toujours d'optimiser un modèle afin de représenter le plus fidèlement possible des observations faites sur des données³⁴. Or, les modèles utilisés en apprentissage profond sont construits sur une multitude de fonctions non linéaires (f_1 , f_2 , ..., f_n) interconnectées entre elles, rendant ces modèles extrêmement souples pour répondre à de très nombreux problèmes³⁴. Toutes ces fonctions forment ainsi un réseau de neurones artificiels³⁴. Plus le nombre de ces fonctions est grand, plus le réseau de neurones artificiels est "profond"³⁴. Généralement plus le réseau de neurones artificiels est profond, plus sa capacité à représenter un phénomène complexe est grande³⁴. Mais alors pourquoi parler de réseau de "neurones artificiels" plutôt que de réseau de fonctions ?

b - Le neurone artificiel : une approche bio-inspirée

En 1943, Warren McCulloch (mathématicien) et Walter Pitts (neuroscientifique) ont écrit un article fondateur *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity* dans lequel fut introduit pour la première fois le concept de neurone artificiel³⁵. Dans cet article, les deux scientifiques proposent une modélisation mathématique du fonctionnement d'un neurone biologique³⁵. Le neurone biologique est une cellule excitable du système nerveux permettant la transmission d'influx nerveux. Il est structuré en trois parties : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone. La figure 46 présente plusieurs types de neurones existant chez le chien et le chat³⁶.

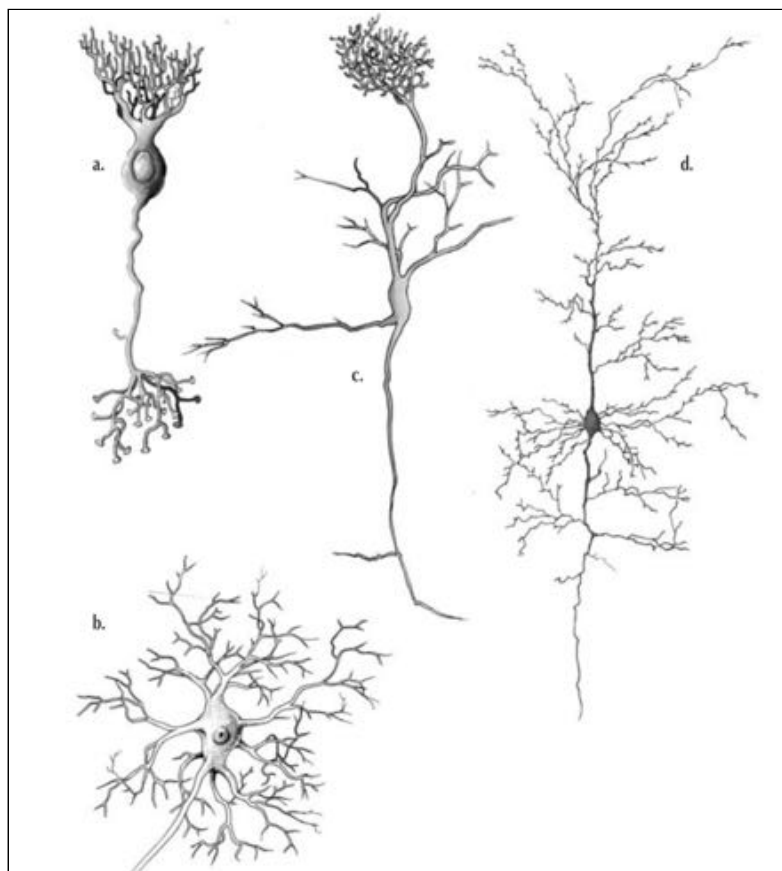


Figure 46 : Schéma de différents types de neurones existant chez le chien et le chat

Différents types de neurones. La polarité et les organisations axonales et dendritiques sont adaptées à la fonction du neurone. a : Cellule bipolaire de la rétine ; b : motoneurone médullaire ; c : cellule sensorielle du bulbe olfactif ; d : neurone pyramidal du cortex hémisphérique.

(Source : Fuhrer et al³⁶, 2007)

Les dendrites sont ornées à chacune de leurs extrémités par une synapse qui assure la transduction d'un message nerveux de nature chimique, véhiculé par les neurotransmetteurs, en un message nerveux de nature électrique (une différence de potentiel)³⁶. La transduction du message nerveux est réalisée uniquement si la différence de potentiel dépasse un seuil dit "seuil d'excitation"³⁶. Telle une loi du "tout ou rien", si ce seuil d'excitation est franchi alors naît un potentiel d'action, sinon aucun potentiel d'action n'est créé³⁶. Ce potentiel d'action est ensuite transmis au corps cellulaire duquel part un axone³⁶. Avec sa forme allongée, l'axone assure la transmission du potentiel d'action depuis le corps cellulaire jusqu'à une autre synapse³⁶.

McCulloch et Pitts ont cherché à modéliser mathématiquement ce fonctionnement du neurone biologique³⁵. Leur modèle, de nature linéaire, repose sur une unique fonction f , qui reçoit i signaux (x_1, x_2, \dots, x_i) et qui renvoie une valeur y ³⁵. La figure 47 présente schématiquement la modélisation mathématique du neurone biologique selon McCulloch et Pitts.

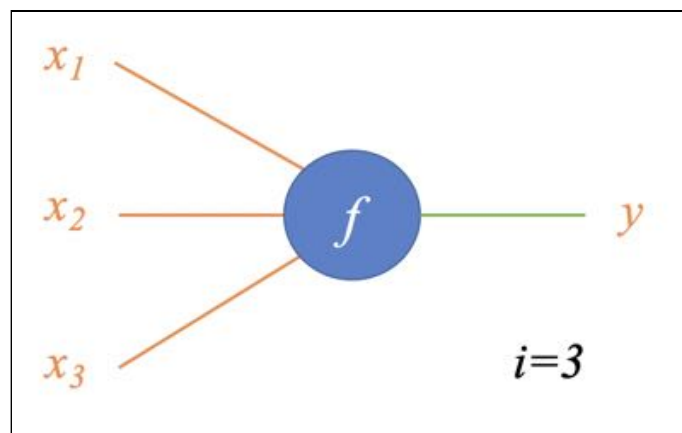


Figure 47 : Schéma de la modélisation mathématique d'un neurone biologique selon McCulloch et Pitts

(Source : Dumortier Léo, 2021)

La fonction f réalise dans un premier temps une combinaison linéaire des signaux (x_1, x_2, \dots, x_i) tel que $f(x_1, x_2, \dots, x_i) = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_i \cdot x_i$, avec (w_1, w_2, \dots, w_i) des paramètres égaux à -1 ou 1³⁵. Cette première étape est appelée agrégation³⁵. Par rapport au fonctionnement du neurone biologique, l'agrégation modélise les informations reçues par l'ensemble des dendrites du neurone³⁵.

Dans un second temps, la fonction f réalise une étape d'activation, c'est à dire qu'en fonction de la valeur de la somme $w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_i \cdot x_i$, f renvoie une valeur de y égale à 0 ou 1³⁵. Par rapport au fonctionnement du neurone biologique, cette étape d'activation modélise la loi du “tout ou rien” pour le déclenchement d'un potentiel d'action³⁶. La figure 48 présente la formalisation mathématique du fonctionnement d'un neurone biologique selon McCulloch et Pitts.

Soit f une fonction linéaire, x_1, x_2, \dots, x_i des nombres réels et w_1, w_2, \dots, w_i des entiers relatifs égaux à -1 ou 1.

Dans ces conditions, la fonction f est définie par :

$$f(x_1, x_2, \dots, x_i) = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_i \cdot x_i$$

Par ailleurs, on définit y un entier naturel, tel que :

$$\begin{cases} y = 1, & \text{si } f \geq 0 \\ y = 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Figure 48 : Formalisation mathématique du fonctionnement d'un neurone biologique selon McCulloch et Pitts

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Grâce à cette approche, McCulloch et Pitts ont démontré que les opérateurs de logique Booléenne “Et” et “Ou” peuvent être modélisés grâce à leur modèle de neurone artificiel³⁵. En connectant plusieurs neurones artificiels, à la manière des connexions biologiques inter-neuronales, ils ont aussi démontré que n'importe quel problème de logique Booléenne pouvait potentiellement être résolu³⁵. Toutefois, la grande limite de ce modèle réside dans les valeurs des paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i) qui nécessitent d'être trouvés et fixés *a priori* selon la tâche étudiée³⁵. L'enjeu était donc de trouver une approche pour que l'humain s'affranchisse de cette limite.

c - Le perceptron, catalyseur de l'apprentissage automatique et des premiers réseaux de neurones artificiels

En 1957, Rosenblatt se pencha sur les travaux de McCulloch et Pitts pour tenter de trouver un moyen de déterminer automatiquement les valeurs des paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i) dans le modèle du neurone artificiel présenté précédemment. Il introduit alors un nouveau modèle, le “perceptron”, inspiré du modèle de McCulloch et Pitts³⁷. Le point fort du perceptron est d'intégrer dans son principe de fonctionnement un algorithme d'apprentissage permettant de trouver automatiquement les meilleures valeurs des paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i)³⁷. Pour développer le perceptron, Rosenblatt s'est inspiré de la théorie du neuropsychologue Hebb selon laquelle deux neurones biologiques renforcent leur lien synaptique dès lors qu'ils sont excités conjointement³⁸. En s'appuyant sur cette théorie, Rosenblatt a imaginé un algorithme d'apprentissage qui consiste à entraîner le neurone artificiel sur un jeu de données de référence et de retenir les valeurs des paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i) permettant de réaliser correctement une tâche³⁷. Ce jeu de données de référence se compose d'une entrée x associée à une sortie y , formant alors un couple (x, y) . Dès lors que le perceptron fourni la sortie y pour l'entrée x , les paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i) ayant permis cette sortie y sont retenus³⁷.

Ainsi, les travaux de Rosenblatt ont permis d'élaborer un algorithme d'apprentissage permettant d'optimiser automatiquement les paramètres du modèle d'un neurone artificiel grâce à un jeu de données de référence. Or, bien que l'apprentissage automatique des paramètres du modèle fût un véritable progrès, le perceptron est une modélisation linéaire qui n'est donc pas adaptée pour traiter des problèmes non linéairement séparables, notamment en classification binaire. Par exemple, la figure 49 illustre l'intérêt d'un modèle non linéaire pour la classification d'un jeu de données en fonction de la couleur de ses éléments.

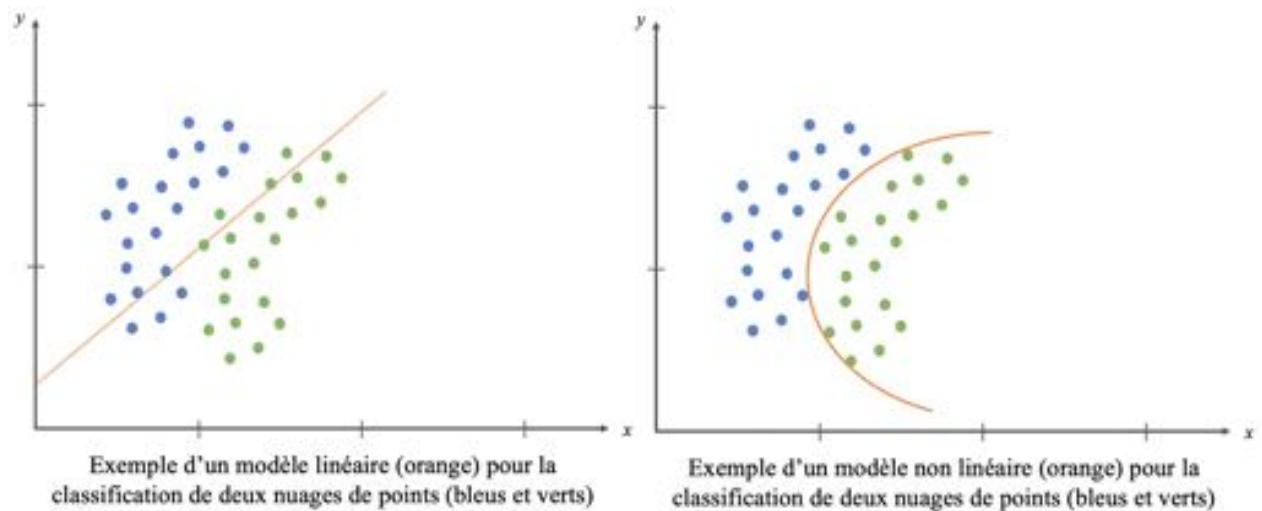


Figure 49 : Intérêt d'un modèle non linéaire dans un exemple de classification d'un jeu de donnée en fonction de la couleur de ses éléments

(Source : Dumortier Léo, 2021)

C'est seulement en 1986 qu'une nouvelle approche permettant de traiter des problèmes non linéairement séparables a été introduite par Hinton³⁹. Ce chercheur canadien en intelligence artificielle eut l'idée de formaliser un modèle dans lequel plusieurs perceptrons sont connectés entre eux, tel un "réseau"³⁹. La figure 50 illustre l'idée de Hinton avec l'exemple d'un modèle construit avec trois perceptrons connectés.

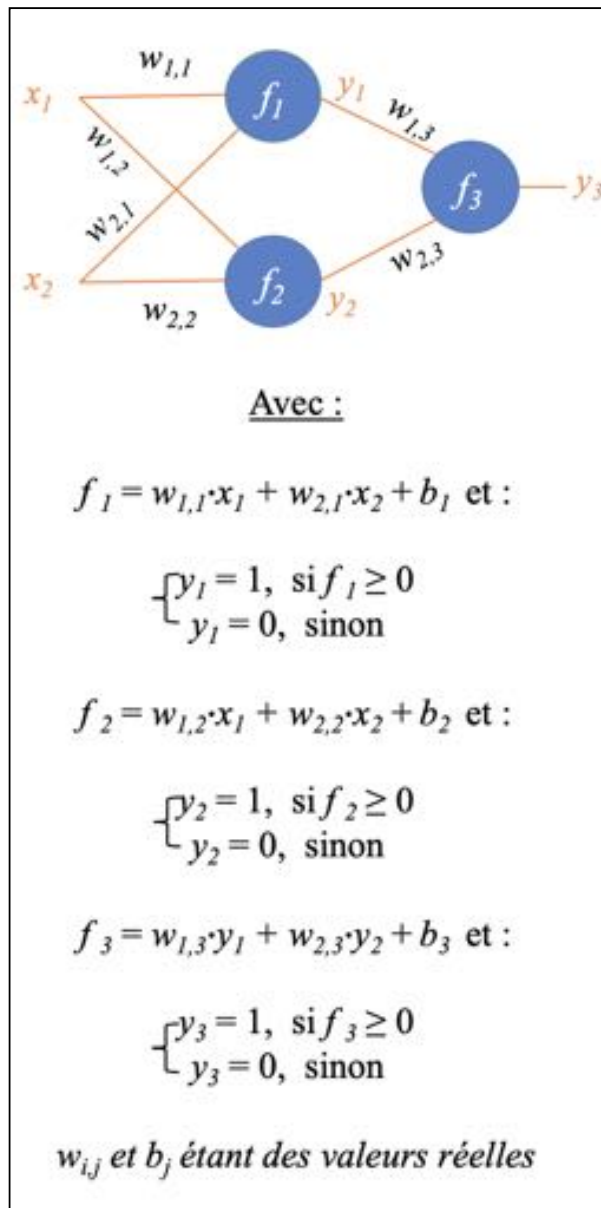


Figure 50 : Exemple d'un réseau de neurones artificiels construits avec trois perceptrons connectés

(Source : Dumortier Léo, 2021)

En connectant les deux premiers perceptrons de cette manière, les sorties y_1 et y_2 (respectivement des fonctions f_1 et f_2) deviennent les entrées du troisième perceptron (correspondant à la fonction f_3) qui permet de renvoyer la sortie finale y_3 . Par ailleurs, cette organisation en réseau permet de définir des couches de neurones : dans l'exemple de la figure 50, les deux premiers perceptrons forment la première couche et le troisième perceptron forme la seconde couche. Grâce à cette approche, Hinton a créé les "perceptrons multi-couches" qui sont les premiers réseaux de neurones artificiels³⁹. La figure 51 présente

un autre exemple de réseau de neurones artificiels, cette fois-ci construit avec neuf perceptrons répartis en quatre couches.

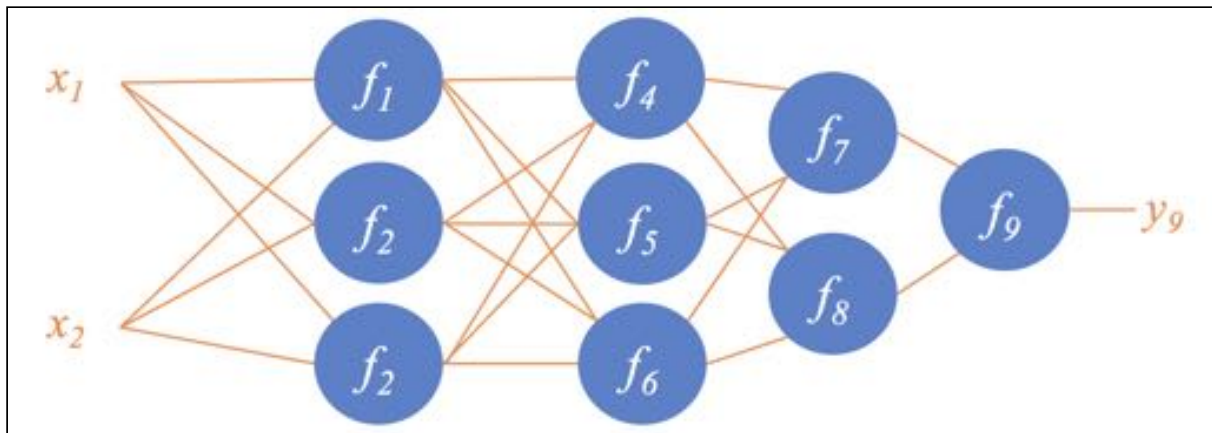


Figure 51 : Exemple d'un réseau de neurones artificiels construits avec neuf perceptrons, répartis en quatre couches

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Un tel réseau de neurones artificiels peut être utilisé pour la réalisation d'une tâche comme une tâche de classification d'images. Toutefois, il est nécessaire pour cela d'entraîner le réseau de neurones artificiels. Une question se pose alors : comment entraîner un réseau de neurones artificiels pour la réalisation d'une tâche précise ?

2/ Principes d'apprentissage d'un réseau de neurones artificiels en classification

La classification d'image est la tâche qui consiste à affecter une classe à une image : par exemple distinguer une image contenant un chien d'une image contenant un chat. Si la classification s'effectue seulement par rapport à deux classes, on parle de classification "binaire"³⁴. Au-delà strictement de deux classes, on parle de classification "multiclasse"³⁴. Le but ici est donc de réaliser cette tâche avec un réseau de neurones artificiels.

a - Optimiser ses paramètres avec un jeu d'entraînement

Le jeu d'entraînement est composé d'un nombre fini d'images, idéalement le plus grand possible, dont la classe (en anglais *label*) de chacune des images est connue³⁴. Ainsi

pour chaque image, une classe de référence lui est associée. À partir de ce jeu d'entraînement, les algorithmes d'apprentissages (évoqués dans la sous partie précédente) permettent au réseau de neurones artificiels d'ajuster l'ensemble de ses paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i), ces derniers étant aussi appelés “poids” du réseau dans le sens du terme “pondération”³⁴. Le but de l'ajustement des paramètres du réseau de neurones artificiels est de minimiser la fonction de coût³⁴. Ainsi, on s'attend à voir la fonction de coût diminuer à mesure que l'apprentissage sur le jeu d'entraînement progresse dans le temps³⁴. La figure 52 présente schématiquement l'apparence classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu d'entraînement.

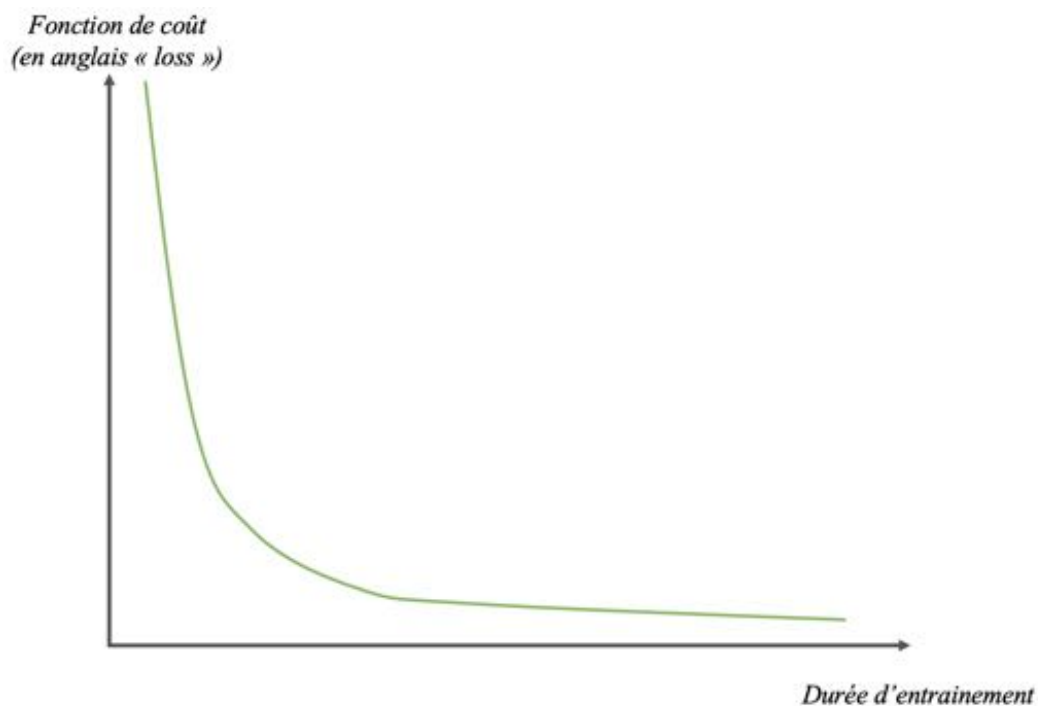


Figure 52 : Schéma de l'apparence graphique classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu d'entraînement, en fonction de la durée d'apprentissage

(Source : Dumortier Léo, 2021)

b - Le rendre capable de généraliser sa tâche avec un jeu de validation

Le jeu de validation est composé d'un nombre fini d'images, généralement inférieur au nombre d'images utilisées pour le jeu d'entraînement, et dont les images ne sont pas dans le jeu d'entraînement³⁴. De la même manière que dans le jeu d'entraînement, chacune des images du jeu de validation est associée à une classe de référence³⁴. Le jeu de validation permet l'ajustement d'autres paramètres, qui sont différents des paramètres (w_1, w_2, \dots, w_i)

jusqu'alors évoqués. Ces autres paramètres sont appelés "hyperparamètres"³⁴. Leur définition exacte n'est pas abordée dans cet exposé. L'ajustement des hyperparamètres du réseau de neurones artificiels permet à celui-ci de généraliser sa capacité à correctement classer des images autres que celles utilisées dans le jeu d'entraînement³⁴. En effet, le risque principal est que le réseau de neurones artificiels "apprenne par coeur" à reconnaître les images du jeu d'entraînement, sans pour autant comprendre les caractéristiques des images permettant une classification généralisable³⁴. On parle alors de "surapprentissage" (en anglais *overfitting*)³⁴.

Le jeu de validation permet aussi d'apprécier la présence d'éventuels biais pouvant empêcher la généralisation de la classification³⁴. Prenons l'exemple, d'un réseau de neurones artificiels entraîné avec 100 radiographies thoraciques de chat en vue latéro-latérale, dont 50 présentant un syndrome radiologique pulmonaire interstitiel et sur lesquelles figure le marqueur métallique "G" (pour "gauche", vue latéro-latérale droite-gauche) et dont 50 ne présentant aucun syndrome radiologique pulmonaire mais sur lesquelles figure le marqueur métallique "D" (pour "droite", vue latéro-latérale gauche-droite), comme l'illustre la figure 53.

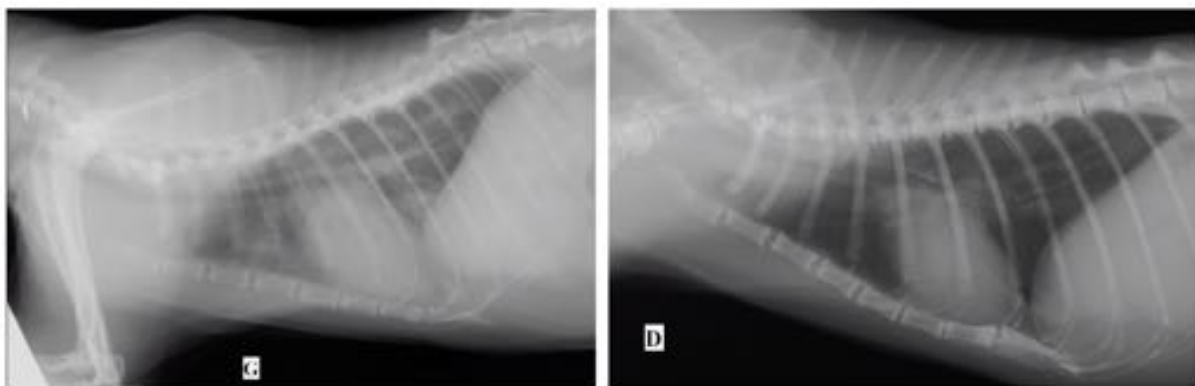


Figure 53 : Exemple de deux radiographies thoraciques appartenant à deux classes différentes (anormal/sain) et dont les marqueurs peuvent biaiser l'apprentissage

Dans ce contexte, le réseau de neurones artificiels a toutes les chances d'apprendre à classer les radiographies par rapport aux marqueurs radiographiques "G" et "D" que par rapport aux syndromes radiologiques pulmonaires.

(Source radiographique : VetAgro Sup, 2021)

Ainsi, de la même manière qu'avec un jeu d'entraînement, on s'attend à voir la fonction de coût diminuer à mesure que l'apprentissage sur le jeu de validation progresse dans le temps³⁴. La fonction de coût obtenue sur le jeu de validation a globalement la même

apparence graphique que celle obtenue sur le jeu d'entraînement³⁴. La figure 54 présente schématiquement l'apparence graphique classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu de validation.

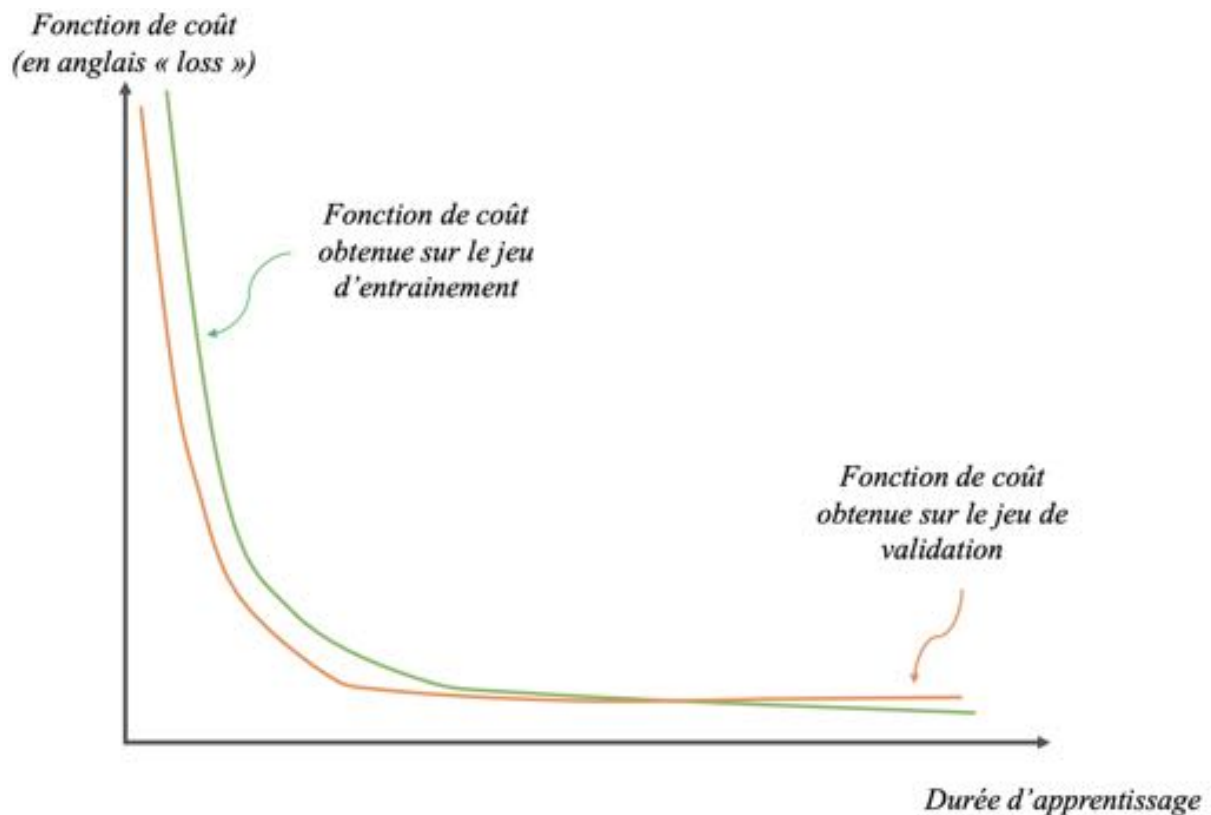


Figure 54 : Schéma de l'apparence graphique classique d'une fonction de coût obtenue sur le jeu de validation, en fonction de la durée d'apprentissage

(Source : Dumortier Léo, 2021)

L'analyse de la position relative de la fonction de coût obtenue sur le jeu de validation par rapport à la fonction de coût obtenue sur le jeu d'entraînement permet d'apprécier si le réseau de neurones artificiels a tendance à "surapprendre" les images du jeu d'entraînement³⁴. En effet, si à un moment de l'apprentissage la fonction de coût du jeu d'entraînement diminue durablement alors même que la fonction de coût du jeu de validation augmente durablement, cela souligne un *overfitting*³⁴. En d'autres termes, le réseau de neurones artificiels n'apprend plus de manière pertinente à classer les images. L'observation d'un *overfitting* est très fréquente lorsque le nombre d'images du jeu d'entraînement est faible³⁴. La figure 55 présente les signes graphiques correspondant à un *overfitting*.

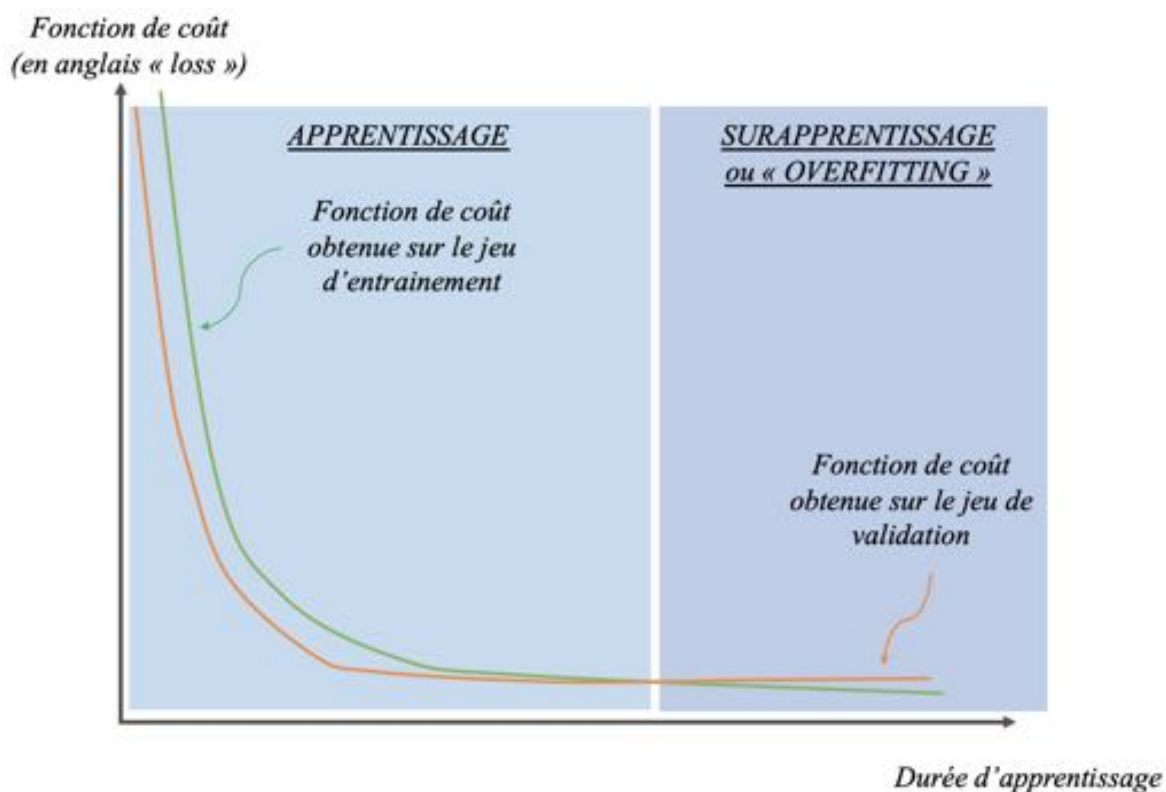


Figure 55 : Positions relatives des deux fonctions de coût pour détecter un “surapprentissage” aussi appelé “overfitting”

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Ainsi, le jeu de validation ne permet pas d'évaluer les performances de classification d'un réseau de neurones artificiels, mais permet plutôt d'ajuster ses hyperparamètres, de contrôler le bon déroulement de son apprentissage et de détecter un éventuel *overfitting*³⁴.

c - Mesurer ses performances avec un jeu de test

Le jeu de test est composé d'un nombre fini d'images qui ne sont ni dans le jeu d'entraînement ni dans le jeu de validation³⁴. Le but de la phase de test est d'évaluer les performances de classification d'un réseau de neurones artificiels qui a terminé son apprentissage³⁴. Chacune des images du jeu de test est soumise au réseau de neurones artificiels et sa prédiction est comparée à la réponse attendue³⁴.

Grâce à l'ensemble des prédictions proposées par le réseau de neurones artificiels, une multitude de métriques de performances, comme la sensibilité et la spécificité, peuvent être calculées grâce aux nombres de vrais positifs, vrais négatifs, faux positifs et faux négatifs.

Ainsi le jeu de test permet d'évaluer les performances du réseau de neurones artificiels sur des images jamais rencontrées durant l'apprentissage.

d - Répartition des images dans chacun des jeux

En pratique, lorsqu'on souhaite développer un réseau de neurones artificiels pour une tâche de classification avec plusieurs classes, il est nécessaire de disposer d'un jeu d'images dans lequel les différentes classes sont représentées³⁴. À partir de ce jeu global d'images, un jeu d'entraînement, un jeu de validation et un jeu de test peuvent être construits³⁴. Le jeu d'entraînement et le jeu de validation sont utilisés pour l'apprentissage³⁴. Il est important de rappeler qu'une même image ne peut pas être présente dans plusieurs jeux à la fois. On dédie généralement au jeu de test 10 à 30% du jeu global d'images, le restant étant dédié pour l'apprentissage⁴⁰⁻⁴⁵. Par ailleurs, la répartition du nombre d'images dans le jeu d'entraînement et dans le jeu de validation est communément la suivante :

- 60 à 90% des images utilisées pour l'apprentissage sont dédiées au jeu d'entraînement
- le restant des images utilisées pour l'apprentissage, soit 10 à 40%, est dédié au jeu de validation⁴⁰⁻⁵⁰.

Le choix de répartition des images dans chacun des jeux est variable selon les publications.

3/ État de l'art des applications des réseaux de neurones artificiels en imagerie vétérinaire chez le chien et le chat

a - Méthodologie et résultats de la recherche bibliographique

Afin d'établir un état de l'art des applications des réseaux de neurones artificiels en imagerie vétérinaire, une recherche bibliographique a été réalisée pour la dernière fois le 1er juin 2021 sur le moteur de recherche *PubMed*. Les mots-clés utilisés pour la recherche bibliographique étaient les suivants : (*neural network*) AND (*vet*). La figure 56 présente une capture d'écran d'un extrait des résultats bibliographiques trouvés.

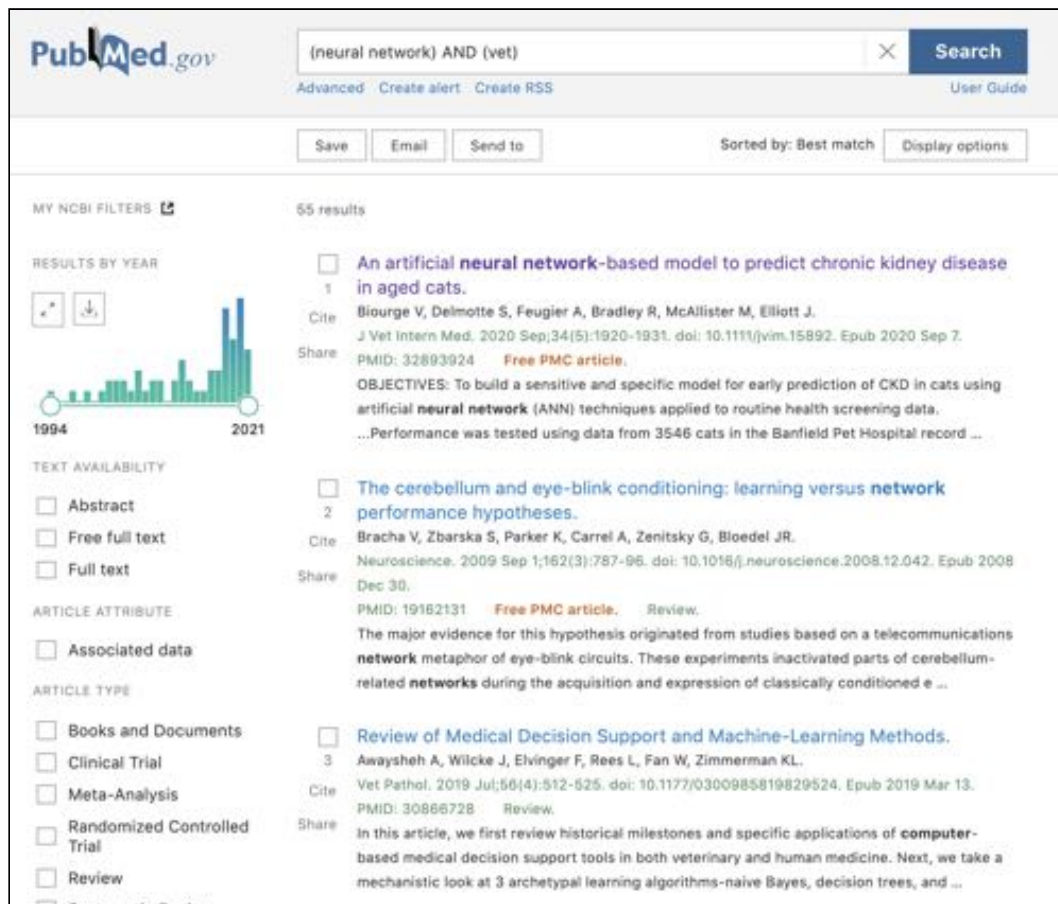


Figure 56 : Capture d'écran d'un extrait des résultats de la recherche bibliographique menée avec le moteur de recherche PubMed
(Source : Dumortier Léo, 2021)

Parmi les 55 publications trouvées, seulement celles en rapport avec l'utilisation des réseaux de neurones artificiels en imagerie médicale chez le chien et le chat ont été sélectionnées pour la suite de l'étude bibliographique. Cela correspond à un total de onze publications. Le tableau VI présente certaines caractéristiques de ces onze publications utilisées pour la suite de l'étude bibliographique.

Tableau VI : Publications de l'étude bibliographique (Source : Dumortier Léo, 2021)

Titres	Auteurs	Espèces étudiées	Dates de publication	Revue
<i>Deep transfer learning can be used for the detection of hip joints in pelvis radiographs and the classification of their hip dysplasia status.</i> ⁴⁰	McEvoy et al	Chien	Avril 2021	Veterinary Radiology and Ultrasound
<i>Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning.</i> ⁴¹	Banzato et al	Chien	Février 2021	Scientific Report
<i>Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs.</i> ⁴²	Burti et al	Chien	Novembre 2020	Veterinary Journal
<i>Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence.</i> ⁴⁶	Boissady et al	Chien et chats	Novembre 2020	Veterinary Radiology and Ultrasound
<i>Pilot study: Application of artificial intelligence for detecting left atrial enlargement on canine thoracic radiographs.</i> ⁴³	Li et al	Chien	Août 2020	Veterinary Radiology and Ultrasound
<i>Classification of radiographic lung pattern based on texture analysis and machine learning.</i> ⁴⁷	Yoon et al	Chien et chats	Juillet 2019	Journal of Veterinary Science
<i>A methodological approach for deep learning to distinguish between meningiomas and gliomas on canine MR-images.</i> ⁴⁴	Banzato et al	Chien	Octobre 2018	BMC Veterinary Research
<i>Prediction of radiographic abnormalities by the use of bag-of-features and convolutional neural networks.</i> ⁴⁸	Yoon et al	Chien	Mai 2018	Veterinary Journal
<i>Development of a deep convolutional neural network to predict grading of canine meningiomas from magnetic resonance images.</i> ⁴⁵	Banzato et al	Chien	Avril 2018	Veterinary Journal
<i>Use of transfer learning to detect diffuse degenerative hepatic diseases from ultrasound images in dogs: A methodological study.</i> ⁴⁹	Banzato et al	Chien	Mars 2018	Veterinary Journal
<i>Using machine learning to classify image features from canine pelvic radiographs: evaluation of partial least squares discriminant analysis and artificial neural network models.</i> ⁵⁰	McEvoy et al	Chien	Décembre 2012	Veterinary Radiology and Ultrasound

Les onze publications ont été écrites par six auteurs distincts et publiées dans six revues différentes. Ces publications sont parues entre 2012 et 2021, dont dix d'entre elles parues entre 2018 et 2021. Tous les premiers auteurs sont vétérinaires, dont un spécialiste en imagerie médicale (McEvoy, diplômé ECVDI) et sont rattachés pour la plupart à une institution universitaire vétérinaire (McEvoy, Université de Copenhague, Suède ; Banzato et Burti, Université de Padoue, Italie ; Li, Université de Californie, USA ; Yoon, Université de Gyeongsang, Corée du Sud) à l'exception de Boissady qui est cofondatrice de la société *PicoxIA*. Toutes les publications ont été réalisées chez le chien (dont dix exclusivement) et deux publications ont été réalisées également chez le chat. Ces onze publications ont ensuite été analysées selon si les applications concernaient ou non l'étude du thorax.

b - Applications en imagerie thoracique

Six publications dont l'application concernait l'étude du thorax ont été analysées. Le tableau VII présente ces publications en fonction du type d'images utilisées et de leurs applications.

Tableau VII : Publications dont l'application concerne l'étude du thorax

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Titres (Auteurs)	Type d'images	Applications
<i>Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning.</i> ⁴¹ (Banzato et al)	Radiographies thoraciques (vues latéro-latérales)	Classification multi-classes dans une ou plusieurs des neuf classes : “sans anomalie”, “cardiomégalie”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel”, “masse”, “épanchement pleural”, “pneumothorax”, “mégaoesophage” Et localisation des classes sous forme de “cartes de chaleur”.
<i>Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs.</i> ⁴² (Burti et al)	Radiographies thoraciques (vue latéro-latérale gauche-droite)	Classification binaire dans une des deux classes : “silhouette cardiaque normale” ou “silhouette cardiaque augmentée”
<i>Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence.</i> ⁴⁶ (Boissady et al)	Radiographies thoraciques (vues latéro-latérales, vue ventro-dorsale et vue dorso-ventrale)	Classification multi-classes dans une ou plusieurs des quinze classes : “cardiomégalie”, “dilatation atriale gauche”, “dilatation ventriculaire gauche”, “dilatation ventriculaire droite”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome vasculaire”, “pneumothorax”, “épanchement pleural”, “scissure interlobaire”, “déviation trachéale”, “collapsus trachéal”, “masse”, “mégaoesophage”
<i>Pilot study: Application of artificial intelligence for detecting left atrial enlargement on canine thoracic radiographs.</i> ⁴³ (Li et al)	Radiographies thoraciques (vue latéro-latérale gauche-droite)	Classification binaire dans une des deux classes : “aucune dilatation atriale gauche” ou “dilatation atriale gauche”
<i>Classification of radiographic lung pattern based on texture analysis and machine learning.</i> ⁴⁷ (Yoon et al)	Radiographies thoraciques (vues latéro-latérales et vue ventro-dorsale)	Classification multi-classes de zones d'intérêts (en anglais <i>ROI</i>) de la radiographie dans l'une des quatre classes : “poumon sain”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel non structuré”
<i>Prediction of radiographic abnormalities by the use of bag-of-features and convolutional neural networks.</i> ⁴⁸ (Yoon et al)	Radiographies thoraciques (vues latéro-latérales et vue ventro-dorsale)	Plusieurs classifications binaires ont été testées : “silhouette cardiaque saine” ou “élargie”, “parenchyme pulmonaire sain” ou “anormal”, “médiastin sain” ou “déviant”, “espace pleural sain” ou “avec épanchement pleural”, “espace pleural sain” ou “pneumothorax”

Parmi ces six publications, les structures anatomiques principalement étudiées étaient le cœur, les poumons et l'espace pleural. En effet, cinq publications s'intéressaient au cœur^{41-43,46,48} dont deux exclusivement^{42,43}, quatre au poumon^{41,46-48} dont une exclusivement⁴⁷ et trois à l'espace pleural^{41,46,48}. De manière plus anecdotique, deux publications abordaient l'étude de l'œsophage^{41,46}, une de la trachée⁴⁶ et une du médiastin⁴⁸, sans jamais qu'aucune de ces trois structures n'aient été étudiées exclusivement. Les deux publications faisant intervenir en partie le chat étudiaient toutes les deux les SRP^{46,47}, dont une exclusivement⁴⁷. Parmi les six publications, toutes utilisaient des radiographies thoraciques en vues latéro-latérales (droite-gauche, gauche-droite, ou les deux), trois d'entre elles utilisaient des radiographies thoraciques en vue ventro-dorsale⁴⁶⁻⁴⁸ et une seule utilisait des radiographies thoraciques en vue dorso-ventrale⁴⁶.

Le tableau VIII présente les caractéristiques des réseaux de neurones artificiels employés dans les publications portant sur l'étude du thorax.

Tableau VIII : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour l'étude du thorax (Source : Dumortier Léo, 2021)

Titres (Auteurs)	Applications	Nombre d'images utilisées	Performances (sur le jeu de test)
<i>Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning.</i> ⁴¹ (Banzato et al)	<u>Classification multi-classes</u> dans une ou plusieurs des neuf classes : “sans anomalie”, “cardiomégalie”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel”, “masse”, “épanchement pleural”, “pneumothorax”, “mégaoesophage”	2431 images dont 80% pour l'entraînement, 10% pour la validation et 10% pour le test. (N.B : Il est à noter qu'un second test a aussi été effectué sur 699 images.)	(Observées sur les 10% d'images utilisées pour le test) <u>“sans anomalie” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.95 <u>“cardiomégalie” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.52 <u>“syndrome alvéolaire” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.38 <u>“syndrome bronchique” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.09 <u>“syndrome interstitiel” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.77 <u>“masse” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.42 <u>“épanchement pleural” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.57 <u>“pneumothorax” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.40 <u>“mégaoesophage” :</u> Se = 0.95 Sp = 0.29
<i>Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs.</i> ⁴² (Burti et al)	<u>Classification binaire</u> dans une des deux classes : “silhouette cardiaque normale” ou “silhouette cardiaque augmentée”	1153 images dont 80% pour l'entraînement et 20% pour la validation, et 315 pour le test.	Deux modèles de réseau de neurones artificiels ont été utilisés. <u>Modèle A :</u> Se = 0.96 Sp = 0.89 <u>Modèle B :</u> Se = 0.90 Sp = 0.92

Tableau VIII (suite 1) : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour l'étude du thorax (Source : Dumortier Léo, 2021)

<p><i>Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence.</i>⁴⁶</p> <p>(Boissady et al)</p>	<p><u>Classification multi-classes</u> dans une ou plusieurs des quinze classes : “cardiomégalie”, “dilatation atriale gauche”, “dilatation ventriculaire gauche”, “dilatation ventriculaire droite”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome vasculaire”, “pneumothorax”, “épanchement pleural”, “scissure interlobaire”, “déviation trachéale”, “collapsus trachéal”, “masse”, “mégaoesophage”</p>	<p>15780 images dont 90% pour l'entraînement et 10% pour la validation, provenant de 13808 chiens et 1957 chats.</p> <p>Aucun jeu de test n'est décrit.</p>	<p>Les modèles de réseau de neurones artificiels proposés dans la publication n'ont pas été évalués sur un jeu de test, mais seulement sur le jeu de validation.</p>
<p><i>Pilot study: Application of artificial intelligence for detecting left atrial enlargement on canine thoracic radiographs.</i>⁴³</p> <p>(Li et al)</p>	<p><u>Classification binaire</u> dans une des deux classes : “aucune dilatation atriale gauche” ou “dilatation atriale gauche”</p>	<p>711 images dont 90% pour l'entraînement et 10% pour la validation, et 81 autres images pour le test.</p>	<p>Deux modèles de réseau de neurones artificiels ont été utilisés.</p> <p><u>Modèle A :</u> Se = 0.68 Sp = 0.87</p> <p><u>Modèle B :</u> Se = 0.74 Sp = 0.81</p>
<p><i>Classification of radiographic lung pattern based on texture analysis and machine learning.</i>⁴⁷</p> <p>(Yoon et al)</p>	<p><u>Classification multi-classes</u> de zones d'intérêt (en anglais ROI) de la radiographie dans l'une des quatre classes : “poumon sain”, “syndrome alvéolaire”, “syndrome bronchique”, “syndrome interstitiel non structuré”</p>	<p>12000 zones d'intérêt (dont 300 pour chaque catégorie) correspondant à 512 radiographies thoraciques, provenant de 252 Chiens et 65 chats.</p> <p>70% des zones d'intérêt pour l'entraînement, 30% pour la validation.</p> <p>Aucun jeu de test n'est décrit.</p>	<p>Les modèles de réseau de neurones artificiels proposés dans la publication n'ont pas été évalués sur un jeu de test, mais seulement sur le jeu de validation.</p>

Tableau VIII (suite 2) : Nombres d’images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour l’étude du thorax (Source : Dumortier Léo, 2021)

<p><i>Prediction of radiographic abnormalities by the use of bag-of-features and convolutional neural networks.</i>⁴⁸</p> <p>(Yoon et al)</p>	<p>Plusieurs classifications binaires ont été testées : “<i>silhouette cardiaque saine</i>” ou “<i>élargie</i>”, “<i>parenchyme pulmonaire sain</i>” ou “<i>anormal</i>”, “<i>médiastin sain</i>” ou “<i>dévié</i>”, “<i>espace pleural sain</i>” ou “<i>avec épanchement pleural</i>”, “<i>espace pleural sain</i>” ou “<i>pneumothorax</i>”</p>	<p>3182 images pour évaluer le cœur, provenant de 1143 chiens.</p> <p>2086 images pour évaluer le parenchyme pulmonaire, provenant de 1247 chiens.</p> <p>892 images pour évaluer le médiastin, provenant de 387 chiens.</p> <p>940 images pour évaluer d’éventuels épanchements pleuraux, provenant de 284 chiens.</p> <p>78 images pour évaluer d’éventuels pneumothorax, provenant de 61 chiens.</p> <p>Pour chaque catégorie, 60% des images pour l’entraînement et 40% pour la validation.</p> <p>Aucun jeu de test n’est décrit.</p>	<p>Le modèle de réseau de neurones artificiels proposé dans la publication n’a pas été évalué sur un jeu de test, mais seulement sur le jeu de validation.</p>
--	--	---	--

Concernant le nombre d’images utilisées pour la réalisation des manipulations informatiques, deux publications utilisaient plus de 10000 images^{46,47}, trois publications utilisaient entre 1000 et 10000 images^{41,42,48} et une publication utilisait entre 500 et 1000 images⁴³.

À propos des jeux d’images, trois publications décrivent le recours à un jeu d’entraînement, de validation et de test^{41–43}, tandis que trois autres publications n’ont pas recours à un jeu de test^{46–48}. En particulier, les deux seules publications qui sollicitent des chats n’ont pas de jeu de test^{46,47}.

Selon les auteurs, 60 à 90% des images sont consacrés au jeu d’entraînement et 10 à 40% sont consacrés au jeu de validation. Pour le jeu de test, celui-ci était composé d’un nombre d’images d’environ 10 à 30% du nombre d’images utilisées pour l’entraînement et la

validation. Dans les trois publications pour lesquelles un jeu de test est utilisé, les auteurs confirment que les images du jeu de test ne sont pas présentes par ailleurs dans le jeu d'entraînement ou de validation⁴¹⁻⁴³.

Enfin, concernant les performances des différents réseaux de neurones artificiels observées sur les jeux de test, celles-ci pouvaient être regroupées en fonction des applications étudiées. Les applications relatives à l'étude de la silhouette cardiaque rapportaient des sensibilités variant entre 0.68 et 0.96 et des spécificités variant entre 0.52 et 0.95^{41-43,46,48}. D'autre part, la publication étudiant les SRP rapporte une sensibilité de 0.95 et une spécificité variant entre 0.09 et 0.77⁴⁷. Cette même publication rapporte aussi une sensibilité identique de 0.95 pour l'étude des masses thoraciques, des épanchements pleuraux, des pneumothorax et des mégaoesophages ; et une spécificité de 0.42, 0.57, 0.40 et 0.29 respectivement pour l'étude des masses thoraciques, des épanchements pleuraux, des pneumothorax et des mégaoesophages⁴⁷.

c - Applications en imagerie non thoracique

Cinq publications dont les applications ne concernaient pas l'étude du thorax ont été analysées. De manière analogue au tableau VIII, le tableau IX présente les cinq publications en fonction du type d'images utilisées et de leurs applications.

Tableau IX : Publications dont l'application ne concerne pas l'étude du thorax**(Source : Dumortier Léo, 2021)**

Titres	Auteurs	Type d'images	Applications
<i>Deep transfer learning can be used for the detection of hip joints in pelvis radiographs and the classification of their hip dysplasia status.</i> ⁴⁰	McEvoy et al	Radiographies de la hanche (vue ventro-dorsale)	Classification binaire dans l'une des deux classes : "Grades A et B" ou "Grades C à E"
<i>A methodological approach for deep learning to distinguish between meningiomas and gliomas on canine MR-images.</i> ⁴⁴	Banzato et al	IRM de l'encéphale (pré et post contraste, vues sagittales, transversales et coronales)	Classification binaire dans l'une des deux classes : "gliome" ou "méningiome"
<i>Development of a deep convolutional neural network to predict grading of canine meningiomas from magnetic resonance images.</i> ⁴⁵	Banzato et al	IRM de l'encéphale (pré et post contraste, vues sagittales, transversales et coronales)	Classification multi-classes dans l'une des trois classes : "grade I", "grade II", "grade III"
<i>Use of transfer learning to detect diffuse degenerative hepatic diseases from ultrasound images in dogs: A methodological study.</i> ⁴⁹	Banzato et al	Échographies du foie (abord sous costal, coupes longitudinales et transversales)	Classification binaire dans l'une des deux classes : "affection hépatique dégénérative" ou "pas d'affection hépatique dégénérative"
<i>Using machine learning to classify image features from canine pelvic radiographs: evaluation of partial least squares discriminant analysis and artificial neural network models.</i> ⁵⁰	McEvoy et al	Radiographies de la hanche (vue ventro-dorsale)	Classification binaire de zones d'intérêts (en anglais <i>ROI</i>) de la radiographie dans l'une des deux classes : "contient l'articulation coxo-fémorale" ou "ne contient pas l'articulation coxo-fémorale"

Parmi les cinq publications qui ne concernaient pas l'étude du thorax, deux s'intéressaient à des tumeurs (méningiome et gliome) de l'encéphale^{44,45}, deux s'intéressaient à l'articulation coxo-fémorale du chien et aux signes de dysplasie^{40,50}, et une s'intéressait aux affections hépatiques (dégénératives ou non)⁴⁹. Les types d'images utilisées étaient variés : deux publications utilisaient des images IRM^{44,45}, deux publications utilisaient des images radiographiques^{40,50} et une publication utilisait des images échographiques⁴⁹. Aucune de ces cinq publications ne faisait intervenir de chats.

Le tableau X présente les caractéristiques des réseaux de neurones artificiels employés dans les cinq publications ne portant pas sur l'étude du thorax.

Tableau X : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour les applications ne concernant pas l'étude du thorax

(Source : Dumortier Léo, 2021)

Titres (Auteurs)	Applications	Nombre d'images utilisées	Performances (sur le jeu de test)
<i>Deep transfer learning can be used for the detection of hip joints in pelvis radiographs and the classification of their hip dysplasia status.</i> ⁴⁰ (McEvoy et al)	(Radiographies de hanche) <u>Classification binaire</u> dans l'une des deux classes : "Grades A et B" ou "Grades C à E"	16264 , dont 11998 pour l'entraînement ($\approx 74\%$), 1584 pour la validation ($\approx 10\%$) et 2682 pour le test ($\approx 16\%$).	<u>"Grades A et B"</u> : 92% des grades A et 83% des grades B sont correctement classés <u>"Grades C à E"</u> : 31% des grades C, 75% des grades D et 92% des grades E sont correctement classés
<i>A methodological approach for deep learning to distinguish between meningiomas and gliomas on canine MR-images.</i> ⁴⁴ (Banzato et al)	(IRM de l'encéphale) <u>Classification binaire</u> dans l'une des deux classes : "gliome" ou "méningiome"	Nombre exact d'images IRM non mentionné, mais les séquences d'images IRM proviennent de 56 chiens présentant un méningiome et 24 chiens présentant un gliome. 60% des images ont été utilisées pour l'entraînement, 10% pour la validation et 30% pour le test.	Trois modèles de réseaux de neurones artificiels ont été testés. <u>Meilleur modèle</u> : Se = 0.94 Sp = 0.94
<i>Development of a deep convolutional neural network to predict grading of canine meningiomas from magnetic resonance images.</i> ⁴⁵ (Banzato et al)	(IRM de l'encéphale) <u>Classification multi-classes</u> dans l'une des trois classes : "grade I", "grade II", "grade III"	Nombre exact d'images IRM non mentionné, mais les séquences d'images IRM proviennent de 56 chiens présentant un méningiome, dont 26 de grade I, 22 de grade II et 8 de grade III. 60% des images ont été utilisées pour l'entraînement, 10% pour la validation et 30% pour le test.	Six modèles de réseaux de neurones artificiels ont été testés <u>Meilleur modèle</u> : Précision = 0.82

Tableau X (suite) : Nombres d'images utilisées et performances des réseaux de neurones artificiels pour les applications ne concernant pas l'étude du thorax

(Source : Dumortier Léo, 2021)

<i>Use of transfer learning to detect diffuse degenerative hepatic diseases from ultrasound images in dogs: A methodological study.</i> ⁴⁹ (Banzato et al)	(Échographies du foie) <u>Classification binaire</u> dans l'une des deux classes : "affection hépatique dégénérative" ou "pas d'affection hépatique dégénérative"	Nombre exact d'images échographiques non mentionné, mais celles-ci proviennent de 48 chiens, dont 16 n'ayant pas d'affection hépatique dégénérative et 32 ayant une affection hépatique dégénérative. 70% des images ont été utilisées pour l'entraînement, 15% pour la validation et 15% pour le test. <u>Attention</u> : Les auteurs précisent que certaines images peuvent être à la fois dans le test, dans la validation ou dans l'entraînement.	Se=1.00 Sp=0.83
<i>Using machine learning to classify image features from canine pelvic radiographs: evaluation of partial least squares discriminant analysis and artificial neural network models.</i> ⁵⁰ (McEvoy et al)	(Radiographies de la hanche) <u>Classification binaire</u> de zones d'intérêts (en anglais <i>ROI</i>) de la radiographie dans l'une des deux classes : "contient l'articulation coxo-fémorale" ou "ne contient pas l'articulation coxo-fémorale"	256 images, provenant de 60 chiens, dont 200 images utilisées pour l'entraînement et 56 pour la validation. Aucun jeu de test n'est décrit.	Le modèle de réseaux de neurones artificiels proposé dans la publication n'a pas été évalué sur un jeu de test, mais seulement sur le jeu de validation.

Concernant le nombre d'images utilisées, une publication utilisait plus de 10000 images⁴⁰, une publication utilisait environ 250 images⁵⁰ et trois autres publications ne mentionnaient pas le nombre exact d'images^{44,45,49}.

À propos des jeux d'images, quatre publications décrivaient le recours à un jeu d'entraînement, de validation et de test^{40,44,45,49}, tandis qu'une autre publication n'a pas recours à un jeu de test.⁵⁰ Il est à noter que parmi les quatre publications qui décrivaient le recours à un jeu de test, l'une d'elle rapporte que les images utilisées dans le jeu de test étaient aussi probablement utilisées dans le jeu d'entraînement et/ou de validation⁴⁹. Selon les auteurs, 60 à

80% des images sont consacrés au jeu d'entraînement et 20 à 40% sont consacrés au jeu de validation. Pour le jeu de test, celui-ci était composé d'un nombre d'images valant environ entre 15 et 30% du nombre d'images utilisées pour l'entraînement et la validation.

Enfin, concernant les performances des différents réseaux de neurones artificiels observées sur les jeux de test, celles-ci pouvaient être regroupées en fonction des applications étudiées. Les applications relatives à l'étude des tumeurs de l'encéphale chez le chien à partir d'images IRM rapportaient une sensibilité et une spécificité de 0.94 pour différencier un méningiome d'un gliome et une précision de 0.82 pour grader les méningiomes^{44,45}. D'autre part, la publication étudiant l'articulation coxo-fémorale du chien à partir d'images radiographiques rapportait que 83% et 92% des articulations correspondant respectivement à un grade A ou B étaient correctement classées, et que 75% et 92% des articulations correspondant respectivement à un grade D ou E étaient correctement classées⁴⁰. La publication s'intéressant à la classification d'images échographiques de foie chez le chien, selon si celles-ci étaient compatibles ou non à une affection hépatique dégénérative, rapportait une sensibilité de 1.00 et une spécificité de 0.83⁴⁹.

d - Discussion des résultats de l'étude bibliographique

Le nombre de publications trouvées (n=55) sur *PubMed* avec la combinaison de mots-clés “(neural network) AND (vet)” est environ 300 fois plus faible comparativement à la combinaison de mots-clés “(neural network) AND (medicine)” ainsi qu'environ 200 fois comparativement à la combinaison de mots-clés “(neural network) AND (human medicine)”. Par ailleurs, les premières publications trouvées avec la combinaison de mots-clés “(neural network) AND (vet)” datent de 1994 tandis que celles trouvées avec les combinaisons “(neural network) AND (medicine)” et “(neural network) AND (human medicine)” datent respectivement de 1978 et 1983. Cela souligne que la dynamique des recherches sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels est impulsée par la médecine humaine, probablement en partie grâce à un nombre de données et des moyens financiers nettement plus importants. La figure 57 illustre le nombre d'études publiées pour chacune de trois combinaisons de mots-clés et leurs répartitions en fonction du temps.

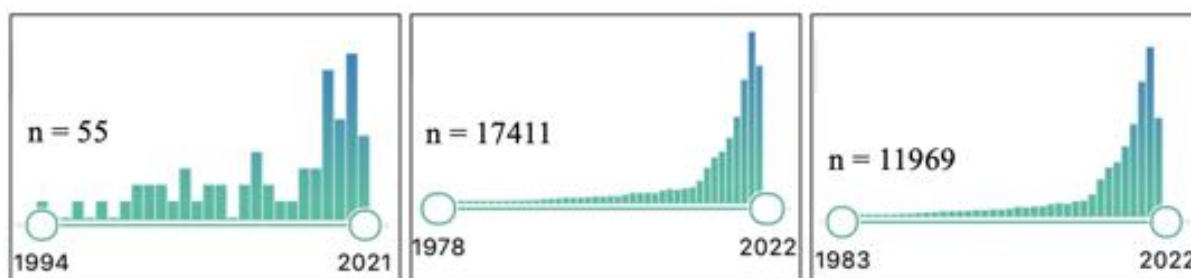


Figure 57 : Nombre d'études publiées dans le temps pour chacune des trois combinaisons de mots-clés et leur répartition en fonction du temps.

À gauche : la combinaison “(neural network) AND (vet)” ;

Au milieu : “(neural network) AND (medicine)” ;

À droite : “(neural network) AND (human medicine)”.

(Source : PubMed, 2021)

Pour les onze publications incluses dans l'étude bibliographique, la très grande majorité des auteurs sont issus du milieu universitaire, avec toutefois aucun auteur rattaché à une école vétérinaire française. Le seul auteur français est rattaché à une entreprise privée. Cela souligne que la thématique de l'utilisation des réseaux de neurones en imagerie médicale des carnivores domestiques est encore un domaine peu voire pas étudié dans les écoles vétérinaires françaises. Une raison qui pourrait être évoquée concerne leur réticence à mettre à disposition un grand nombre d'images, notamment car l'encadrement juridique reste à préciser.

Dans les onze publications, le chien est l'espèce largement étudiée et aucune publication ne concerne exclusivement le chat. Ce constat est assez paradoxal pour les deux raisons suivantes. D'une part car le chat occupe une place en médecine féline au moins aussi importante que le chien et d'autre part car le chat permet de s'affranchir des variations de taille (qui sont importantes chez le chien), ce qui est plutôt un avantage pour l'entraînement de réseaux de neurones artificiels.

Les publications, dont les images utilisées sont des radiographies, s'intéressent principalement aux organes thoraciques (notamment le cœur, les poumons et l'espace pleural) confirmant que la radiographie est un examen complémentaire particulièrement adapté à l'étude de la cavité thoracique. Il est à noter que l'étude de l'articulation coxo-fémorale du chien suscite aussi un intérêt dans les publications. Concernant l'étude des SRP, bien que cet aspect soit souvent abordé dans les publications, aucune publication n'est consacrée exclusivement à leur étude chez le chat. Ce constat est surprenant étant donné l'importance

des SRP et de leur complexité d'analyse. En effet, comme évoqué dans la première partie de cet exposé, une lecture et une interprétation correcte occupent une place centrale dans la démarche diagnostique et la prise en charge des affections pulmonaires chez le chat.

Enfin, l'étude bibliographique des onze publications soulève des points de discussion saillants sur la méthodologie des manipulations entreprises par les différents auteurs.

Tout d'abord concernant les nombres d'images utilisées, seulement trois publications utilisaient plus de 10000 images, soulignant le fait que le manque de données est une des principales limites à l'entraînement de réseaux de neurones artificiels en médecine vétérinaire. Cette limite est également rencontrée en médecine humaine. Toutefois, la médecine vétérinaire a une faiblesse supplémentaire comparativement à la médecine humaine : la très grande majorité (voire la totalité) des structures vétérinaires n'ont pas la puissance logistique, informatique et financière que pourraient avoir des structures comme des Centres Hospitaliers Régionaux ou Universitaires. Ces derniers ont souvent des banques de données internes largement mieux fournies et plus standardisées, facilitant la création de plus larges jeux d'entraînement, de validation et de test. Par ailleurs, certains auteurs ne mentionnent pas le nombre exact d'images utilisées dans leurs manipulations, soulevant une zone d'ombre sur la démarche méthodologique employée.

D'autre part, un point de discussion méthodologique concerne l'utilisation d'un jeu de test pour l'évaluation des performances des réseaux de neurones artificiels. Parmi les onze publications incluses dans l'étude bibliographie, quatre d'entre elles n'avaient pas évalué les performances des réseaux de neurones artificiels sur un jeu de test, mais uniquement sur le jeu de validation. De plus, parmi les publications utilisant un jeu de test, une publication rapporte que certaines images du jeu de test sont très probablement présentes à la fois dans le jeu d'entraînement et/ou dans le jeu de validation. Ceci soulève un problème méthodologique important : comme évoqué dans la partie II.2 de l'exposé, l'évaluation des performances d'un réseau de neurones artificiels se fait rigoureusement sur un jeu de test dont les images n'ont pas été utilisées ni pour l'entraînement ni pour la validation. L'évaluation des performances sur le jeu de validation est source de confusion dans l'interprétation des performances. C'est pourquoi dans l'étude bibliographique menée, seules les performances observées sur un jeu de test ont été comparées. Quelques publications rapportent des performances particulièrement bonnes chez le chien, notamment dans l'évaluation de la silhouette cardiaque, du syndrome radiologique pulmonaire interstitiel, des tumeurs de l'encéphale, des affections hépatiques dégénératives ou encore des signes de dysplasie de la hanche.

Conclusion de la deuxième partie

Cette deuxième partie de l'exposé a permis d'introduire quelques notions théoriques nécessaires à la compréhension des réseaux de neurones artificiels. Ces réseaux de neurones artificiels sont des algorithmes d'apprentissage profond, aussi appelé *deep learning*. L'apprentissage profond est un domaine de l'apprentissage automatique, aussi appelé *machine-learning*. L'apprentissage automatique est un domaine de l'intelligence artificielle.

Le but des réseaux de neurones artificiels est de modéliser le plus fidèlement possible un phénomène observé. Grâce à des algorithmes d'apprentissage, les réseaux de neurones artificiels s'optimisent automatiquement : leurs paramètres sont optimisés sur le jeu d'entraînement et leurs hyperparamètres sont optimisés sur le jeu de validation. Une fois qu'un réseau de neurones artificiels est optimisé grâce à l'apprentissage, les performances du réseau de neurones artificiels sont évaluées sur des nouvelles images appartenant au jeu de test.

En imagerie médicale vétérinaire chez le chien et le chat, seulement onze publications ont été sélectionnées pour réaliser une étude bibliographique. Cette étude bibliographique révèle que les approches méthodologiques employées étaient parfois discutables. Quelques publications proposent des modèles de réseaux de neurones artificiels avec d'excellentes performances chez le chien pour l'évaluation de la silhouette cardiaque, l'articulation coxo-fémorale, les affections hépatiques dégénératives et les tumeurs de l'encéphale. Toutefois, il n'existe aucune publication dans laquelle un réseau de neurones artificiels est développé spécifiquement pour une problématique de médecine féline, notamment pour l'évaluation des SRP.

III) Approche expérimentale : un réseau de neurones artificiels pour l'étude des syndromes radiologiques pulmonaires chez le chat

Cette troisième partie de l'exposé est expérimentale. Elle présente au lecteur un exemple d'élaboration et d'évaluation d'un réseau de neurones à convolution, qui est un type de réseau de neurones artificiels, pour différencier des radiographies thoraciques latéro-latérales selon si elles présentent ou non des SRP. Cette approche expérimentale a fait l'objet de la rédaction d'un article scientifique soumis à la revue *Scientific Report*, de l'éditeur *Nature*⁵¹. C'est pourquoi l'article en lui-même est joint en version originale à cette troisième partie de l'exposé.

1/ Contextualisation de l'article scientifique

a - Un article né d'une synergie entre institutions scientifiques Lyonnaises

La démarche expérimentale est née en 2019 à la faveur du *Collège des Hautes Études Lyon Science* (CHEL'S) qui proposait de soutenir des projets pluridisciplinaires menés par des étudiants de six écoles (le Conservatoire National Supérieur Musique et Danse de Lyon, l'École Centrale de Lyon, l'École Nationale Supérieure de Lyon, les Mines Saint-Étienne, Sciences Po Lyon et VetAgro Sup)⁵². Ainsi, un groupe de trois étudiants composé de Léo Dumortier (VetAgro Sup), Florent Guépin et Stéphane Pouget (tous deux en double cursus à l'École Centrale de Lyon et à l'École Nationale Supérieure de Lyon) a proposé le projet "Vetaria" avec l'ambition de développer des outils utilisant l'intelligence artificielle au service de la médecine vétérinaire⁵³. Le CHEL'S avait alors soutenu favorablement ce projet, notamment en accordant un soutien financier pour l'achat de matériel informatique.

Grâce à cette dynamique, les trois porteurs du projet ont pu être mis en relation avec des experts dans le domaine de l'intelligence artificielle, en particulier avec l'enseignant-chercheur le Dr Thomas Grenier du Centre de Recherche en Acquisition et Traitement de l'Image pour la Santé (CREATIS) de l'INSA Lyon⁵⁴. Le Dr Thomas Grenier a partagé son expérience, ses compétences et son réseau académique pour aider activement au développement du projet. En parallèle, le Dr Caroline Boulocher et l'institution VetAgro Sup

ont eux aussi accompagné grandement le projet, notamment pour la partie médicale. Ces derniers ont permis d'encadrer légalement et éthiquement l'accès et l'utilisation à la base de données d'imagerie de VetAgro Sup pour le développement du projet CHEL'S et le développement de cette thèse.

En septembre 2020, le Dr Caroline Boulocher et le Dr Grenier Thomas ont proposé de concrétiser la démarche entreprise jusqu'alors en la soumettant à la communauté scientifique internationale via la publication d'un article scientifique. Les premiers résultats obtenus avec des réseaux de neurones à convolution pour l'aide à la lecture et à l'interprétation de radiographies thoraciques étaient en effet très encourageants et permettaient d'explorer un domaine de la médecine vétérinaire peu étudié jusqu'à présent : l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels, en l'occurrence un réseau de neurones à convolution pour l'étude des SRP sur des radiographies thoraciques latéro-latérales.

b - Des auteurs pluridisciplinaires

L'article scientifique proposé résulte de la collaboration entre cinq auteurs provenant de quatre institutions scientifiques différentes. Les cinq auteurs, dans l'ordre proposé dans l'article, sont les suivants :

- Léo Dumortier (VetAgro Sup)
- Florent Guépin (*Imperial College of London*) qui était en 2019 en double cursus l'École Centrale de Lyon et à l'École Nationale Supérieure de Lyon
- Marie-Laure Delignette-Muller (CNRS, VetAgro Sup), qui a proposé son expertise pour la validation statistique des résultats
- le Dr Caroline Boulocher (VetAgro Sup, Institut Polytechnique UniLaSalle) qui a largement encadré la partie médicale et la rédaction de l'article
- le Dr Thomas Grenier (CNRS, Inserm, CREATIS) qui a largement encadré la partie informatique et la rédaction de l'article

c - Intérêt de la présentation de l'article en version originale

En accord avec les règles de rédaction d'un manuscrit de thèse d'exercice vétérinaire, il paraissait pertinent de proposer la version originale de l'article scientifique qui a été soumis à la revue *Scientific Report*, de l'éditeur *Nature*⁵¹. En effet, cela permettait de mettre en avant le travail fourni pour respecter les exigences scientifiques imposées pour la rédaction de ce

type d'article. C'est pourquoi le contenu de l'article est présenté tel que dans sa version originale, seule la mise en page ayant été modifiée. Les numérotations des figures et des tableaux, ainsi que les références bibliographiques de l'article restent toutefois inchangés.

2/ L'article scientifique

a - Title and authors

La figure 58 présente le titre et les auteurs de l'article dans sa version originale, lors de sa soumission à *Scientific Report*, de l'éditeur *Nature*⁵¹.



Figure 58 : Capture d'écran du titre et des informations relatives aux auteurs de l'article soumis à la revue *Scientific Report* de l'éditeur *Nature*

(Source : Léo DUMORTIER, 2021)

b - Abstract

Thoracic radiograph (TR) is a complementary exam widely used in small animal medicine which requires a sharp analysis to take full advantage of Radiographic Pulmonary Pattern (RPP). Although promising advances have been made in deep learning for veterinary imaging, the development of a Convolutional Neural Networks (CNN) to detect RPP from feline TR images has not been investigated. Here, a CNN based on ResNet50V2 and

pre-trained on ImageNet is first fine-tuned on human Chest X-rays and then fine-tuned again on 500 annotated TR images from the veterinary campus of VetAgro Sup (Lyon, France). The impact of manual segmentation of TR's intrathoracic area and enhancing contrast method on the CNN's performances has been compared. To improve classification performances, 200 networks were trained on random shuffles of training set and validation set. A voting approach over these 200 networks trained on segmented TR images produced the best classification performances and achieved mean Accuracy, F1-Score, Specificity, Positive Predictive Value and Sensitivity of 82%, 85%, 75%, 81% and 88% respectively on the test set. Finally, the classification schemes were discussed in the light of an ensemble method of class activation maps and confirmed that the proposed approach is helpful for veterinarians.

c - Introduction

Digital radiograph is a complementary exam largely used in veterinary medicine for its practicality and its quickness^{1,2}. As digital radiograph, Thoracic Radiograph (TR) is especially indicated for diagnosis of intrathoracic and systemic diseases³. In TRs, pathological pulmonary lesions result in increasing the radiographic opacity of lungs and the radiographic appearance depends on the structures involved (*interstitium*, alveoli, bronchi, vessels)⁴. These characteristic features are called Radiographic Pulmonary Patterns (RPPs) and 5 types are described: the interstitial pattern, the alveolar pattern, the bronchial pattern, the vascular pattern and the nodular pattern³. A correct description of RPPs (localization, distribution and intensity) is crucial for diagnosis, treatment and aftercare of the animal^{3,5}. However, accurate reading of a TR is challenging for veterinarians because most pulmonary diseases involve several RPPs in various pulmonary localizations³.

In this context, a computer-aided-diagnosis could help veterinarians in description of RPPs. Recently, deep-learning approaches based on Convolutional Neural Networks (CNN) have achieved interesting results for various diagnosis using human radiographs, such as detection of interstitial lung diseases⁶, breast cancer diagnosis⁷ or more recently for COVID-19 disease detection⁸. In veterinary medicine, studies have proved that CNN models are efficacious for classification issues with canine medical images. CNNs are able to classify superficial or deep corneal ulcers in photographs⁹, to detect diffuse degenerative hepatic diseases in ultrasound images¹⁰, to distinguish between meningiomas and gliomas in MR-images¹¹, to detect cardiomegaly in TR images¹² and to detect hip joints in pelvis radiographs and to classify their hip dysplasia status¹³. In TR images in particular, a

CNN-based approach was more efficacious than veterinarians to evaluate ventricular and left atrial enlargement, cardiomegaly and bronchial RPP in feline and canine radiographs¹⁴.

However, to the best of the authors' knowledge, no CNN has been proposed exclusively for assessing RPPs in feline TR images. In veterinary medicine, feline population is unmissable with more than 42 billions of cat owners in the US in 2020¹⁵, even though canine population tends to represent the majority¹⁶. In addition, from a deep-learning perspective, studying cats enables to minimize the size and shape variation between individuals which is maximized in dogs¹⁷. For these reasons, this study focused on feline TR images.

The objective was to assess the performances of a CNN to classify feline TR images with or without RPPs and to propose an optimized framework that achieves better performances. To achieve that objective, four different pre-processings were assessed. First, the impact on the training of a manual segmentation of the intrathoracic area in TR images was assessed. Second, the use of enhancing contrast method (ECM) was assessed. Using a voting ensemble method over 200 random shuffles of training sets and validation sets, we demonstrated that focusing the training of our CNN on a region of interest optimized its performances as described in the visual attention concept¹⁸, while the ECM showed no significant improvement of performances. Finally, using the Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) algorithm¹⁹, the interpretability of the proposed CNN was discussed. Such visual explanation ensures its usefulness into everyday lives and completes the significance of the final prediction returned.

d - Results

Feline TR images database

After parsing the tabular database of all Medical Imaging Reports (MIR) from the veterinary campus of VetAgro Sup, 2729 MIRs were obtained. Only MIRs which described normal or abnormal TR images are selected. TR images with extra material or extra lung disorders were excluded of the study. As cats may have been examined several times on different dates to VetAgro Sup, several MIRs could have corresponded to the same cat. Indeed, RPPs may change in the time resulting in different TR images, even though TR images came from the same cat. That is the reason why a case was defined as a single veterinary visit resulting in a unique TR exam and a unique MIR.

The database represented 348 cases, 296 cats and 500 TR images (250 normal and 250 abnormal). Training set and validation set were created with 455 TR images randomly selected corresponding to 303 cases and 252 cats. The test set was composed of the 45 remaining TR images corresponding to 45 cases and 44 cats. Details of the database are presented in Table 1. Reasons which justified the TR exams were mainly related to impairment of general condition (e.g fatigue, anorexia, adipsia), traumatic (e.g accident on public way, bite), cardiorespiratory signs (e.g dyspnea, murmurs), medical follow-up and neoplastic diseases (e.g mammary tumors, tumoral extension assessment). The Supplementary Fig. S1 illustrates their frequencies.

Among the 250 abnormal TR images used in the study, 225 were allocated for the training and 25 for the test ; corresponding respectively to 158 and 25 abnormal cases. Cases with a maximum of two different RPPs represented 85% and 96% of the 158 and 25 abnormal cases. Thus, the abnormal cases with strictly more than two RPPs were infrequent (<15% and <4%, respectively for the training and the test). Cases including Interstitial RPP or including Bronchial RPP were preponderant. Interstitial RPP was described in 81% of abnormal cases used for the training and 76% of abnormal cases used for the test. Bronchial RPP was mentioned in 61% of abnormal cases used for the training and 60% of abnormal cases used for the test. The Alveolar RPP was the third most described, mentioned in 29% and 24% of abnormal cases respectively for the training and for the test. The Nodular and Vascular RPPs were in the minority, each mentioned in less than 8% of abnormal cases. All RPP combinations among the abnormal cases (e.g only with one RPP, only with Interstitial, at least with Interstitial, only with Interstitial and Bronchial) are summarized in Table 2.

Pretraining with human CXR images

The fine-tuning of our model with human CXR images was inspired from a Keras classification CNN that predicts presence of pneumonia²⁰. A total of 5840 CXR images from the large human database were used for the fine-tuning, including 4265 CXR images of pneumonia and 1575 normal CXR images. Our model was fine-tuned with the CXR images and achieved the performances of 92% and 93% respectively for Accuracy (Acc) and F1-score on the validation set. Weights of the model obtained after this fine-tuning were used for the training with TR images.

Pre-processing selection

From the 455 TR images used for the training, 200 training sets and 200 validation sets were built by random sampling. Performances achieved on each validation set were calculated for the four pre-processings "Original", "Segmented", "Original + ECM" and "Segmented + ECM". Those performances were assessed using five metrics : Acc, F1-Score, Specificity (Sp), Positive Predictive Value (PPV) and Sensibility (Se). The distribution of the 200 values of metrics were reported in Fig. 1.

For all the metrics, a global significant difference was observed between the means achieved with respect to the four pre-processings (ANOVA p-value $< 2 \times 10^{-16}$ for each metric). Pair-wise t-tests with Bonferroni-Holm correction more often demonstrated significant differences between all pairs of means, except between "Segmented" and "Segmented + ECM" for all the metrics and between "Original" and "Original + ECM" for F1-score and Se. Thus, we demonstrated that segmenting TR images improves all the metrics and we demonstrated no significant improvement by applying ECM, (Fig. 1). When applied with the pre-processing "Original", ECM even significantly decreased the means for Acc, Sp and VPP. Best global performances were achieved using the pre-processing "Segmented" with mean values for Acc, F1-Score, Se, PPV and Se of 77%, 75%, 83%, 81% and 72% respectively (Table 3). As the pre-processing "Original" was considered as the baseline with mean values for Acc, F1-Score, Sp, PPV and Se of 73%, 70%, 81%, 78% and 65% respectively, segmenting TR images improved the mean metrics of 5.4%, 8.6%, 2.5%, 3.8% and 11% respectively.

Classification performances with feline TR images

With the unweighted averaging voting ensemble method, the best performances were achieved with the pre-processing "Segmented" with means for Acc, F1-Score, Sp, PPV and Se respectively of 82%, 85%, 75%, 81% and 88% (Table 3). Concerning the predicted label, a TR image was classified as "Normal" if its final prediction was < 0.5 and as "Abnormal" otherwise. The more the final prediction tends towards 0 or 1, the more the predicted label is trustworthy, considered respectively as "Normal" or "Abnormal".

For the pre-processing "Segmented", the distribution of the final predictions were represented in Fig. 2 according to three groups : the 15 TR images correctly classified as "Normal" (True Negative), the 22 TR images correctly classified as "Abnormal" (True Positive) and the 8 misclassified TR images (False Negative and False Positive). The median

predictions are 0.33, 0.58 and 0.80 respectively for True Negative, misclassifications and True Positive. All incorrect final predictions (8/8) and a part of correct final predictions (16/37) are in the range from 0.25 to 0.75. On the contrary, there are exclusively correct final predictions out of this range, i.e. lower than 0.25 and higher than 0.75.

Interpretation with averaged Grad-CAM

The activation map of the input TR image was obtained with an averaged Grad-CAM. The averaged Grad-CAM was computed from the 200 predictions used for calculating the final prediction with the voting ensemble method. The activation map for the 45 TR images of the test set enabled how far activated areas were recognized as "Abnormal".

For a clear interpretation of the averaged Grad-CAM, it is important to consider the final prediction and the colors of activated areas. True Positive classifications had a final prediction higher than 0.5 associated with an activation map with warm areas. Although False Positive classifications had also a final prediction higher than 0.5, the activated areas were cool. True Negative classifications had a final prediction lower than 0.5 associated with a blue filter superimposed or with cool areas. False Negative classifications also had a final prediction lower than 0.5, but with warm activated areas. Four representative examples of classification, chosen for their relevance, are reported in Fig. 3.1 and Fig 3.2.

The 22 TR images correctly classified as "Abnormal" were in accordance with the medical imaging findings described in their MIR, particularly for RPPs localized in the cranial, caudal and middle lobes. In addition, the cool-to-warm color scale was consistent with the severity of RPPs.

e - Discussion

To the best of the author's knowledge, this is the first study which presents a CNN-based approach to classify exclusively RPPs from feline TR images. The validity of the predicted label was assessed with an indicator (a final prediction in the range of 0 to 1) and a qualitative analysis (an averaged Grad-CAM).

The present study was designed to overcome the major critiques of artificial intelligence in medical imaging. According to Gregory et al.²¹, these major critiques concern the lack of information on the material and method (e.g about data, CNN or labels) and on the methodology of the analysis (e.g about statistics, data variability).

Firstly, to overcome the database limitation problem, a complete inventory of the abnormal cases was provided. On the training sets, the validation sets and the test set, cases with interstitial RPP, bronchial RPP or alveolar RPP represent more than 85% of abnormal cases. Thus, it is expected that our approach is particularly adapted for veterinarians who suspect the presence of these frequent RPPs, but with less significance for the detection of nodular RPP and vascular RPP. Those limitations are due to the lack of TR images for these RPPs. A CNN-based approach to classify canine and feline TR images has already been described by Boissady et al., but has not concerned exclusively RPPs in cats¹⁴. Boissady et al. described performances of their CNN detection of RPPs: they reported error rates of about 44% for interstitial RPP, 20% for bronchial RPP, 10% for alveolar RPP and 6% for vascular RPP. Although in the present study performances of our model were not assessed according to each RPP, an error rate of 23% was achieved for all RPPs and should be lower for interstitial RPP, bronchial RPP and alveolar RPP due to the database's features.

Furthermore, the impacts of four pre-processings on performances were assessed. Those pre-processings have been introduced by Al-antari et al. who have proposed a CNN-based approach to detect breast cancer on mammograms consisting in segmenting first a region of interest and applying ECM²². To Al-antari et al., segmenting allowed a CNN to focus on a smaller region of interest and applying ECM enhanced abnormalities in surrounding tissues, therefore facilitating the diagnosis. Since such an approach has never been undertaken in veterinary medicine, the pre-processings of the present study were further investigated. To conduct our study, we assessed performances of our model with five metrics (Acc, F1-Score, Sp, PPV and Se) over 200 training sessions in order to highlight precisely the strengths and weaknesses of the four pre-processings. Moreover, the variability inherent to splitting between the training set and the validation set was considered. These 200 training sessions enabled a robust statistical analysis of results, more precise than a small k-cross validation or a single training. Hence, significant differences were obtained over all validation sets such as the pre-processing "Segmented" improved all metrics in comparison with the baseline pre-processing "Original". However, we obtained no significant improvement of the metrics over all validation sets with the pre-processing "ECM", excluding our initial hypothesis about this pre-processing. According to the author's opinion, probably that the pre-processing "ECM" used in our study is a linear application which does not discriminate enough the difference between normal and abnormal TR images.

Above the statistical benefit for the assessment of pre-processings, the 200 random shuffles of training sets and validation sets enabled the voting ensemble method. The voting

ensemble method used in our study took the unweighted average of the output prediction for all the 200 models and returned a final prediction ranged between 0 to 1. The voting ensemble method has been proved essential in the optimization of the training with a limited database. Another voting method which is called "majority voting"²³ has also been assessed. This alternative method counted the votes of all the predicted labels from the 200 models and returned the predicted label mostly represented. Both methods were compared and the best results on the test set were achieved for the unweighted average. Moreover, the unweighted average provided a final prediction which reflected how far the predicted label was trustworthy. With our 45 TR images used for the test, the distribution of final prediction confirmed the results expected in theory : final prediction tends towards 0 for "Normal" TR image, towards 1 for "Abnormal" TR image and stays nearly 0.5 for incorrect classifications. However, we did not observe distinct ranges of final prediction between True Negative, misclassifications and True Positive. With our test set, we observed that all final predictions lower than 0.25 truly correspond to "Normal" and all final predictions higher than 0.75 truly correspond to "Abnormal". The numbers 0.25 and 0.75 were determined from our 45 final predictions but could most likely change if the test set is larger. The key point of these results was that final predictions around 0 and 1 were a reliable indicator. Between 0.25 and 0.75, the veterinarian has to keep in mind that the predicted label could be incorrect.

In order to help the veterinarian for assessing TR image, especially if the final prediction is in the range of 0.25 to 0.75, we proposed a qualitative analysis of classification. With a final prediction between 0.25 and 0.75, it was impossible to know if the final prediction corresponded to a False Negative or a False positive. That is the reason why a novel approach in deep-learning for veterinary medicine was developed in the present study, using averaged Grad-CAM. This new approach allowed us to visualize an activation map which represented areas recognized as "Abnormal" and how far they corresponded to the "Abnormal" predicted label. Thanks to the activation map, the veterinarian is able to differentiate a False Negative and a False Positive. Indeed, a final prediction lower than 0.5 associated with warm areas corresponded to a False Negative and a final prediction higher than 0.5 associated with cool areas corresponded to a False Positive. In addition, the veterinarian was able to confirm a correctly predicted label. A final prediction lower than 0.5 with cool areas or with a blue filter confirmed a True Negative. On the contrary, a final prediction higher than 0.5 with warm areas confirmed a True Positive.

Bearing in mind the challenge to develop a reliable CNN with a limited database, full advantages of ResNet50V2 were obtained by training on ImageNet completed by pretraining

with human CXR images. The model was finally fine-tuned with TR images. The pretraining with CXR images allowed a sharper learning with human radiographs which were closer to TR images. The model without fine-tuning with CXR images was tested, but the performances were reduced.

This study has several limitations. As it is often reported, the lack of data in deep learning for medical imaging is a challenge to train a robust and scalable CNN. That is why several strategies were experimented to maximize the performances : data-augmentation, fine-tuning with CXR images, testing four pre-processings, running 200 training sessions and obtaining 200 fine-tuned models, predicting with a voting ensemble method and providing activation map. Nevertheless, enlarging at least the test set could be relevant to confirm the high performances of our model and could also create a larger training set to sharpen RPP detection. Moreover, ventro-dorsal TR images were excluded from the study whereas they are used in routine. In the present study, lateral views were selected to keep a uniform morphology between TR images and ease the training of the model. In addition, TR images came from the veterinary campus of VetAgro Sup implicating an excellence realisation and description. So, the metrics of our model could be different in other conditions. A solution could be to use several X-ray machines, with TR images shot by several veterinarians. Another limitation of the present study was that TR images composing our database did not have major abnormalities of the pleural and mediastinal space but also of the cardiovascular system, the airways and the musculoskeletal system. Thus, our model should probably have lower performances with TR images presenting these types of abnormality. The last important limitation was the time consuming constraint to segment manually the intrathoracic area on TR images, even if it spent less than one minute with a basic image viewer. We plan to elaborate an automatic CNN-based segmentation in a future work.

All in all, this is the first study in veterinary medicine which presented CNN developed to detect specifically RPPs from lateral TR images in cats, especially with a voting ensemble method associated with an averaged Grad-CAM. The activation map combined with the final prediction really helps the assessment of the result, in particular to differentiate potential False Positive and False Negative. Thus, veterinarians might use our approach as a non-invasive complementary exam for exploring radiographically potential lung lesions. Our approach has the potential to facilitate the workflow for TR images description.

For future research, development of a multi-view CNN with veterinary TR images to consider the combination of all views appears as a very interesting question. The multi-view

approach has been explored in human medical imaging for mammogram classification by Sun et al.⁷.

f - Methods

Study population

TR images were extracted from the image database of the veterinary campus of VetAgroSup, France, over the period from September 2012 to January 2020. The image database was composed of 72,567 records. In this database, each record has a Medical Imaging Report (MIR) which contained details relative to the animal (e.g : specie, age, breed), its condition (e.g : reason of consultation, clinical sign, follow-up), the radiographic procedures (e.g : X-ray machine, projections) and the medical imaging findings. All MIRs formed a secondary tabular database, where each MIR was used to label its corresponding image from the first database. The MIR was reviewed by at least one veterinary radiologist expert (ECVDI board-certified).

Feline TR images selection

For a same cat, sets of TR images could have been acquired on different dates and the medical imaging findings could have changed : that is why a case was considered as a couple (cat; day). For each animal, one up to three views have been realized among the following projections: left-lateral, right-lateral and ventro-dorsal. The acquisition of TR images was supervised by veterinary technicians from the diagnostic imaging unit of the veterinary campus of VetAgro Sup in accordance with their animal welfare guidelines. Two softwares were used for acquisition: ImagePilot (KONICA MINOLTA) and Console Advance (FUJIFILM CORPORATION). A first request on all MIRs selected those with or without description of RPP and led to the creation of two sets of cases: TR images with RPP(s) and TR images without RPP. Based on these two sets, corresponding DICOM files were extracted and then converted into JPEG files with med2image²⁴. Each JPEG image and corresponding MIR were reviewed by a veterinarian to check if there is misclassification and to conserve only normal TRs or TRs with RPP(s) without any extra material (e.g infusion line, bandage, lead shot) or extra lung disorders (e.g diaphragmatic hernia, severe pleural effusion, pneumothorax).

Feline TR images pre-processing

Initial TR image files size ranged from 138 to 545 KB and their image matrix size ranged from 1692×1350 to 2964×2364 pixels, with a width-height ratio from 1.2 to 1.3, depending on the size and detector density of the radiographic detector plate used during TR image acquisition. For conserving the ratio and pixel intensity range of CNN, all TR images were resized to 256×192 and normalized during pre-processing. Then, TR images were said as "Original" if no more modification was done or as "Segmented" if the intra-thoracic area was manually segmented with the image-viewer Preview (v.10.1, macOS Mojave v.10.14.6). The intra-thoracic area was defined as the radiographic part on TR image delimited dorsally by the ventral side of spine, ventrally by the dorsal side of sternum, cranially by the first ribs and caudally by the diaphragm. This segmentation was made by a unique veterinarian. Moreover, the effect of "ECM" based on Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization for "Original" and "Segmented" TR images was tested. These two additional image pre-processings were called respectively "Original + ECM" and "Segmented + ECM". Thus, four different image pre-processings are assessed in this work. The workflow used is presented in Fig. 4.

Model and architecture

ResNet50²⁵, a well used deep learning classification architecture, recently showed the highest performance in comparison with four other CNNs for the detection of coronavirus pneumonia using CXR images²⁶. Inspired by ResNet50, ResNet50V2²⁷ is a modified version that performed better on ImageNet²⁸, one of the hugest database composed of millions of images from hundreds of categories. That is why the model in this study was built on the model ResNet50V2. All layers above the last convolutional layer were replaced by a 4-layers block including two fully connected layers with only one neuron on the last layer for binary classification purposes. Fig. 5 details the proposed model. A binary cross-entropy loss function was used and a final output sigmoid function predicted the class. Thus, the model takes a TR image as input and returns a prediction probability in the range of 0 to 1. If the returned prediction probability is less than 0.5, the predicted label is "Normal", else the predicted label is "Abnormal".

Keras library on top of TensorFlow (version 2.3.0, Google) was used to implement the model. All algorithms were run on a Tesla P100 16G (NVIDIA) GPU from the computational platform of the Centre Blaise Pascal (ENS, Lyon, France). Training such a deep classification

network is challenging and we proposed to use transfer learning and fine-tuning and then a data augmentation for the final model's training.

Transfer learning from ImageNet and human CXR images

In order to get the most out of the database of TR images on a very deep architecture such as ResNet50V2, a pre-training was performed at first on a natural image database and then a fine-tuning was run on a human radiography database. These approaches are also known as transfer learning. Transfer learning refers to storing knowledge learned from solving one problem and then using it to another related problem. In the context of classification of TR images by CNN, this corresponds to reusing the weights of a classification network trained on another database (i.e. natural color images), as initial weights for the coming training on other database (i.e. X-ray images)²⁹. This strategy often produces better results after training (or fine tuning) on a new database than using random initial weights for training even for medical applications (an example using magnetic resonance imaging to evaluate positron emission tomography scans can be found in³⁰). For instance a CNN model trained on ImageNet has been fine tuned for pneumonia and tuberculosis localization on radiographs³¹. Thus, transfer learning was used from ImageNet to the "Large database of Labeled Optical Coherence Tomography and Chest X-Ray"³² which contains hundreds of human CXR images with or without signs of pneumonia.

Training model on feline TR images

Two sets were randomly generated from the 500 TR images: 455 TR images for the training (performed with the training set and the validation set) and 45 TR images for the test (performed with the test set). TR images used for the training and for the test represented respectively 90% and 10% of the total amount of TR images. Among the 455 TR images used for the training, 80% were allocated for the training set and 20% for the validation set. Setting of such ratios (90%/10% and 80%/ 20%) were inspired by a similar study which used a limb radiograph database for the detection of hip fractures on plain pelvic radiographs³³.

A data augmentation strategy was applied only on the training set using the following transformations: random rotation (+/- 15°) random width and height shift (at max of 0.05% of total width or height), random shear (0.5) and random zoom (0.8 to 1.2). Although flipping could extend the training set, it was not used because TR images are conventionally oriented with the cat's head and the cat's back on the left part and on the top part of TR images respectively⁴.

Inspired from a methodological CNN-based study with ultrasound images in dogs¹¹ an exponential decay learning rate schedule with an initial learning rate of 0.001 was used. The batch-size was set to 40, a dropout of 0.5 and Adam optimizer³⁴ were used. The initial number of epochs was set arbitrarily to 500 although an early-stopping function was implemented to stop the training when the loss on the validation set has stopped decreasing after 25 consecutive epochs in order to avoid overfitting and reduce the training time³⁵.

The model firstly fine-tuned with human CXR images was secondly fine-tuned on the 455 TR images with each of the four pre-processings ("Original", "Original + ECM", "Segmented", "Segmented + ECM"). To rigorously compare the four pre-processings it was essential to run a lot of different training sessions. Indeed, it was necessary to overcome variations of training due to the distribution of the 455 TR images between the training set and the validation set²³. That is the reason why our model was fine-tuned with 200 random distributions of the 455 TR images between the training set and the validation set. Thus, 200 different fine-tuned models were obtained and saved for each of the four pre-processings. This approach enabled a robust statistical analysis and justified the choice of the best pre-processing with a quantitative assessment over the 200 random shuffles validation sets.

Quantitative assessment and ensemble methods approach

The quantitative assessment of the 200 fine-tuned models was performed using 5 metrics: Sensitivity (Se) also called "Recall", Specificity (Sp), Accuracy (Acc), Positive Predictive Value (PPV) also called "Precision" and the F1-score. Negative Predictive Value was not calculated because the TR exam is realized most of the time when abnormalities are suspected, thus PPV was preferred. Metrics were calculated such as: $Se = TP / (TP + FN)$, $Sp = TN / (TN + FP)$, $Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$, $PPV = TP / (TP + FP)$ and $F1\text{-score} = 2 * TP / (TP + FN + FP)$. With TP, TN, FP and FN were respectively the number of True Positive, True Negative, False Positive and False Negative classifications.

These five metrics were calculated for each of the 200 validation sets for the four pre-processings. A statistical analysis of metrics' distribution allowed to demonstrate which pre-processing achieved the best performances over 200 random shuffles validations sets. To complete the quantitative assessment, the metrics were computed also on the 45 TR images of the test set. These 45 TR images had never been used for training. For each pre-processing, the 200 fine-tuned models worked as independent classifiers of TR image, thus 200 predictions were provided for the same TR image. To take full advantage of these 200 fine-tuned models, a voting ensemble method was applied to make the final prediction. The

final prediction was obtained by the unweighted averaging method which is the most common ensemble method for neural networks²³: it consisted of considering the average of prediction of the 200 fine-tuned models. In this way, the variance of prediction from these 200 fine-tuned models was reduced and less dependent on the split between the training set and validation set²³. The final prediction was compared to the medical imaging findings described in the MIR.

Qualitative assessment with an averaged Grad-CAM

To facilitate the interpretability of the final prediction an averaged Grad-CAM was applied¹⁹. The averaged Grad-CAM produced an activation map of the input TR image. This activation map represented areas on the TR image which permitted the final prediction. The intensity of activation was represented by a continuum of colors from cool (blue) to warm (red) hues.

In medical terms, these activations corresponded to "Abnormal" areas, i.e. areas with signs of RPP. The more the color was warm, the more the activated area was recognized as a strongly abnormal area. On the contrary, an activated area in cool colors was recognized as a slightly abnormal area. Thus, with the averaged Grad-CAM the veterinarian is able to double check the final prediction with a critical and analytical eye.

Statistic and data analysis

For each metric, a comparison of means achieved with the four pre-processings was realized with an ANOVA and followed by a pairwise t-test with the Bonferroni-Holm correction for multiple comparisons. In addition the 95% Confidence Interval (CI) of the median value for each distribution was graphically represented with notched box plots.

g - Conclusion

The present study demonstrated that our approach achieved promising performances to detect RPP from lateral TR images in cats with an Acc, F1-score, PPV and Se scores greater than 80%. Segmenting TR images on a region of interest has significantly improved the CNN's training, whereas enhancing the contrast of TR image has shown no benefit. To take full advantage of a CNN-based approach with a limited database, authors have proposed a voting ensemble method and an ensemble class activation map from 200 different training sessions.

This approach could be full of interest for veterinarians. Further studies will investigate the use of Generative Adversarial Networks to challenge the lack of medical image in veterinary medicine.

h - Data availability

The database of TR images and the algorithm used in the current study are not publicly available because they are property of the veterinary university of VetAgro Sup but authors remain available for sharing on reasonable request.

i - References

1. Mattoon, J. S. Digital radiography. *Vet. Comp. Orthop. Traumatol. V.C.O.T* **19**, 123–132 (2006).
2. Widmer, W. R. Acquisition hardware for digital imaging. *Vet. Radiol. & Ultrasound: The Off. J. Am. Coll. Vet. Radiol. Int. Vet. Radiol. Assoc.* **49**, S2–8, DOI: [10.1111/j.1740-8261.2007.00326.x](https://doi.org/10.1111/j.1740-8261.2007.00326.x) (2008).
3. Thrall, D. E. Chapter 36 - Canine and Feline Lung. In Thrall, D. E. (ed.) *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)*, 710–734, DOI: [10.1016/B978-0-323-48247-9.00048-6](https://doi.org/10.1016/B978-0-323-48247-9.00048-6) (W.B. Saunders, 2018).
4. Thrall, D. E. Chapter 7 - Introduction to Radiographic Interpretation. In Thrall, D. E. (ed.) *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)*, 110–122, DOI: [10.1016/B978-0-323-48247-9.00019-X](https://doi.org/10.1016/B978-0-323-48247-9.00019-X) (W.B. Saunders, 2018).
5. Suter, P. F. & Lord, P. F. Radiographic differentiation of disseminated pulmonary parenchymal diseases in dogs and cats. *The Vet. Clin. North Am.* **4**, 687–710, DOI: [10.1016/s0091-0279\(74\)50080-2](https://doi.org/10.1016/s0091-0279(74)50080-2) (1974).
6. Anthimopoulos, M., Christodoulidis, S., Ebner, L., Christe, A. & Mougiakakou, S. Lung Pattern Classification for Interstitial Lung Diseases Using a Deep Convolutional Neural Network. *IEEE transactions on medical imaging* **35**, 1207–1216, DOI: [10.1109/TMI.2016.2535865](https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2535865) (2016).
7. Sun, L., Wang, J., Hu, Z., Xu, Y. & Cui, Z. Multi-View Convolutional Neural Networks for Mammographic Image Classification. *IEEE Access* **7**, 126273–126282, DOI: [10.1109/ACCESS.2019.2939167](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2939167) (2019). Conference Name: IEEE Access.
8. Ismael, A. M. & Şengür, A. Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images. *Expert. Syst. with Appl.* **164**, 114054, DOI: [10.1016/j.eswa.2020.114054](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114054) (2021).
9. Kim, G. B. *et al.* Comparison of Shallow and Deep Learning Methods on Classifying the Regional Pattern of Diffuse Lung Disease. *J. Digit. Imaging* **31**, 415–424, DOI: [10.1007/s10278-017-0028-9](https://doi.org/10.1007/s10278-017-0028-9) (2018).
10. Banzato, T. *et al.* Use of transfer learning to detect diffuse degenerative hepatic diseases from ultrasound images in dogs: A methodological study. *Vet. J. (London, England: 1997)* **233**, 35–40, DOI: [10.1016/j.tvjl.2017.12.026](https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2017.12.026) (2018).
11. Banzato, T., Bernardini, M., Cherubini, G. B. & Zotti, A. A methodological approach for deep learning to distinguish between meningiomas and gliomas on canine MR-images. *BMC veterinary research* **14**, 317, DOI: [10.1186/s12917-018-1638-2](https://doi.org/10.1186/s12917-018-1638-2) (2018).
12. Burti, S., Longhin Osti, V., Zotti, A. & Banzato, T. Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs. *The Vet. J.* **262**, 105505, DOI: [10.1016/j.tvjl.2020.105505](https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2020.105505) (2020).
13. McEvoy, F. J. *et al.* Deep transfer learning can be used for the detection of hip joints in pelvis radiographs and the classification of their hip dysplasia status. *Vet. Radiol. & Ultrasound: The Off. J. Am. Coll. Vet. Radiol. Int. Vet. Radiol. Assoc.* DOI: [10.1111/vru.12968](https://doi.org/10.1111/vru.12968) (2021).

14. Boissady, E., de La Comble, A., Zhu, X. & Hespel, A. Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence. *Vet. Radiol. & Ultrasound* **61**, 619–627, DOI: [10.1111/vru.12912](https://doi.org/10.1111/vru.12912) (2020).
15. American Pet Products Association, I. 2019-2020 APPA National Pet Owners Survey https://www.americanpetproducts.org/pubs_survey.asp (2020).
16. Sánchez-Vizcaíno, F. *et al.* Demographics of dogs, cats, and rabbits attending veterinary practices in Great Britain as recorded in their electronic health records. *BMC Vet. Res.* **13**, 218, DOI: [10.1186/s12917-017-1138-9](https://doi.org/10.1186/s12917-017-1138-9) (2017).
17. Banzato, T. *et al.* Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning. *Sci. Reports* **11**, 3964, DOI: [10.1038/s41598-021-83515-3](https://doi.org/10.1038/s41598-021-83515-3) (2021). Number: 1 Publisher: Nature Publishing Group.
18. Minut, A. S., Minut, S. & Mahadevan, S. A Reinforcement Learning Model of Selective Visual. In *In Proceedings of the Fifth International Conference on Autonomous Agents*, 457–464 (Press, 2001).
19. Selvaraju, R. R. *et al.* Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 618–626, DOI: [10.1109/ICCV.2017.74](https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.74) (2017).
20. Jang, A. M. Pneumonia Classification on TPU https://keras.io/examples/vision/xray_classification_with_tpus (2020).
21. Gregory, J., Welliver, S. & Chong, J. Top 10 Reviewer Critiques of Radiology Artificial Intelligence (AI) Articles: Qualitative Thematic Analysis of Reviewer Critiques of Machine Learning/Deep Learning Manuscripts Submitted to JMIR. *J. Magn. Reson. Imaging* **n/a**, DOI: [10.1002/jmri.27035](https://doi.org/10.1002/jmri.27035).
22. Al-Antari, M. A., Al-Masni, M. A. & Kim, T.-S. Deep Learning Computer-Aided Diagnosis for Breast Lesion in Digital Mammogram. *Adv. Exp. Medicine Biol.* **1213**, 59–72, DOI: [10.1007/978-3-030-33128-3_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-33128-3_4) (2020).
23. Ju, C., Bibaut, A. & van der Laan, M. The Relative Performance of Ensemble Methods with Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification. *J. Appl. Stat.* **45**, 2800–2818, DOI: [10.1080/02664763.2018.1441383](https://doi.org/10.1080/02664763.2018.1441383) (2018).
24. Pienaar, R. med2image <https://github.com/FNNDSC/med2image> (2020).
25. He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. Deep Residual Learning for Image Recognition. Preprint at <http://arxiv.org/abs/1512.03385>. (2015).
26. Narin, A., Kaya, C. & Pamuk, Z. Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) Using X-ray Images and Deep Convolutional Neural Networks. Preprint at <http://arxiv.org/abs/2003.10849>. (2020).
27. He, K., Zhang, X., Ren, S. & Sun, J. Identity Mappings in Deep Residual Networks. Preprint at <http://arxiv.org/abs/1603.05027>. (2016).
28. Russakovsky, O. *et al.* ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *Int. J. Comput. Vis.* **115**, 211–252, DOI: [10.1007/s11263-015-0816-y](https://doi.org/10.1007/s11263-015-0816-y) (2015).
29. Shin, H. *et al.* Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning. *IEEE Transactions on Med. Imaging* **35**, 1285–1298, DOI: [10.1109/TMI.2016.2528162](https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2528162) (2016).
30. Shen, D., Wu, G. & Suk, H.-I. Deep Learning in Medical Image Analysis. *Annu. Rev. Biomed. Eng.* **19**, 221–248, DOI: [10.1146/annurev-bioeng-071516-044442](https://doi.org/10.1146/annurev-bioeng-071516-044442) (2017).
31. Rajpurkar, P. *et al.* CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning. Preprint at <http://arxiv.org/abs/1711.05225>. (2017).
32. Kermany, D. S. *et al.* Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning. *Cell* **172**, 1122–1131.e9, DOI: [10.1016/j.cell.2018.02.010](https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010) (2018).
33. Cheng, C.-T. *et al.* Application of a deep learning algorithm for detection and visualization of hip fractures on plain pelvic radiographs. *Eur. Radiol.* **29**, 5469–5477, DOI: [10.1007/s00330-019-06167-y](https://doi.org/10.1007/s00330-019-06167-y) (2019).
34. Kingma, D. P. & Ba, J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. Preprint at <http://arxiv.org/abs/1412.6980>. (2017).
35. Montavon. *Neural Networks: Tricks of the Trade*. Theoretical Computer Science and General Issues, Lect. Notes Computer Science of the Art Surveys (Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2012), 2 edn.
36. Quemener, E. & Corvellec, M. SIDUS, the solution for extreme deduplication of an operating system. *The Linux J. January*, DOI: [10.5555/2555789.2555792](https://doi.org/10.5555/2555789.2555792) (2014).

j - Acknowledgements, author contributions statement and addition information

Acknowledgements

We thank the institution of higher education and research VetAgro Sup for the support. We also thank the ENS de Lyon (Lyon, France) for the support. This work was performed within the framework of the LABEX PRIMES (ANR-11-LABX-0063) of Université de Lyon, within the program "Investissements d'Avenir" (ANR-11-IDEX-0007) operated by the French National Research Agency (ANR). We gratefully acknowledge the support of the Centre Blaise Pascal's IT test platform at ENS de Lyon for Deep Learning facilities. The platform operates the SIDUS solution³⁶ developed by Emmanuel Quemener. This study was supported by funding from the CHEL[s] (Collège des Hautes Etudes Lyon Science).

Author contributions

All authors conceived the experiments, L.D. , F.G. and T.G. conducted the experiments, L.D. , C.B. T.G. and M.D. analysed the results. All the authors have contributed to the writing of the manuscript and agreed on the final version.

Additional information

Competing interests. The authors declare no competing interests.

k - Figures and Tables

Features	Training set and Validation set (Normal ; Abnormal)	Test set (Normal ; Abnormal)
Number of cases	145 ; 158	20 ; 25
Number of cats	127 ; 125	20 ; 24
Number of TR images	230 ; 225	20 ; 25

Table 1. *Features of the database used in the study. Number of cases : a case is defined as a veterinary visit, thus distinct cases could come from a unique cat. Number of cats : represents the number of cats enrolled in the study. Number of TR images : represents the number of TR images composing the sets*

RPP's combination	Training set and Validation set (158 cases)	Test set (25 cases)
Only one RPP	55 (33%)	8 (32%)
Only two RPPs	79 (50%)	16 (64%)
Only three RPPs	21 (13%)	1 (4%)
With four and more RPPs	3 (2%)	0
Including Interstitial	126 (81%)	19 (76%)
Including Bronchial	91 (61%)	15 (60%)
Including Alveolar	46 (29%)	6 (24%)
Including Nodular	12 (8%)	2 (8%)
Including Vascular	4 (3%)	1 (4%)
Only Interstitial	33 (21%)	4 (16%)
Only Bronchial	14 (9%)	2 (8%)
Only Alveolar	6 (4%)	1 (4%)
Only Nodular	2 (1%)	1 (4%)
Only Vascular	1 (<1%)	0
Only Interstitial and Bronchial	53 (34%)	10 (40%)
Only Interstitial and Alveolar	16 (10%)	2 (8%)
Only Bronchial and Alveolar	6 (4%)	2 (8%)
Only Interstitial and Nodular	2 (1%)	1 (4%)
Only Interstitial and Vascular	2 (1%)	0
Only Bronchial and Vascular	0	1 (4%)
Only Interstitial, Bronchial and Alveolar	15 (9%)	1 (4%)
Only Interstitial, Bronchial and Nodular	4 (3%)	0
Only Interstitial, Bronchial and Vascular	1 (<1%)	0

Table 2. *Number (and relative percentage) of abnormal cases showing the following radiographic findings among abnormal cases used for the training and the test.*

Over 200 validation sets				
Metrics	Original	Original + ECM	Segmented	Segmented + ECM
Acc	73% (4,3%)	72% (4,4%)	77% (4,2%)	78% (4,1%)
F1-Score	70% (6,8%)	70% (6,0%)	75% (5,6%)	76% (5,2%)
Sp	81% (7,4%)	79% (7,7%)	83% (6,0%)	83% (6,6%)
PPV	78% (6,2%)	76% (6,7%)	81% (5,7%)	81% (5,6%)
Se	65% (10,7%)	65% (9,5%)	72% (8,6%)	72% (8,7%)
On test set				
Metrics	Original	Original + ECM	Segmented	Segmented + ECM
Acc	71%	69%	82%	78%
F1-Score	70%	65%	85%	81%
Sp	63%	90%	75%	65%
PPV	60%	87%	81%	76%
Se	83%	52%	88%	88%

Table 3. Metrics achieved according to pre-processing. Over 200 validation sets : the percentage represents the mean metric over the 200 validation sets with the standard deviation in parenthesis. On test set : the percentage represents the metric on the test set with the voting ensemble method.

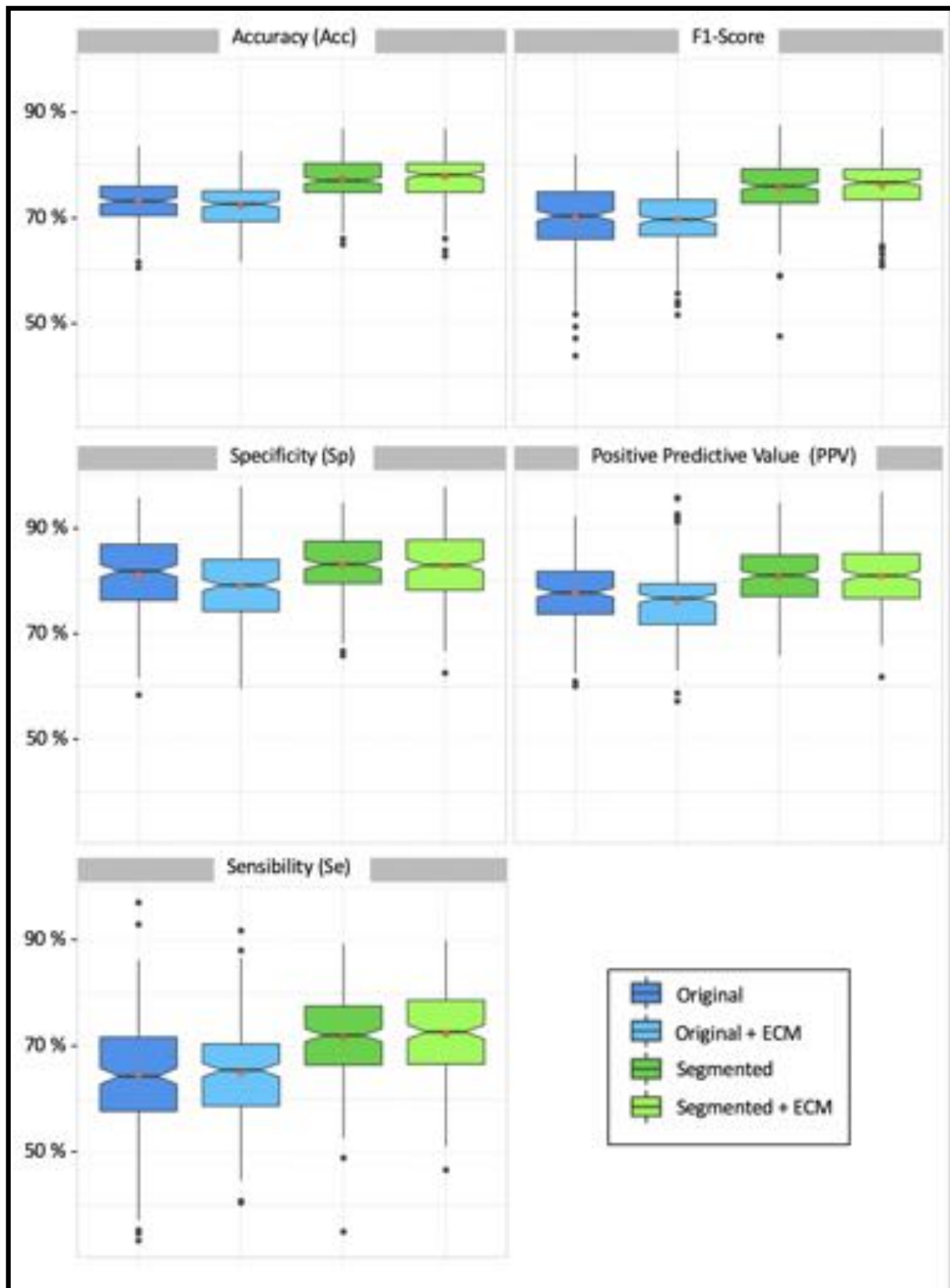


Figure 1. Metrics achieved over the 200 validation sets with the four pre-processings. Notched box plots : the medians are represented by the thickest black horizontal lines framed by a notch which represents the 95% Confidence Interval of the median. The red dots correspond to the means and the black dots represent the outliers which are values numerically distant from the rest of the data.

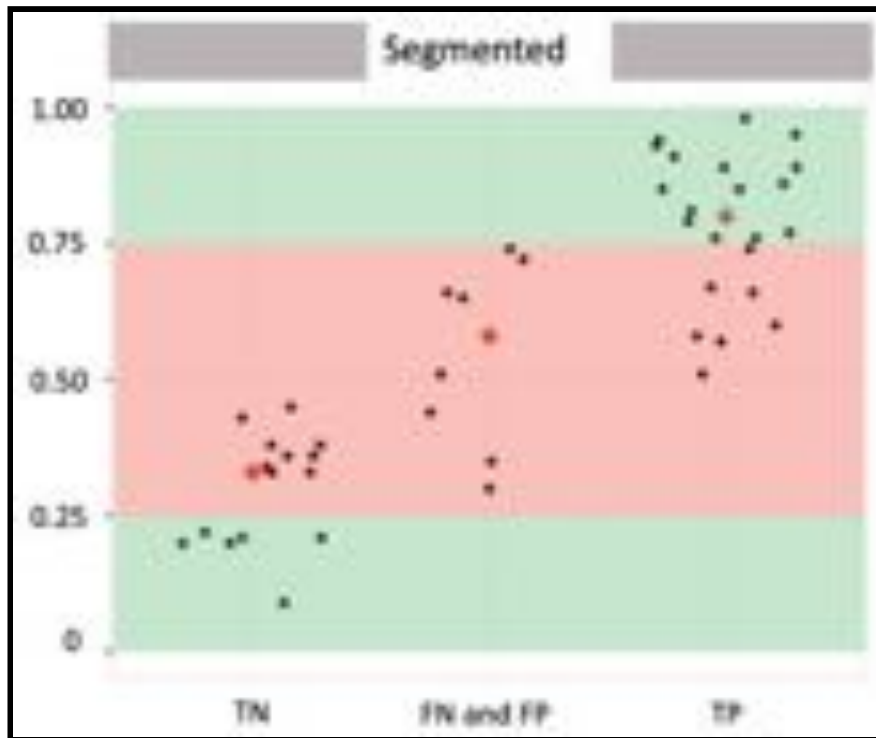
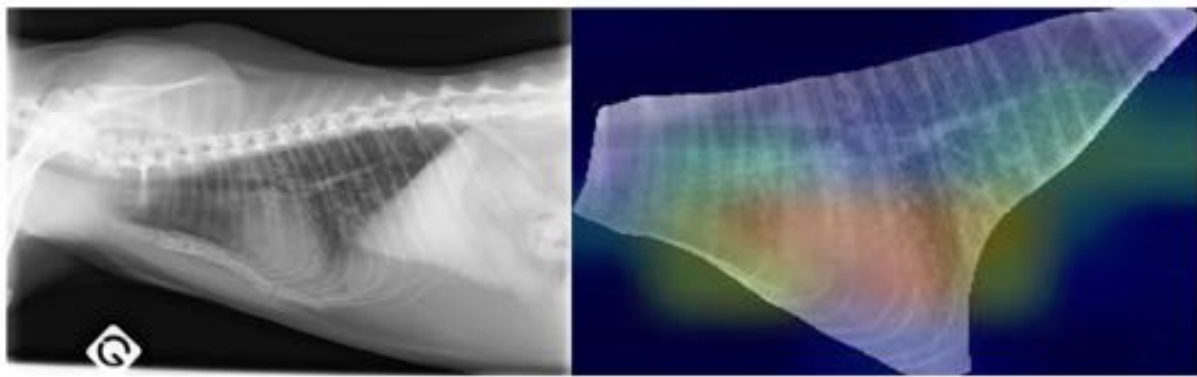
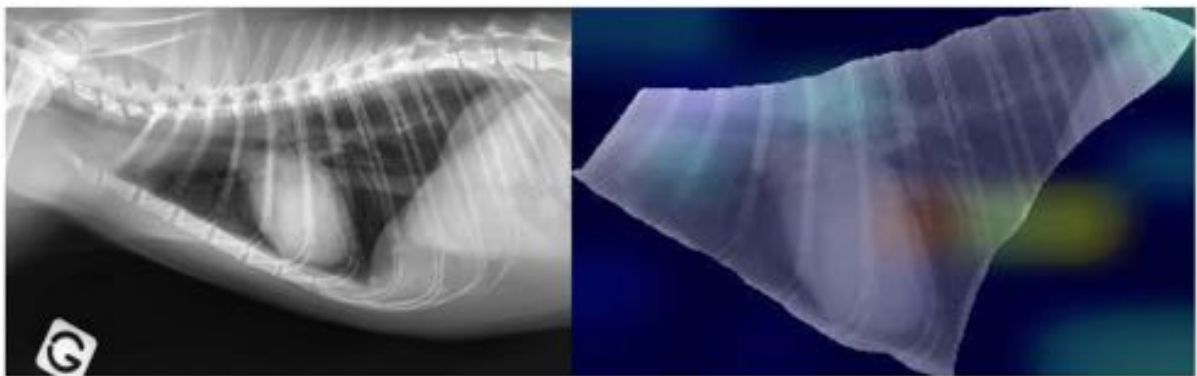


Figure 2. *Distribution of final predictions on the test set obtained with the voting ensemble method. Green areas : final predictions of these areas correspond exclusively to correct classifications (True Negative for final predictions lower than 0.25 ; True Positive for final predictions higher than 0.75). Red area : all incorrect classifications and a part of correct classifications have their final prediction in this area. Red diamond : The median of each of the three groups is represented by a red diamond.*

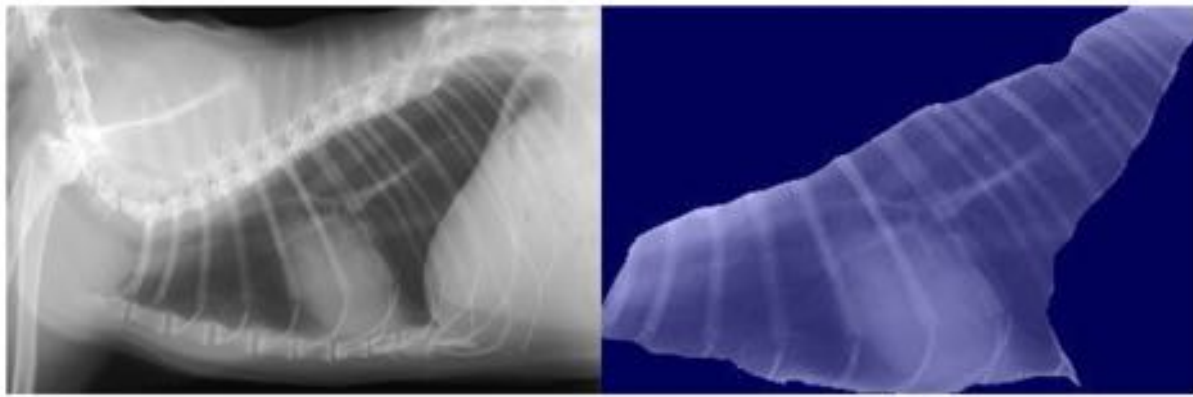


True Positive (0.99)

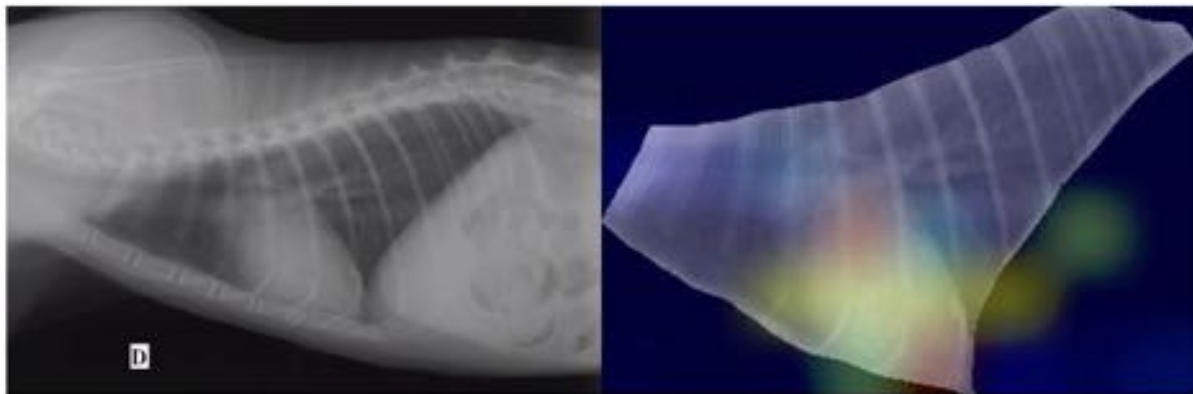


False Positive (0.57)

Figure 3.1. Examples of activation maps obtained with the pre-processing "Segmented" on the test set, in comparison with the original TR image. The final prediction is indicated for each example. **True Positive** : a TR image presenting a bronchial, interstitial and alveolar RPP in the caudal and accessory lobes in a context of chronic neutrophilic bronchopneumonia. **False Positive** : a TR image without RPP in a context of accident on public way. Note : a zoom is applied for segmented TR images for representative purposes.



True Negative (0.12)



False Negative (0.41)

Figure 3.2. Examples of activation maps obtained with the pre-processing "Segmented" on the test set, in comparison with the original TR image. The final prediction is indicated for each example. **True Negative** : a TR image without RPP realized after an impact with a car. **False Negative** : a TR image with a focal bronchial RPP in the middle lobe, in a context of dyspnea. Note : a zoom is applied for segmented TR images for representative purposes.

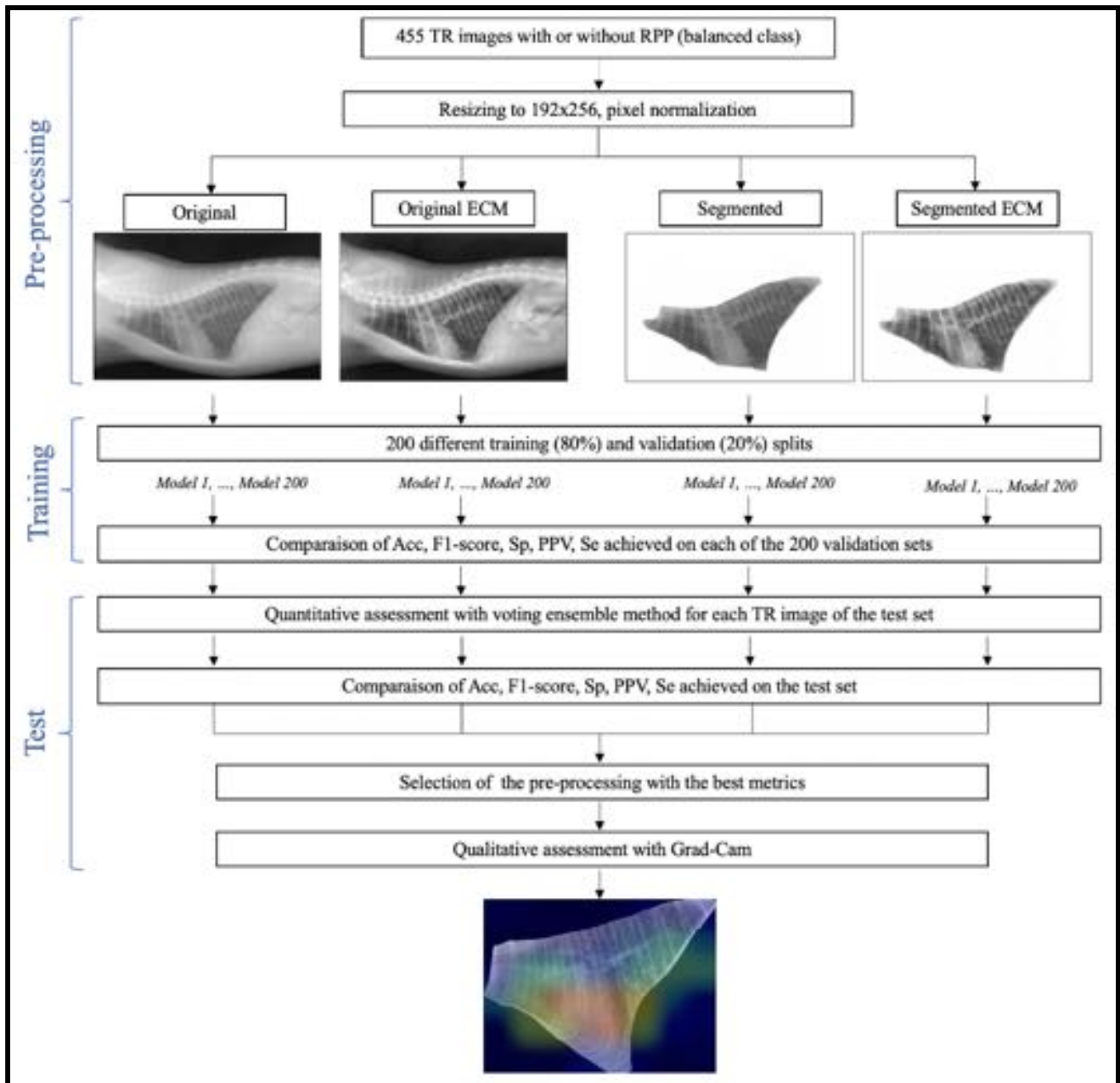


Figure 4. Workflow used in the study for detection of RPP in TR image. Model 1, ..., Model 200: models fine-tuned with the 200 random shuffles splits.

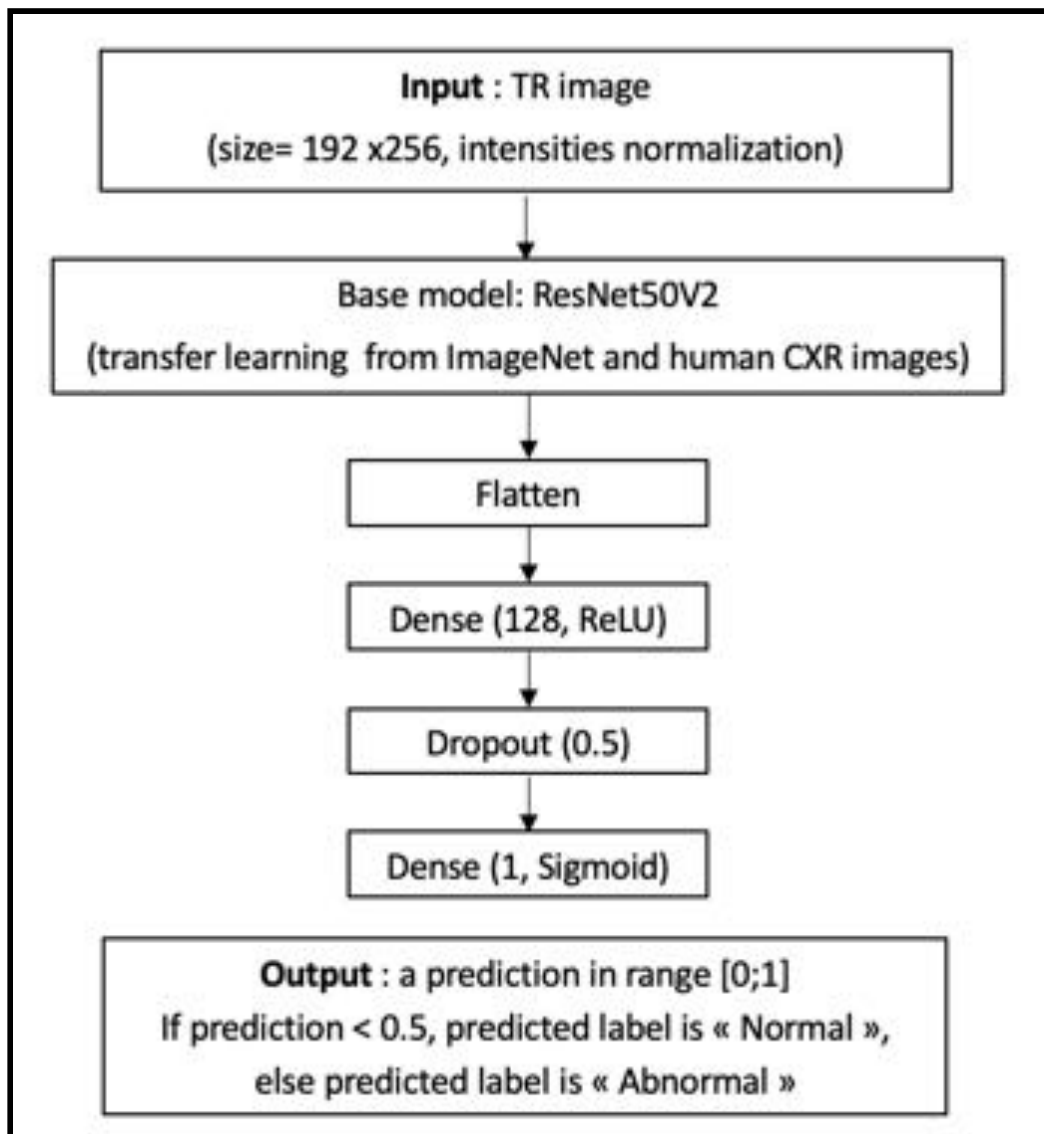


Figure 5. *Architecture of model used in the study.*

Conclusion de la troisième partie

La troisième partie de l'exposé a présenté la démarche qui a mené à l'écriture d'un article scientifique. Cet article scientifique résulte d'une approche pluridisciplinaire entre l'informatique et la médecine vétérinaire. L'article scientifique propose une approche basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (tout particulièrement un réseau de neurones à convolution) pour l'étude des SRP à partir de radiographies thoraciques de chat. Cette approche est la première réalisée en médecine vétérinaire pour traiter cette problématique. Les performances du réseau de neurones artificiels proposé dans l'article scientifique se caractérisent par une *Accuracy*, un F1-score, une valeur prédictive positive et une sensibilité supérieurs à 80%.

Conclusion générale

La radiographie thoracique est un examen complémentaire utilisé par la très grande majorité des vétérinaires généralistes en médecine féline, notamment lorsqu'une affection de l'appareil respiratoire profond est suspectée. Paradoxalement, les vétérinaires généralistes reconnaissent le plus souvent ne pas avoir toutes les clés pour avoir confiance en la justesse de leur lecture et de leur interprétation. La radiologie vétérinaire requiert en effet un haut niveau de compétence, reconnu d'ailleurs par un diplôme de spécialiste à l'échelle européenne et américaine. Il apparaît donc particulièrement important de fournir des solutions théoriques et pratiques aux vétérinaires généralistes pour les aider à optimiser cet examen complémentaire.

Tout d'abord, il est indispensable de maîtriser les bases de l'anatomie de la cavité thoracique et les apparences radiographiques de ses principaux organes en conditions non pathologiques ainsi que les variations physiologiques. Cette maîtrise est un pilier pour la lecture et l'interprétation de radiographies thoraciques anormales. La lecture d'une radiographie thoracique anormale permet d'identifier des signes radiographiques et leur interprétation permet d'émettre des hypothèses diagnostiques compatibles. Lorsque plusieurs signes radiographiques correspondent radiographiquement à une atteinte pulmonaire, ceux-ci sont parfois regroupables en syndrome radiologique. Le paradigme utilisant les syndromes radiologiques repose sur l'identification de signes radiographiques selon les structures pulmonaires (alvéoles, bronches, *interstitium*, vaisseaux sanguins) radiographiquement atteintes. En raisonnant sur les syndromes radiologiques identifiés, une liste d'affections compatibles est établie. Cette liste d'affections compatibles est enfin étudiée à la lumière du contexte clinique. Ces syndromes radiologiques sont donc essentiels à la démarche diagnostique et à la prise en charge du chat lors d'affection de l'appareil respiratoire profond. Cependant, si ces syndromes radiologiques sont mal identifiés et/ou mal interprétés, l'examen radiographique thoracique peut au mieux s'avérer inutile, au pire fausser le diagnostic et la prise en charge médicale. Il est donc pertinent d'envisager une solution aidant les vétérinaires généralistes à la lecture et à l'interprétation de radiographies thoraciques chez le chat, en particulier pour l'étude des syndromes radiologiques.

Les réseaux de neurones à convolution sont des algorithmes d'intelligence artificielle qui ont révolutionné l'apprentissage automatique et qui ont montré de grandes aptitudes pour la classification d'images médicales. En médecine vétérinaire, ces réseaux ont été particulièrement utilisés en médecine canine par exemple pour détecter des cardiomégalies

sur des radiographies thoraciques. Toutefois, l'utilisation de ces réseaux n'a pas encore été explorée pour l'identification des syndromes radiologiques à partir de radiographies thoraciques de chat. C'est pourquoi une approche basée sur un réseau de neurones à convolution a été expérimentée dans cette thèse.

Le réseau proposé a été entraîné sur 455 radiographies thoraciques latéro-latérales (de la banque de données de VetAgro Sup) pour classer les radiographies thoraciques selon si elles présentaient ou non des syndromes radiologiques. Ce réseau a montré une exactitude, une valeur prédictive positive, un *F1-score* et une sensibilité supérieurs à 80%. De plus, pour une radiographie thoracique donnée, ce réseau est aussi capable de fournir au vétérinaire généraliste un indicateur quantitatif et un indicateur qualitatif. L'indicateur quantitatif reflète la confiance du réseau vis-à-vis de sa classification, tandis que l'indicateur qualitatif permet de localiser les syndromes radiologiques identifiés par le réseau. Ces deux indicateurs permettent d'affiner encore davantage les performances de classification. La démarche expérimentale développée dans cette thèse a fait l'objet de la rédaction d'un article scientifique soumis dans un journal de rang A de haut niveau.

Bibliographie

1. Thrall, D. E. & Widmer, W. R. Chapter 1 - Radiation Protection and Physics of Diagnostic Radiology. in *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)* (ed. Thrall, D. E.) 2–22 (W.B. Saunders, 2018). doi:10.1016/B978-0-323-48247-9.00013-9. [consulté le 1er juin 2021]
2. Thrall, D. E. Chapter 28 - Principles of Radiographic Interpretation of the Thorax. in *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)* (ed. Thrall, D. E.) 568–582 (W.B. Saunders, 2018). doi:10.1016/B978-0-323-48247-9.00040-1. [consulté le 1er juin 2021]
3. Fédération des associations francophones de vétérinaires pour animaux de compagnie (FAFVAC). Cliché de la radiologie vétérinaire au sein de la francophonie. (2018). [consulté le 1er juin 2021]
4. Röntgen, W. C. On a New Kind of Rays. *Science* **3**, 227–231 (1896). [consulté le 1er juin 2021]
5. Porcher, C. *Recueil de médecine vétérinaire*. (1897). Paris : Vigot. [consulté le 1er juin 2021]
6. Association Française du Personnel Paramédical d'Electroradiologie. *Le Manipulateur d'électroradiologie médicale et de radiothérapie : 1895-1995 le premier siècle de la radiologie*. (1995). [consulté le 1er juin 2021]
7. Mattoon, J. S. Digital radiography. *Vet. Comp. Orthop. Traumatol. VCOT* **19**, 123–132 (2006). [consulté le 1er juin 2021]
8. Kathryn D. Held. Radiobiology for the Radiologist, 6th ed., by Eric J. Hall and Amato J. Giaccia. *Radiat. Res.* **166**, 816–817 (2006). [consulté le 1er juin 2021]
9. Kealy, K. & Mc Allister, H. *Radiographie et Echographie du Chien et du Chat*. (2008).

[consulté le 1er juin 2021]

10. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 1 - The Medical History. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 283–287 (Elsevier Health Sciences, 2017).

[consulté le 1er juin 2021]

11. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 240 - Clinical Evaluation of the Respiratory Tract. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)*

2674–2696 (Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

12. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 2 - The Physical Examination. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 288–338 (Elsevier Health

Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

13. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 7 - Introduction to Radiographic Interpretation. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 110–122

(Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

14. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 242 - Diseases of the Pulmonary Parenchyma. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 2730–2806

(Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

15. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 241 - Diseases of the Trachea and Small Airways. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 2697–2729

(Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

16. Thrall, D. E. Chapter 35 - Canine and Feline Cardiovascular System. in *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)* 684–709 (W.B. Saunders, 2018).

[consulté le 1er juin 2021]

17. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 253 - Feline Myocardial Diseases. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 3092–3140 (Elsevier Health

Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]

18. European College of Veterinary Diagnostic Imaging®. Homepage ECVDI. *ECVDI*
<https://www.ecvdi.org/homepage-ecvdi>. [consulté le 1er juin 2021]
19. Thrall, D. E. Chapter 36 - Canine and Feline Lung. in *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)* (ed. Thrall, D. E.) 710–734 (W.B. Saunders, 2018).
doi:10.1016/B978-0-323-48247-9.00048-6. [consulté le 1er juin 2021]
20. Larousse. *Dictionnaire Larousse en ligne*.
<https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais-monolingue>. [consulté le 1er juin 2021]
21. Barone, R. *Anatomie comparée des mammifères domestiques - Tome 1 : Ostéologie (Troisième édition)*. (1986). Paris : Vigot. [consulté le 1er juin 2021]
22. Barone, R. *Anatomie comparée des mammifères domestiques - Tome 2 : Athrologie et Myologie (Quatrième édition)*. (2000). Paris : Vigot. [consulté le 1er juin 2021]
23. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 32 - Canine and Feline Diaphragm. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 633–648 (Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]
24. Barone, R. *Anatomie comparée des mammifères domestiques - Tome 3 : Splanchnologie I - Appareil Digestif, Appareil Respiratoire (Troisième édition)*. (1997). Paris : Vigot.
[consulté le 1er juin 2021]
25. Guglielmini, C. & Diana, A. Thoracic radiography in the cat: Identification of cardiomegaly and congestive heart failure. *J. Vet. Cardiol. Off. J. Eur. Soc. Vet. Cardiol.* **17 Suppl 1**, S87-101 (2015). [consulté le 1er juin 2021]
26. Ghadiri, A., Avizeh, R., Rasekh, A. & Yadegari, A. Radiographic measurement of vertebral heart size in healthy stray cats. *J. Feline Med. Surg.* **10**, 61–65 (2008). [consulté le 1er juin 2021]
27. Van Den Broek, A. H. M. & Darke, P. G. G. Cardiac measurements on thoracic radiographs of cats. *J. Small Anim. Pract.* **28**, 125–135 (1987). [consulté le 1er juin 2021]

28. Barone, R. *Anatomie comparée des mammifères domestiques - Tome 5 : Angiologie* (Deuxième édition). (2011). Paris : Vigot. [consulté le 1er juin 2021]
29. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 29 - Canine and Feline Larynx and Trachea. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 583–595 (Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]
30. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 34 - Canine and Feline Pleural Space. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 670–683 (Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]
31. Ettinger, S. J., Feldman, E. C. & Cote, E. Chapter 33 - Canine and Feline Mediastinum. in *Textbook of Veterinary Internal Medicine (Eighth Edition)* 649–669 (Elsevier Health Sciences, 2017). [consulté le 1er juin 2021]
32. Thrall, D. E. Chapter 5 - Principles of Computed Tomography and Magnetic Resonance Imaging. in *Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology (Seventh Edition)* (ed. Thrall, D. E.) 71–85 (W.B. Saunders, 2018). doi:10.1016/B978-0-323-48247-9.00040-1. [consulté le 1er juin 2021]
33. Bernard, C. *Introduction à l'étude de la médecine expérimentale*. (1865). Paris : Garnier-Flammarion. [consulté le 1er juin 2021]
34. Géron, A. *Deep Learning avec TensorFlow, Mise en oeuvre et cas concrets*. (2017). Paris : Dunod [consulté le 1er juin 2021]
35. McCulloch, W. Pitts, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*.
<https://link.springer.com/article/10.1007/BF02478259>. [consulté le 1er juin 2021]
36. Fuhrer, L., Fanuel-Barret, D. & Moissonier, P. *Neurologie du chien et du chat*. (2007). [consulté le 1er juin 2021]
37. Brain, I. T. & Rosenblatt, F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information

- Storage and Organization. [consulté le 1er juin 2021]
38. Hebb, D. O. *The Organization of Behavior - A Neuropsychological Theory*. (2002).
[consulté le 1er juin 2021]
39. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature* **323**, 533–536 (1986). [consulté le 1er juin 2021]
40. McEvoy, F. J. *et al.* Deep transfer learning can be used for the detection of hip joints in pelvis radiographs and the classification of their hip dysplasia status. *Vet. Radiol. Ultrasound Off. J. Am. Coll. Vet. Radiol. Int. Vet. Radiol. Assoc.* (2021)
doi:10.1111/vru.12968. [consulté le 1er juin 2021]
41. Banzato, T. *et al.* Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning. *Sci. Rep.* **11**, 3964 (2021). [consulté le 1er juin 2021]
42. Burti, S., Longhin Osti, V., Zotti, A. & Banzato, T. Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs. *Vet. J. Lond. Engl. 1997* **262**, 105505 (2020). [consulté le 1er juin 2021]
43. Li, S., Wang, Z., Visser, L. C., Wisner, E. R. & Cheng, H. Pilot study: Application of artificial intelligence for detecting left atrial enlargement on canine thoracic radiographs. *Vet. Radiol. Ultrasound* **61**, 611–618 (2020). [consulté le 1er juin 2021]
44. Banzato, T., Bernardini, M., Cherubini, G. B. & Zotti, A. A methodological approach for deep learning to distinguish between meningiomas and gliomas on canine MR-images. *BMC Vet. Res.* **14**, 317 (2018). [consulté le 1er juin 2021]
45. Banzato, T., Cherubini, G. B., Atzori, M. & Zotti, A. Development of a deep convolutional neural network to predict grading of canine meningiomas from magnetic resonance images. *Vet. J. Lond. Engl. 1997* **235**, 90–92 (2018). [consulté le 1er juin 2021]
46. Boissady, E., de La Comble, A., Zhu, X. & Hespel, A. Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or

- veterinarians in conjunction with the artificial intelligence. *Vet. Radiol. Ultrasound* **61**, 619–627 (2020). [consulté le 1er juin 2021]
47. Yoon, Y., Hwang, T., Choi, H. & Lee, H. Classification of radiographic lung pattern based on texture analysis and machine learning. *J. Vet. Sci.* **20**, e44 (2019). [consulté le 1er juin 2021]
48. Yoon, Y., Hwang, T. & Lee, H. Prediction of radiographic abnormalities by the use of bag-of-features and convolutional neural networks. *Vet. J. Lond. Engl. 1997* **237**, 43–48 (2018). [consulté le 1er juin 2021]
49. Banzato, T. *et al.* Use of transfer learning to detect diffuse degenerative hepatic diseases from ultrasound images in dogs: A methodological study. *Vet. J. Lond. Engl. 1997* **233**, 35–40 (2018). [consulté le 1er juin 2021]
50. McEvoy, F. J. & Amigo, J. M. Using machine learning to classify image features from canine pelvic radiographs: evaluation of partial least squares discriminant analysis and artificial neural network models. *Vet. Radiol. Ultrasound* **54**, 122–126 (2013). [consulté le 1er juin 2021]
51. Scientific Reports. *Scientific Reports* <https://www.nature.com/srep/>. [consulté le 1er juin 2021]
52. Les Initiatives CHEL[s] – CHEL[s]. http://www.chels.fr/?page_id=153. [consulté le 1er juin 2021]
53. Initiative CHEL[s] : Vetaria – CHEL[s]. <http://www.chels.fr/?p=3952>. [consulté le 1er juin 2021]
54. Centre de Recherche en Acquisition et Traitement de l’Image pour la Santé | CREATIS. <https://www.creatis.insa-lyon.fr/site7/fr>. [consulté le 1er juin 2021]

TITRE

ÉLABORATION ET ÉVALUATION D'UN RÉSEAU DE NEURONES À CONVOLUTION EN MÉDECINE VÉTÉRINAIRE POUR L'AIDE À LA LECTURE ET À L'INTERPRÉTATION DE RADIOGRAPHIES THORACIQUES CHEZ LE CHAT.

Auteur

DUMORTIER Léo, Olivier

Résumé

La radiographie thoracique est un examen complémentaire couramment utilisé par les vétérinaires, généralistes ou spécialistes, notamment pour mener des investigations diagnostiques lors d'affections respiratoires chez le chat (*Felis Catus*). Toutefois, l'analyse de cet examen complémentaire est complexe et celui-ci nécessite une lecture fine ainsi qu'une interprétation rigoureuse.

Depuis une dizaine d'années environ, des algorithmes d'intelligence artificielle sont élaborés dans le but d'améliorer la lecture et l'interprétation d'images médicales.

Le but de cet exposé est d'élaborer et d'évaluer un réseau de neurones artificiels permettant d'aider le vétérinaire généraliste dans la lecture et l'interprétation de radiographies thoraciques chez le chat, notamment pour l'étude des Syndromes Radiologiques Pulmonaires (SRP).

La première partie de l'exposé rappelle revient sur l'importance des SRP dans la lecture et l'interprétation des radiographies thoraciques chez le chat. La seconde partie de l'exposé est consacrée à quelques rappels théoriques sur les réseaux de neurones artificiels ainsi qu'à l'état de l'art de leurs applications en imagerie médicale vétérinaire chez le chat et le chien.

Enfin, la troisième partie présente, sous la forme d'un article scientifique, l'approche expérimentale ayant permis d'élaborer et d'évaluer un réseau de neurones artificiels spécifiquement pour l'étude des SRP sur des radiographies thoraciques chez le chat.

Mots-clés

Réseau de neurones artificiels, Radiographie, Thorax, Chat, Intelligence artificielle, Convolution

Jury

Président du jury	:	Pr	SERVIEN Elvire
Directeur de thèse	:	Dr	BOULOCHER Caroline
Assesseur	:	Pr	CADORÉ Jean-Luc
Membre invité	:	Dr	GRENIER Thomas