



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

**Dipartimento di Medicina Animale, Produzioni e Salute**

Corso di laurea magistrale a ciclo unico in Medicina  
Veterinaria

**VALUTAZIONE DELL'EFFETTO DELLA PRESENZA DI  
MATERIALI MEDICI/CORPI ESTRANEI SULLA  
PERFORMANCE DI UN ALGORITMO DI INTELLIGENZA  
ARTIFICIALE PER LA RILEVAZIONE AUTOMATICA DI  
SEGNI RADIOGRAFICI IN RADIOGRAFIE DI TORACE DEL  
CANE**

Relatore

Prof. Tommaso Banzato

Co-Relatrice

Dott.ssa Silvia Burti

Laureando

Fillppo Scavazza

Matricola n. 1176585

ANNO ACCADEMICO 2021/2022



# Sommario

<b>Sommario</b> .....	3
<b>RIASSUNTO</b> .....	5
<b>ABSTRACT</b> .....	7
<b>1. INTRODUZIONE</b> .....	8
<b>2. RADIOLOGIA TORACICA</b> .....	10
<b>2.1. TRACHEA</b> .....	11
<i>Ipoplasia e collasso tracheale</i> .....	12
<b>2.2 ESOFAGO</b> .....	14
<i>Megaesofago</i> .....	14
<b>2.3 PARETE TORACICA</b> .....	16
<b>2.4 DIAFRAMMA</b> .....	18
<i>Ernia diaframmatica</i> .....	18
<b>2.5 MEDIASTINO</b> .....	22
<i>Linfonodi mediastinici</i> .....	23
<i>Shift mediastinico</i> .....	23
<i>Masse mediastiniche</i> .....	24
<i>Pneumomediastino</i> .....	25
<b>2.6 SPAZIO PLEURICO</b> .....	28
<i>Versamento pleurico</i> .....	28
<i>Pneumotorace</i> .....	29
<b>2.7 CUORE E VASI PRINCIPALI</b> .....	32
<i>Cardiomegalia</i> .....	32
<i>Vasi principali</i> .....	33
<b>2.8 POLMONI</b> .....	38
<i>Pattern alveolare</i> .....	38
<i>Pattern bronchiale</i> .....	39
<i>Pattern interstiziale</i> .....	40
<b>3. DEEP LEARNING</b> .....	44
<b>3.1 STRUTTURA DI UNA CNN</b> .....	46
<b>3.2 SUPERVISED LEARNING</b> .....	49
<i>Overfitting</i> .....	50
<i>Pre-training</i> .....	51
<b>3.3. INSERIMENTO DELLE RADIOGRAFIE IN UNA CNN</b> .....	52
<i>Tipo di proiezione</i> .....	54

<i>Qualità dell'immagine</i> .....	55
<i>Tag</i> .....	56
<i>Note</i> .....	56
<b>4.2 LO STUDIO</b> .....	58
<b>5. RISULTATI</b> .....	60
<b>6. DISCUSSIONE</b> .....	62
<i>Limiti dello studio</i> .....	63
<b>7. CONCLUSIONI</b> .....	64
<b>BIBLIOGRAFIA</b> .....	65
<b>ARTICOLI</b> .....	65
<i>Ringraziamenti</i> .....	68

## RIASSUNTO

La radiologia è una branca della diagnostica per immagini largamente utilizzata nelle attività cliniche di routine, per esempio per investigare il torace dei piccoli animali. Spesso, uno studio radiografico è il primo esame che viene eseguito sull'animale che presenta una sospetta patologia che possa coinvolgere le strutture toraciche. Inoltre, la decisione di eseguire esami più avanzati è basata altrettanto spesso sui risultati dell'esame radiografico. In un contesto del genere, risulta di fondamentale importanza una corretta interpretazione delle radiografie. Per ridurre l'incidenza di errori in quest'ultima, sono stati proposti software cosiddetti di "Computer-aided detection" (CAD), basati su algoritmi di intelligenza artificiale. Nel progetto a cui ho preso parte, è stato testato l'utilizzo di un algoritmo di deep learning (basato su una CNN - "Convolutional Neural Network") per rilevare alcune delle più comuni alterazioni che possono essere oggettivate in una radiografia di torace canino e felino, con il fine di valutare se la presenza di tubi endotracheali, sondini esofagei, drenaggi, clip metalliche e corpi estranei in radiografie di cane avesse un'influenza sulle performance dell'algoritmo.

In un primo momento, al fine di creare il database necessario per l'allenamento dell'algoritmo, sono state visionate 10903 radiografie di torace delle due specie sopracitate. Per ognuna di esse inclusa nello studio, in base ai reperti presenti, sono stati assegnati uno o più dei seguenti tag: "no finding", "alveolar pattern", "bronchial pattern", "interstitial pattern", "pleural effusion", "cardiomegaly", "tracheal collapse", "megaesophagus", "pneumoderma", "pneumomediastinum", "pneumothorax", "mass", "diaphragmatic hernia", "fracture". Sono state escluse tutte le radiografie con errori di posizionamento e di esposizione, oltre a quelle presentanti tubi endotracheali, sondini esofagei, suture, pasti baritati, drenaggi e corpi estranei. L'algoritmo (usato per la creazione di un software di assistenza per la valutazione delle immagini radiografiche denominato VERA - *Virtual vEterinary Radiology Assistant*) è stato dunque allenato con questo database. Dopodiché, le radiografie di cane precedentemente escluse per la presenza dei tubi endotracheali, sondini esofagei e drenaggi sono state valutate (con l'inserimento dei tag appropriati in base alle alterazioni presenti) ed etichettate con il tag "tube". Lo stesso è stato fatto con le radiografie in cui erano presenti graffette metalliche da sutura, etichettate con il tag "suture", e quelle in cui erano presenti pasti baritati e corpi estranei, etichettate con il tag "foreign body". In totale sono state rivalutate 392 radiografie. L'algoritmo è stato poi allenato e testato sia con un database che escludeva le immagini

etichettate con *“tube”*, *“foreign body”* e *“suture”* e sia con uno che invece includeva le stesse immagini. I risultati delle predizioni dell’algoritmo sono stati quindi confrontati, limitatamente ai tre tag più rappresentati. Sulla base dei dati ottenuti, è stato possibile affermare che la presenza di materiali medici e corpi estranei abbia un’influenza sulle performance dell’algoritmo.

## ABSTRACT

Radiology is a widely used diagnostic imaging technique in routine clinical activities, especially to investigate the thorax of small animals. A radiographic study is, often, the first exam executed on a patient with a suspected pathology of thoracic structures. Moreover, the decision to take more advanced exams is frequently based on the results of radiographies. In a similar context, their correct interpretation appears very important. In order to reduce the amount of errors in image interpretation, *Compute Aided Detection* (CAD) software have been proposed, based on artificial intelligence algorithms. In this project, a deep learning algorithm, created with the purpose of detecting and classifying some of the most common radiographic findings in thorax radiographs of dog and cat and detecting, was used to evaluate if the presence of medical materials such as endotracheal tubes, esophageal tubes, drainages, sutures and foreign bodies can have an influence on the algorithm performance.

In order to create the database needed to train the algorithm, 10903 thorax radiographs of dog and cat had been evaluated. For every one of them included in the study, according with the present alterations, one or more of the following tags were assigned: *"no finding"*, *"alveolar pattern"*, *"bronchial pattern"*, *"interstitial pattern"*, *"pleural effusion"*, *"cardiomegaly"*, *"tracheal collapse"*, *"megaesophagus"*, *"pneumoderma"*, *"pneumomediastinum"*, *"pneumothorax"*, *"mass"*, *"diaphragmatic hernia"*, *"fracture"*. All radiographs with evident positioning and/or exposition errors were excluded, along with the ones presenting endotracheal and esophageal tubes, drainages, foreign bodies, sutures. The algorithm was trained with part of this database and used for the creation of a CAD software called VERA – *Virtual vEterinary Radiology Assistant*. Subsequently, dog radiographs which had been excluded for the presence of said materials were evaluated and included in the study, with the creation of new tags: *"tube"*, for endotracheal tubes, esophageal tubes and thoracic drainages; *"suture"* for metal suture clips; *"foreign body"* for orthopedic screws, barium meals and actual foreign bodies. A total of 392 new radiographs were included in the database. The algorithm then was tested with both a database without the radiographs tagged with *"tube"*, *"foreign body"* and *"suture"* and a database including them. The results of the model's predictions were compared, but only regarding the three most represented tags. Based on the obtained data, it was possible to state that the presence of medical devices and foreign body has an influence on the performance of the algorithm.

# 1. INTRODUZIONE

I raggi X furono scoperti nel novembre del 1895 da Wilhelm Conrad Roentgen, un fisico tedesco. In brevissimo tempo, trovarono applicazione in campo medico, rivoluzionando le possibilità di diagnosi e trattamento delle patologie. Al giorno d'oggi, più di un secolo dopo la loro scoperta, le tecniche di imaging che si basano sulla produzione di raggi X sono fra le più utilizzate nell'uomo e negli animali.

La radiologia, in particolare, è una branca della diagnostica per immagini largamente utilizzata nelle attività cliniche di routine, per esempio per indagare in prima battuta la presenza di un corpo estraneo nell'apparato digerente, oppure per investigare il torace dei piccoli animali. Spesso, uno studio radiografico è il primo esame che viene eseguito sull'animale che presenta una sospetta patologia che possa coinvolgere le strutture toraciche. Inoltre, la decisione di eseguire esami più avanzati è generalmente basata sui risultati dell'esame radiografico. In tale contesto, risulta di fondamentale importanza una corretta interpretazione delle radiografie, anche perché da esse ci si può già permettere di formulare una diagnosi, in alcuni casi. Ma, come qualunque altro processo cognitivo, l'interpretazione si presta ad errori, che possono portare a diagnosi errate (oppure a nessuna diagnosi quando invece la patologia è presente) e, conseguentemente, ad una terapia inadeguata o iniziata con largo ritardo, con effetti deleteri sulla salute del paziente e sull'opinione che i clienti possono avere del loro veterinario. Uno studio compiuto in medicina umana ha rivelato che il tasso di diagnosi scorrette, mancate o effettuate in ritardo si aggira intorno al 10-15% (Bruno et al., 2015). Altri studi effettuati hanno dimostrato che, in seguito all'esecuzione di un'autopsia in un paziente deceduto, in circa il 20% dei casi la diagnosi non corrispondeva con quella fatta dal clinico (Wachter, 2010).

Bruno et al. (2015) hanno suddiviso in due categorie gli errori più comuni che si possono compiere nella valutazione di un'immagine radiografica: gli errori di percezione (in cui un'alterazione presente nell'immagine non è vista dal radiologo) e gli errori cognitivi veri e propri (in cui l'alterazione è vista ma non è ritenuta importante o non se ne riconosce il corretto significato). Questi ultimi sono spesso dovuti a dei *bias* cognitivi, che includono (a) "*anchoring bias*", in cui il radiologo si focalizza troppo rapidamente su caratteristiche salienti presenti nell'immagine e non considera informazioni successive che entrano in conflitto con ciò che pensa; (b) "*availability bias*", in cui un'esperienza recente con una determinata



patologia può portare il radiologo a diagnosticarla nuovamente (mentre, dall'altro lato, una patologia che è vista raramente avrà maggiori probabilità di non essere diagnostica quando si presenta); (c) "*confirmation bias*", in cui il radiologo cerca solo prove a supporto della sua diagnosi, ignorando quelle che potrebbero portare alla confutazione della sua ipotesi; (d) "*outcome bias*", in cui si tende a preferire una diagnosi che si crede avrà una migliore evoluzione per il paziente; (e) "*zebra retreat*", in cui una diagnosi rara, supportata dall'anamnesi e dai segni clinici, non è emessa a causa del dubbio che ci si possa effettivamente trovare di fronte ad una patologia così inusuale. Per ridurre l'incidenza di errori nell'interpretazione di un'immagine radiografica, nello stesso studio sono state proposte numerose strategie (nell'ambito della radiologia umana,) come una maggiore attenzione alla formazione dei *residents* di radiologia e all'educazione continua in medicina, una migliore comunicazione con i colleghi e con il paziente, l'utilizzo di pratiche per ridurre la fatica mentale, come la *mindfulness* e una maggiore cura per l'ambiente di lavoro. Nonostante gli sforzi, la prevalenza degli errori di interpretazione non sembra essersi ridotta negli ultimi decenni (Berlin, 2007). Tra queste diverse strategie, ne figura una di particolarmente innovativa, che si basa sull'utilizzo di software cosiddetti di "*Computer-Aided Detection*" o CAD (Sim et al., 2020), basati a loro volta su algoritmi di intelligenza artificiale, che hanno lo scopo di supportare il clinico nella pratica quotidiana. Questi software, il cui utilizzo sta venendo sempre più esplorato (Li et al., 2020; Banzato et al., 2021; Burti et al., 2020), permettono, per esempio, di dare dei suggerimenti in tempo reale al radiologo che sta valutando l'immagine, come restituire note e una *heat map* in base alle caratteristiche trovate. Si tratta, quindi, di un utile strumento per i neofiti del campo, perché, come già accennato, riduce il tasso di errore nell'interpretazione delle immagini diagnostiche; inoltre, consente agli esperti di velocizzare il ritrovamento di aree di interesse nell'immagine per dedicare maggior tempo all'interpretazione della lesione.

Nel presente lavoro, è stato utilizzato un algoritmo di deep learning creato con il fine di rilevare alcune delle più comuni alterazioni che possono essere presenti in una radiografia di torace canino e felino, mostrando una *heat map* correlata. Esso è stato usato come base per la creazione di un software denominato VERA – *Virtual vEterinary Radiology Assistant* –, usufruibile online al seguente indirizzo: [https://vera.beta.megiston.com/users/sign\\_in](https://vera.beta.megiston.com/users/sign_in). Lo scopo è stato quello di valutare come la presenza di corpi estranei e materiali medici influisce sulle performance dell'algoritmo, per permettere agli utenti di VERA inserire anche immagini con questi oggetti per la valutazione.

## 2. RADIOLOGIA TORACICA

Per eseguire uno studio radiografico di torace, vanno eseguite quattro proiezioni: latero-laterale (abbreviata con la sigla LL) sinistra, latero-laterale destra, dorso-ventrale (abbreviata con la sigla DV) e ventro-dorsale (abbreviata con la sigla VD). È importante per una buona valutazione avere un posizionamento corretto del paziente. Per le proiezioni latero-laterali, il posizionamento migliore si ottiene quando le coste di sinistra e di destra sono quasi perfettamente sovrapposte tra loro. Per le proiezioni dorso-ventrali e ventro-dorsali, il posizionamento corretto si ha quando si ottiene una sovrapposizione tra sterno e colonna vertebrale. La scala di densità della materia attraversata dai raggi X, in ordine di radiopacità crescente, è la seguente: aria, tessuto adiposo, liquidi e tessuti molli, osso, metallo.

Scattando una radiografia di torace, se possibile durante l'inspirazione, è possibile indagare diverse strutture: trachea, esofago, parete toracica, mediastino, cuore e vasi principali, polmoni e diaframma. Nei seguenti capitoli, basati su *Thrall D.E., Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology, 7th Edition (2018)*, saranno illustrate brevemente le caratteristiche radiografiche di tali strutture e le più comuni alterazioni ad esse associate.

## **2.1. TRACHEA**

La trachea inizia caudalmente alla laringe e termina con la carena alla base del cuore, dove si suddivide nei due bronchi principali. Possiede quindi un tratto extra-toracico e un tratto intra-toracico. Spesso, in una proiezione latero-laterale rientra anche il collo dell'animale, per cui anche il tratto extra-toracico è visibile e valutabile. La cartilagine tracheale appare con la radiopacità tipica dei tessuti molli, ma gli anelli tracheali potrebbero andare incontro ad una mineralizzazione parafisiologica nei soggetti anziani e divenire, quindi, visibili con il livello di radiopacità caratteristico dei tessuti ossei. Fisiologicamente, il diametro del lume tracheale dovrebbe essere lo stesso sia nel tratto extra-toracico che in quello toracico, ma talvolta può apparire più ampio nel tratto cervicale caudale in alcuni cani di razza grande. Non è infrequente rilevare la presenza di tessuto molle che appare all'interno del lume tracheale: spesso si tratta di lassità del muscolo tracheale dorsale, che favorisce la dislocazione ventrale dell'esofago per gravità. Potrebbe anche trattarsi dell'esofago stesso che nel momento in cui viene scattata la radiografia si trova in posizione laterale alla trachea. In questi casi, comunque, può rimanere visibile la parete tracheale dorsale, che si presenta con una radiopacità leggermente maggiore rispetto al tessuto esofageo.

Nel tratto extra-toracico e all'entrata del torace, la trachea è approssimativamente parallela alla colonna vertebrale. Dopodiché, devia ventralmente proseguendo fino alla base del cuore. Se l'immagine è scattata mentre il paziente ha il collo in una posizione di ventro-flessione, si può osservare una dislocazione dorsale focale della trachea, che può essere confusa con la presenza di una massa mediastinica. Anche masse extramurali e alla base del cuore possono deviare la trachea dal suo normale posizionamento, oppure comprimerla restringendone il lume. Masse murali a carico della parete tracheale sono piuttosto rare. Nel cane, emorragie peritracheali in seguito ad avvelenamento da rodenticidi sono state riportate come possibile causa di compressione tracheale.

Inoltre, in trachea è talvolta possibile osservare la presenza di corpi estranei, più comunemente nei soggetti giovani, derivati da aspirazione oro-tracheale: ossa e piccoli sassi sono alcuni esempi. Spesso questi si alloggiano sulla carena, ma potenzialmente, se le dimensioni lo permettono, possono procedere lungo i bronchi e persino migrare nel parenchima.

In caso di rottura o lacerazione della trachea, per esempio in seguito ad un trauma, si osserva un'infiltrazione d'aria nella fascia cervicale, che può estendersi al mediastino originando, dunque, un pneumomediastino.

### *Ipoplasia e collasso tracheale*

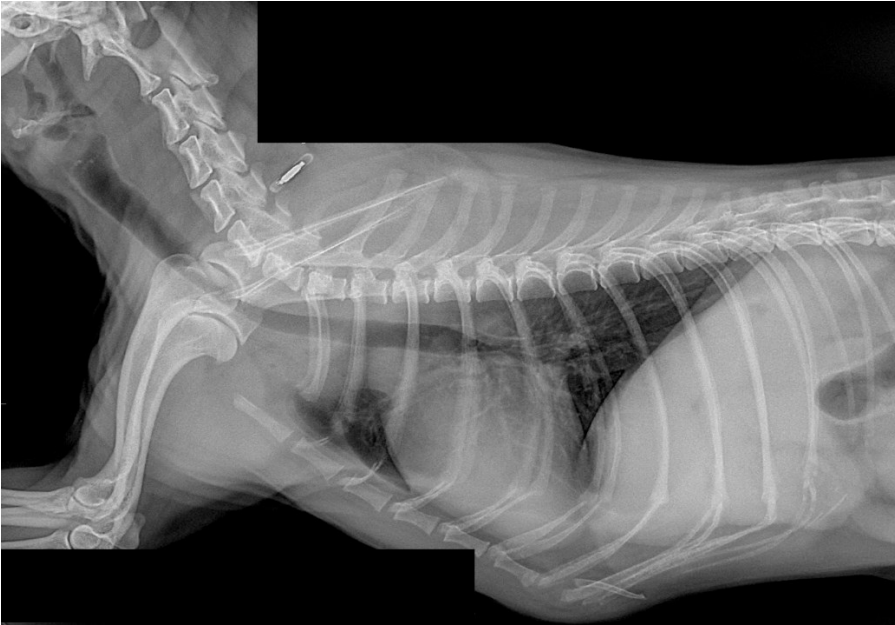
Una riduzione generalizzata del lume tracheale può essere compatibile con un severa tracheite oppure con una ipoplasia tracheale. Circa il 39% dei cani brachicefali affetti da BAOS – *Brachycephalic Airway Obstruction Syndrome* – sono affetti da ipoplasia tracheale.

Un'altra causa di riduzione del lume tracheale è il collasso tracheale, che si manifesta prevalentemente in cani anziani o di mezza età di razze piccole. È visibile come un restringimento del lume in senso dorso-ventrale, dovuto ad un appiattimento degli anelli tracheali, spesso causato da forme di condromalacia. Il paziente affetto sviluppa una tosse cronica (dal caratteristico rumore a “verso d’anatra”) che contribuisce a creare una situazione di irritazione e infiammazione cronica, che a sua volta peggiora la condromalacia. Il collasso tracheale può essere statico o dinamico. Nel primo caso è sempre presente, nel secondo si manifesta prevalentemente durante la fase inspiratoria (se coinvolge il tratto extra-toracico) o espiratoria (se coinvolge il tratto toracico). La severità del collasso è valutata in quattro gradi a seconda della percentuale di riduzione del lume, ma tale valutazione è meglio eseguita attraverso un esame endoscopico.



**Figura 2.1** Paziente con ventro-flessione della testa: la deviazione dorsale focale della trachea può essere erroneamente interpretata come conseguenza della presenza di una massa mediastinica.

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition) Elsevier*



*Figura 2.2* Radiografia di un cane con collasso tracheale statico. Si può notare una riduzione tra il 25% e il 50% del lume tracheale all'ingresso del torace

*(VERA database)*

## **2.2 ESOFAGO**

L'esofago origina dal recesso piriforme laringeo e termina sullo stomaco, a livello del cardias. Inizialmente decorre dorsalmente alla trachea. Continuando il tragitto all'interno del collo, si sposta alla sua sinistra fino all'ingresso del torace, dove torna dorsale ad essa e decorre ventralmente all'aorta fino allo iato esofageo sul diaframma, da cui, spostandosi lievemente a sinistra dalla linea mediana, raggiunge il cardias.

Normalmente l'esofago è vuoto e non appare evidente in una radiografia toracica per via dell'effetto silhouette con i muscoli del collo e il mediastino. Talvolta, in una proiezione latero-laterale sinistra, la porzione più caudale dell'esofago contiene del fluido e può essere visualizzata, tra l'aorta discendente e la vena cava caudale, come un'area tubulare di radiopacità aumentata rispetto al circostante parenchima polmonare. Accumuli di gas nel lume esofageo possono essere visibili in animali agitati, sedati, anestetizzati e dispnoici. Tali accumuli sono solitamente localizzati appena cranialmente alla biforcazione tracheale.

Altri reperti relativamente comuni nel cane e più infrequenti nel gatto sono i corpi estranei esofagei, che si localizzano prevalentemente all'ingresso del torace, alla base del cuore o appena cranialmente al diaframma. Non tutti sono radiopachi, mentre quelli che hanno lo stesso grado di opacità dei tessuti molli potrebbero essere confusi con ascessi o neoplasie. Un pasto baritato è utile per differenziare queste condizioni, così come per osservare la presenza di stenosi esofagee.

Le stenosi esofagee, come accennato poc'anzi, possono essere causate da anomalie vascolari congenite. La più comune è la persistenza dell'arco aortico di destra. Seguono poi, in ordine di probabilità: presenza dell'arco aortico di destra con aberrante succlavia destra; presenza di un arco aortico normale con aberrante succlavia destra; presenza di un doppio arco aortico, con compressione tracheale.

Condizioni di anestesia generale o aerofagia possono favorire una dilatazione esofagea, del tutto simile ad una condizione patologica di megaesofago.

### *Megaesofago*

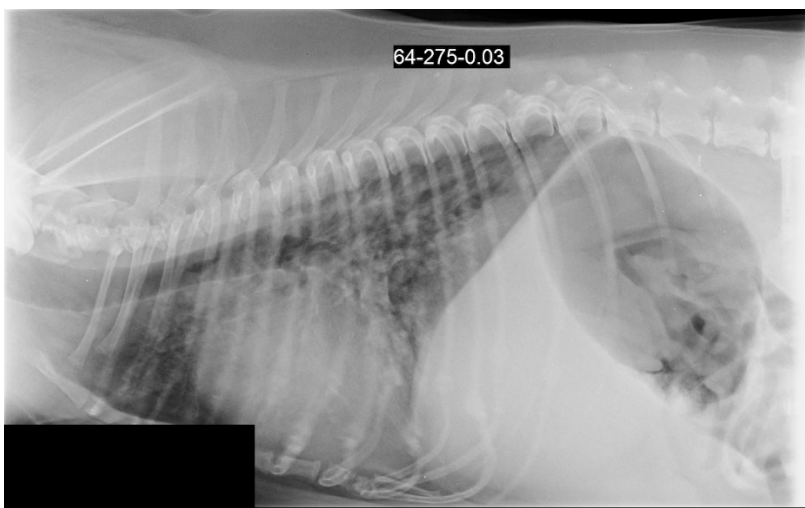
Il termine "megaesofago" descrive un esofago dilatato e ipomotile. Si tratta della causa più comune di rigurgito in un cane. Un megaesofago può essere segmentale o generalizzato. Nel primo caso può essere dovuto a presenza di corpi estranei o neoplasie, cicatrici post-

chirurgiche, stenosi congenite (per anomalie degli anelli vascolari), stenosi funzionali (per esempio in seguito ad esofagiti), intussuscezione gastro-esofagea (evoluzione dell'ernia iatale). In alcune razze, come Bulldog e Sharpei, si può avere il cosiddetto "esofago ridondante": all'ingresso del torace, l'esofago devia ventralmente e si dilata. Nel secondo caso, si può verificare secondariamente a *myasthenia gravis*, miosite, patologie endocrine, polineuropatie e infiammazioni, neoplasie e tossicosi del sistema nervoso centrale. Un megaesofago generalizzato può anche essere idiopatico, mentre in alcune razze congenito (come il pastore tedesco, l'alano e il labrador). I segni radiografici di megaesofago includono: dilatazione esofagea con presenza all'interno del lume di gas o liquido; dislocazione ventrale della trachea nel suo tratto intra-toracico; dislocazione ventrale del cuore; presenza di segni radiografici compatibili con polmonite *ab ingestis*; presenza del cosiddetto *tracheal stripe sign*. Quest'ultimo segno è una banda radiopaca visibile prevalentemente nel mediastino craniale, data dalla sovrapposizione tra la parete ventrale dell'esofago e la parete dorsale della trachea, rese più evidenti dall'esofago dilatato e contenente aria.



**Figura 2.3** Proiezione latero-laterale di un cane adulto. L'esofago è gravemente dilatato e la trachea e il cuore appaiono deviati ventralmente.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



**Figura 2.4** Proiezione latero-laterale di un cane adulto. La parete dorsale e quella ventrale del terzo caudale dell'esofago risultano visibili, indicandone la sua dilatazione.

(VERA database)

## **2.3 PARETE TORACICA**

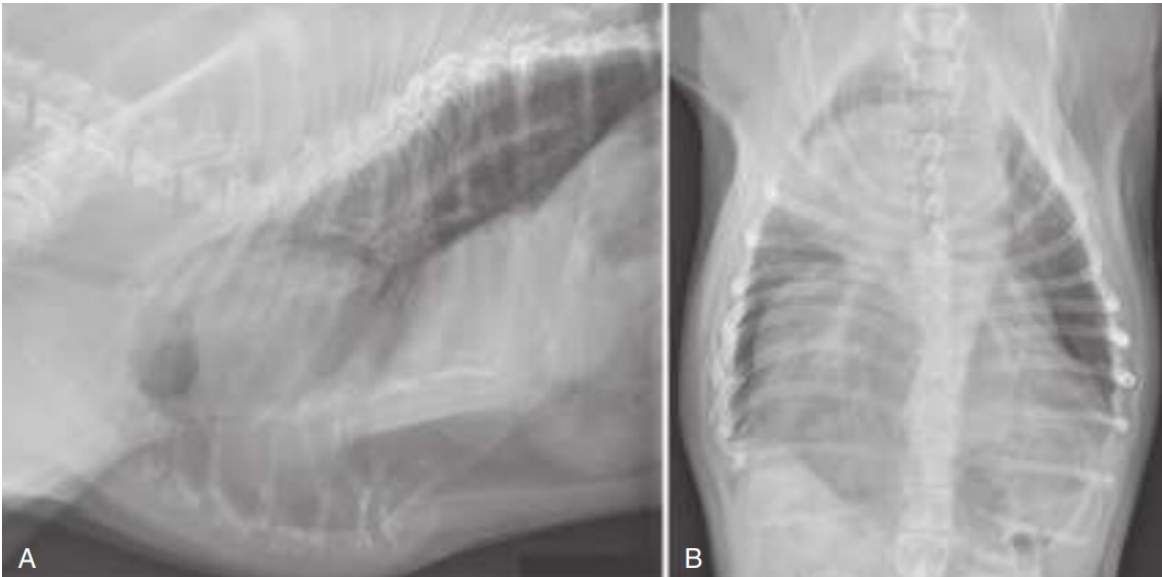
La parete toracica è costituita da cute, grasso, muscoli intercostali, pleura parietale, vasi sanguigni e linfatici e nervi. La colonna vertebrale, le coste, le cartilagini costali e lo sterno forniscono un rigido supporto ai tessuti molli della parete toracica.

Normalmente, i tessuti molli della parete toracica risultano di opacità omogenea. Differenze di conformazione sono comuni in varie razze canine e, nelle razze condrodistrofiche, possono portare a diagnosticare erroneamente un versamento pleurico o uno pneumotorace. Le cartilagini costo-condrali vanno incontro ad una mineralizzazione fisiologica con l'età. Occasionalmente, esse appaiono mineralizzate anche in cani e gatti giovani. Masse a carico della parete toracica sono comuni e comprendono: lipomi, fibrosarcomi, liposarcomi, emangiosarcomi, linfosarcomi e carcinomi. Talvolta, capezzoli o papillomi cutanei, di forma rotondeggiante, possono sovrapporsi con il parenchima polmonare e sembrare dei noduli polmonari. Meno frequenti sono le neoplasie che originano da coste e sternebre.

Anomalie congenite dello sterno sono abbastanza comuni e includono: riduzione del normale numero di sternebre (ovvero otto), fusione di due segmenti, *pectus excavatum* (deviazione dorsale dello sterno).

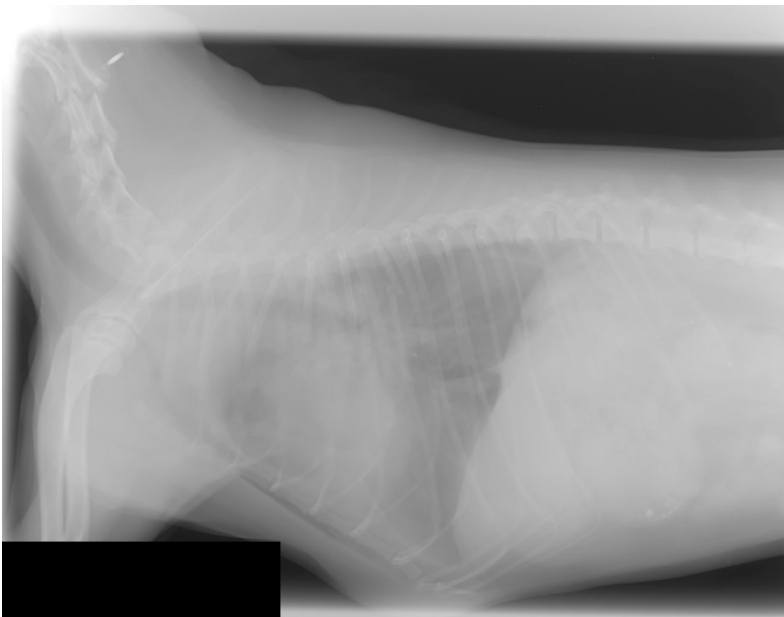
In seguito ad eventi traumatici, possono essere danneggiati sia i tessuti molli che i tessuti duri della parete toracica. Alterazioni ai tessuti molli possono comprendere enfisema sottocutaneo, osservabile per via della presenza di aria nel sottocute, e lacerazione dei muscoli intercostali. Tale evenienza è resa evidente dalla presenza di spazi intercostali asimmetrici, per il distanziamento delle due coste su cui si inserisce il muscolo. Comunemente si riscontrano fratture costali, che possono non essere viste se i frammenti ossei restano allineati. Talvolta, ci si accorge della presenza di queste fratture quando si rivaluta l'animale e si nota la formazione di calli ossei.





**Figura 2.5** Proiezione latero-laterale (A) e dorso-ventrale (B) di un Boston Terrier adulto. Si evidenzia la presenza di emivertebre nella colonna toracica. Le anomalie vertebrali in questo cane hanno portato a evidenti deviazioni costali. Nella DV si evidenzia una lieve scoliosi. È presente mineralizzazione delle cartilagini costali.

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*



**Figura 2.6** Proiezione LL di un cane adulto in cui sono visibili alcune fratture costali, oltre alla lieve presenza di versamento pleurico e di patterns polmonari interstiziale e alveolare.

*(VERA database)*

## 2.4 DIAFRAMMA

Il diaframma è la struttura che separa la cavità toracica da quella addominale. È formato da un centro tendineo e tre pilastri muscolari: lombare, costale e sternale. La parte lombare si inserisce sul corpo di L3 e sul margine ventrale di L4. La parte costale si inserisce, in direzione obliqua, tra la tredicesima e l'ottava costa. La parte sternale si inserisce sul processo xifoideo dello sterno. Ci sono tre aperture nel diaframma: lo iato aortico, situato dorsalmente e attraversato da aorta, vene azigos ed emiazigos e cisterna lombare del dotto toracico; lo iato esofageo, situato in posizione centrale, attraversato da esofago e tronco vagale; un forame per la vena cava caudale, situato tra la giunzione della porzione muscolare e la porzione tendinea. Radiograficamente, le strutture diaframmatiche che possono essere visualizzate distintamente sono la crura di destra, la crura di sinistra e la cupola diaframmatica. In una proiezione LL, la crura più craniale è quella del lato dipendente, ossia del lato su cui l'animale si trova in decubito. In una proiezione destra, le due crure sembrano parallele ed è ben visualizzabile la vena cava caudale che confluisce nella crura di destra. In una proiezione sinistra, invece, la crura di sinistra converge verso quella di destra. In proiezione dorso-ventrale o ventro-dorsale, si possono distinguere una, due o tre superfici convesse che propendono verso la cavità toracica. In una proiezione DV, di norma si distingue una sola superficie convessa, la cupola diaframmatica. In una proiezione VD, invece, la superficie diaframmatica può apparire bilobata o trilobata. In caso di un polmone iperinsufflato, il profilo del diaframma da convesso diviene quasi rettilineo.

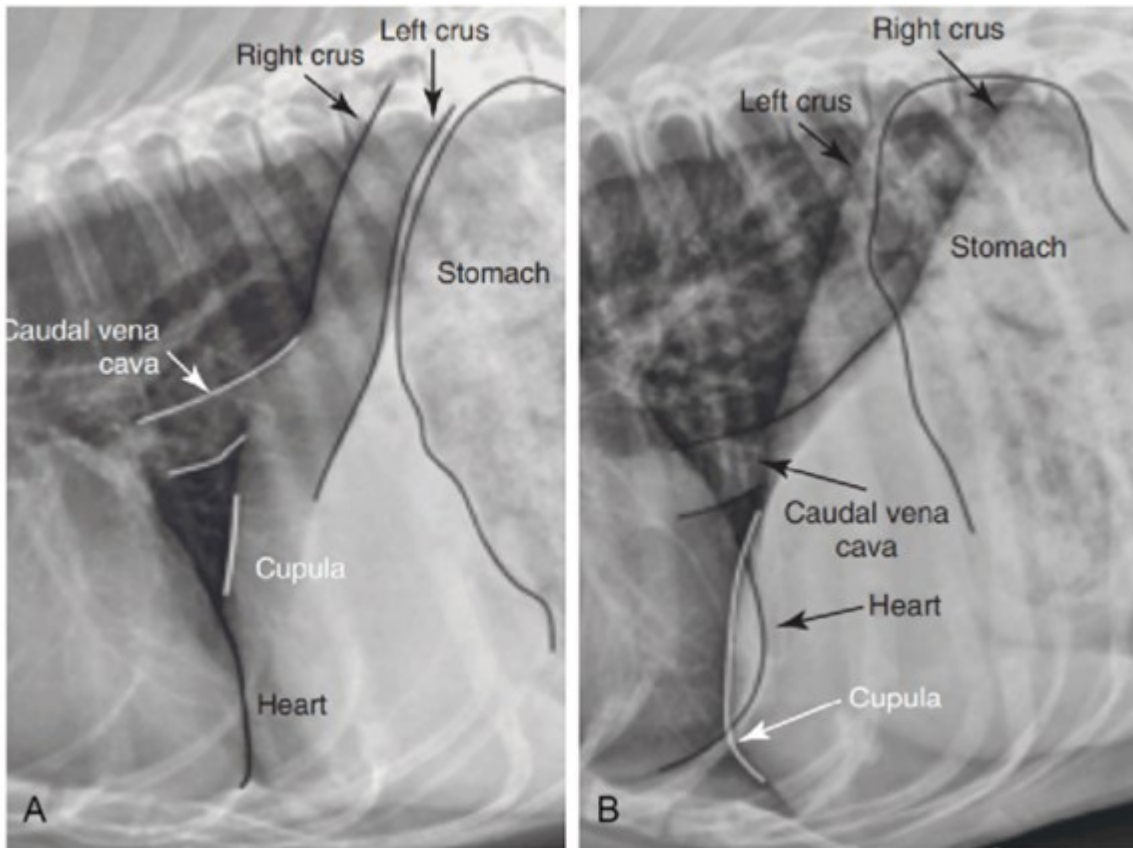
Una variazione di forma del diaframma può essere dovuta a masse toraciche o alterazioni del parenchima polmonare adiacenti ad esso, reazioni infiammatorie pleuriche, masse diaframmatiche, piccole ernie diaframmatiche.

### *Ernia diaframmatica*

Le ernie diaframmatiche consistono in una dislocazione dei visceri addominali, o di tessuto adiposo, all'interno della cavità toracica. Traumi addominali sono fra le cause più frequenti di ernia diaframmatica. Un animale in tale condizione spesso si presenta con dispnea, vomito o rigurgito, dolore addominale, toni cardiaci attenuati e polso femorale debole. Non è sempre facile differenziare un'ernia diaframmatica da un versamento pleurico e la cosa è complicata dal fatto che, comunemente, un'effusione pleurica accompagna e maschera un'ernia

diaframmatica di origine traumatica. I segni radiografici più consistenti di un'ernia diaframmatica sono: presenza di visceri addominali all'interno della cavità toracica; dislocazione di organi addominali e toracici; perdita di continuità della superficie diaframmatica; inclinazione anomala del profilo diaframmatico in una proiezione latero-laterale; presenza di versamento pleurico. Anse intestinali e stomaco, per la presenza di aria e liquido al loro interno, possono essere facilmente identificati all'interno della cavità toracica. Più difficile risulta evidenziare la presenza di organi parenchimatosi e omento. Polmoni, cuore e mediastino spesso subiscono una deviazione laterale o craniale quando sono presenti dei visceri addominali nella cavità toracica. Un raro tipo di ernia diaframmatica è l'ernia peritoneo-pericardica, che occorre quando uno più visceri addominali erniano all'interno del pericardico tramite uno iato congenito formatosi tra il centro tendineo del diaframma e il sacco pericardico. È una condizione che colpisce più comunemente i gatti e può essere ritrovata sia in soggetti adulti che anziani. I segni radiografici consistono nell'identificazione di organi addominali all'interno del sacco pericardico, arrotondamento della silhouette cardiaca, bordi ventrale della superficie diaframmatica e caudale della silhouette cardiaca indistinguibili.

Un'altra tipologia di ernia che si può osservare è l'ernia iatale, che consiste in una porzione di stomaco che passa all'interno del torace attraverso lo iato esofageo. Può essere di origine traumatica o congenita e colpisce sia gatti che cani. È classificata in quattro diverse tipologie. Il tipo I è dovuto al cardias che si infila nell'esofago, il tipo II al fondo dello stomaco che si infila nello iato esofageo lateralmente al diaframma (ernia paraesofagea), il tipo III rappresenta una combinazione del tipo I e tipo II. Il tipo IV è descritto in due modi: un'ernia di tipo III associata all'erniazione di altri organi addominali oppure come un'intussuscezione gastro-esofagea. I segni radiografici indicativi di un'ernia iatale includono: dilatazione esofagea, polmonite, deviazione craniale dello stomaco risultante in un'anomala forma della bolla gastrica, perdita di continuità del profilo diaframmatico e presenza di una massa adiacente al diaframma.



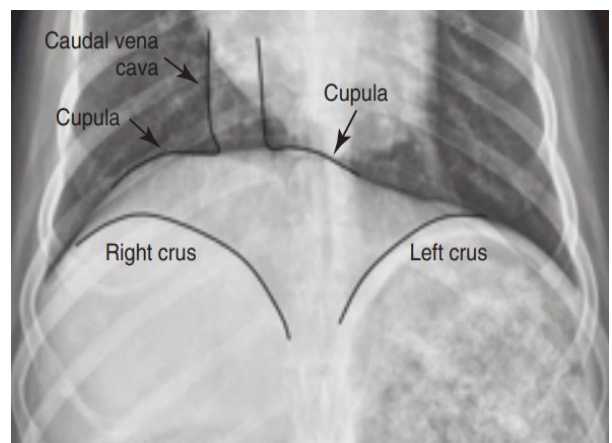
**Figura 2.7** Proiezione latero-laterale destra di un cane sano. In decubito destro, la crura di destra è posizionata cranialmente rispetto a quella di sinistra, ed è facilmente identificata dalla confluenza con la vena cava. Proiezione latero-laterale destra di un cane sano. In decubito sinistro, la crura di sinistra è posizionata cranialmente rispetto a quella di destra.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



**Figura 2.8** Proiezione VD di un gatto sano. il diaframma si presenta come una singola superficie convessa

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



**Figura 2.9** Proiezione VD di un cane sano, in cui la superficie diaframmatica sembra trilobata

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



*Figura 2.10* Ernia diaframmatica in un cane. Si evidenzia l'interruzione del diaframma e la presenza di una parte dello stomaco all'interno dell'emitorace di sinistra, insieme a del grasso.

*(VERA database)*

## **2.5    *MEDIASTINO***

Il mediastino è lo spazio compreso fra il sacco pleurico di destra e il sacco pleurico di sinistra. La pleura che si trova verso il sacco mediastinico è chiamata pleura mediastinica. Le altre componenti del sacco pleurico sono la pleura costale o parietale (adesa alla parete toracica), la pleura diaframmatica (adesa al diaframma) e la pleura viscerale (che ricopre i polmoni). Il mediastino si estende dall'ingresso del torace fino al diaframma e si trova principalmente lungo la linea mediana, dividendo il torace in una metà destra e una metà sinistra. Il mediastino può essere suddiviso in una porzione craniale (cranialmente al cuore), una porzione centrale (contenente il cuore stesso) e una porzione caudale (caudalmente al cuore). Il mediastino può essere ulteriormente suddiviso in una porzione dorsale e una ventrale da un piano orizzontale passante per la biforcazione tracheale. Cranialmente, il mediastino comunica con la fascia cervicale, per via del passaggio della trachea, dell'esofago e dei grossi vasi all'interno del torace. Caudalmente, comunica con lo spazio retroperitoneale, attraverso lo iato aortico. Nella maggior parte dei cani e in alcuni gatti, le pleure mediastiniche comunicano tra loro tramite delle fenestrature, per cui non è comune nel cane osservare un versamento pleurico monolaterale, a meno che il fluido responsabile del versamento non sia troppo denso per passare attraverso le fenestrature, oppure queste ultime non siano chiuse (per esempio, a causa di processi infiammatori in atto).

Il mediastino craniale, normalmente, in una proiezione LL appare come una zona di opacità omogenea. Nonostante siano presenti varie strutture come linfonodi, vena cava craniale, arteria succlavia e tronco brachiocefalico, tali strutture risultano molto adese l'una all'altra e non c'è abbastanza interposizione di tessuto adiposo per avere un contrasto sufficiente alla loro individuazione. Il mediastino craniale è più radiopaco ventralmente alla trachea e poco visibile dorsalmente allo sterno, per via del maggiore spessore della parte immediatamente ventrale alla trachea. In una proiezione VD o DV, la maggior parte del mediastino si sovrappone alla colonna vertebrale. Nel cane, lo spessore massimo del mediastino è uguale al doppio della colonna. Nel gatto, lo spessore massimo del mediastino è pari allo spessore della colonna. Dimensioni maggiori di queste possono essere indicative di una massa mediastinica. Anche soggetti obesi possono avere uno spessore del mediastino aumentato, ma ciò non va confuso con la presenza di una massa mediastinica.

Esistono tre punti dove il mediastino devia dal piano mediano per formare delle pieghe.

Queste sono:

1. Piegia mediastinica cranio-ventrale, che si estende dal margine caudale dell'ultima costa al margine cranio-dorsale della seconda sternebra. Contiene i linfonodi sternali e il timo (il quale raggiunge la sua massima dimensione intorno ai 4-6 mesi d'età e va incontro ad una fisiologica involuzione a circa 1 anno). Nel gatto non è visualizzabile e nel cane si può osservare solo in alcuni soggetti, in proiezioni VD e DV.
2. Piegia mediastinica caudoventrale, che consiste nel legamento pericardio-frenico. Nelle proiezioni LL non è visibile, mentre in una proiezione VD è spesso osservabile tra il lato sinistro del diaframma e l'apice del cuore. Aorta ed esofago corrono al suo interno.
3. *Plica venea cavae*, che circonda la vena cava caudale. Non è mai visibile radiograficamente.

### *Linfonodi mediastinici*

Nel mediastino sono presenti diversi gruppi linfonodali, in comunicazione tra loro. Nel mediastino craniale, ventralmente alla trachea, sono presenti, in numero variabile i linfonodi mediastinici craniali, che ricevono linfa da muscoli del collo e della parete toracica, vertebre toraciche e cervicali, trachea, esofago, cuore e tiroide. Nella piega mediastinica cranio-ventrale sono contenuti i linfonodi sternali (spesso due nel cane e uno nel gatto) che ricevono linfa dalla parete toracica e dall'addome craniale, soprattutto dalle prime tre paia di ghiandole mammarie. È qui presente anche il timo, fino a circa 1 anno di età.

A livello della carena, poco caudalmente, è presente il linfonodo tracheobronchiale medio. Dorsalmente alla carena è presente il linfonodo bronchiale sinistro, mentre ventralmente si trova il linfonodo bronchiale destro. Questi tre linfonodi formano il linfocentro tracheo-bronchiale, l'unico gruppo che riceve afferenze direttamente dal polmone, ma anche da aorta, cuore, mediastino, trachea e diaframma.

### *Shift mediastinico*

Lo shift mediastinico consiste nello spostamento laterale del mediastino. Uno shift ipsilaterale indica una riduzione del volume polmonare di quel lato, mentre uno shift controlaterale indica un aumento del volume polmonare, la presenza di una massa intratoracica oppure

un'aumentata pressione nello spazio pleurico di quel lato. Ovviamente, uno shift mediastinico può essere osservato solo in proiezioni VD o DV.

### *Masse mediastiniche*

Le masse mediastiniche sono un reperto comune, ma dalla sola radiografia non è possibile stabilire quale sia la loro origine. La loro posizione, tuttavia, aiuta a formula delle diagnosi differenziali.

Masse nella parte ventrale del mediastino craniale sono spesso dovute a linfadenomegalia dei linfonodi sternali. Più raramente, soprattutto nel gatto, potrebbe trattarsi anche di cisti mediastiniche, tipicamente localizzate più caudalmente rispetto ai linfonodi sternali. Masse mediastiniche di altra origine sono solitamente più grandi di quanto lo possano diventare linfonodi sternali o cisti mediastiniche. Il timo è un'origine comune di queste masse; un timoma, in particolare, può raggiungere dimensioni enormi ed estendersi anche lateralmente al cuore.

Masse nel mediastino dorsale, siano esse nella parte craniale, media o caudale, provocano un aumento dello spessore del mediastino nelle proiezioni DV e VD. Se si sviluppano a livello cranio-dorsale del mediastino, possono provocare una deviazione ventrale della trachea. La causa più comune di una massa mediastinica dorsale è una dilatazione esofagea, segmentale o generalizzata. Ascessi e neoplasie non sono comunque da escludere.

Masse nel mediastino centrale sono spesso dovute all'ingrandimento dei linfonodi tracheo-bronchiali e a tumori della base del cuore. Il linfonodo più grande del gruppo è il tracheo-bronchiale medio, che si trova all'interno della "V" rovesciata formata dai bronchi principali alla biforcazione tracheale. Un ingrandimento dei linfonodi tracheo-bronchiali è frequentemente visibile come una massa localizzata dorso-caudalmente alla biforcazione tracheale in una proiezione LL. Pertanto, questa massa causa una deviazione cranio-ventrale della biforcazione tracheale, mentre in una proiezione DV o VD causa un distanziamento dei bronchi principali dopo la biforcazione.

Masse che originano dalla base del cuore tendono ad essere difficili da rilevare, poiché sono circondate da tessuti molli, ed è quindi improbabile riuscire ad osservarle prima che diventino molto grandi. Esse causano una deviazione focale a destra della trachea, appena cranialmente alla biforcazione tracheale; questo, frequentemente, è l'unico segno rilevabile indicativo della loro presenza. Anche una dilatazione dell'arteria polmonare principale potrebbe dare la stessa alterazione.



Masse mediastiniche caudo-ventrali sono infrequenti e, quando presenti, sono spesso localizzate nell'emitorace di sinistra per via della presenza della piega mediastinica caudo-ventrale. A causa della presenza del lobo polmonare accessorio lungo il piano mediano, una massa a carico di quest'ultimo può apparire del tutto simile ad una massa mediastinica caudo-ventrale. In questo caso, solitamente si rende necessaria la tomografia computerizzata per distinguere l'origine della massa.

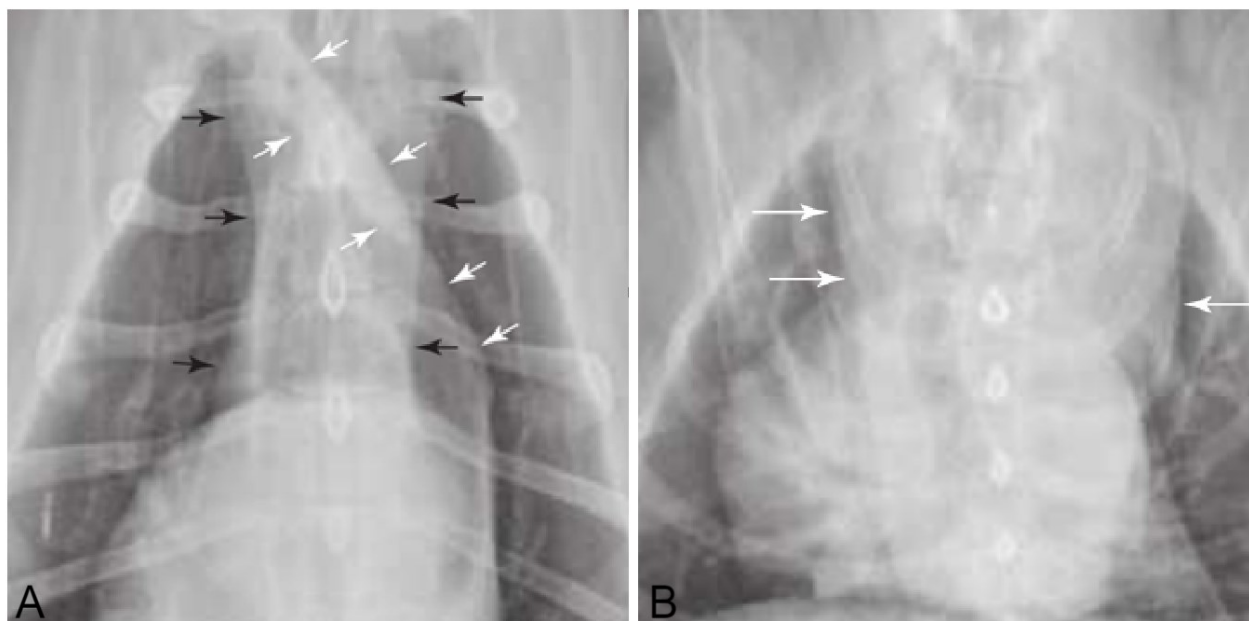
### *Pneumomediastino*

Lo pneumomediastino è una condizione di aria libera all'interno del mediastino, meglio osservabile nelle proiezioni latero-laterali. La presenza di gas, a seconda della quantità, fa scomparire la tipica opacità ventrale alla trachea e rende visibili strutture che normalmente non lo sono, come la tonaca avventizia di esofago e trachea, la vena cava craniale, la vena azigos e il tronco brachiocefalico. Può evolvere a pneumotorace (ma non il contrario), a pneumoderma e a pneumoretroperitoneo. Anche queste ultime due condizioni possono evolvere a pneumomediastino. Lo pneumomediastino può avere diverse cause: passaggio di aria nell'interstizio polmonare a seguito della rottura di alveoli, senza lacerazione della pleura viscerale; ferita da morso al collo, con successiva estensione caudale dell'aria dalla fascia cervicale; rottura di esofago o trachea; estensione craniale di aria dal retroperitoneo (evenienza rara).



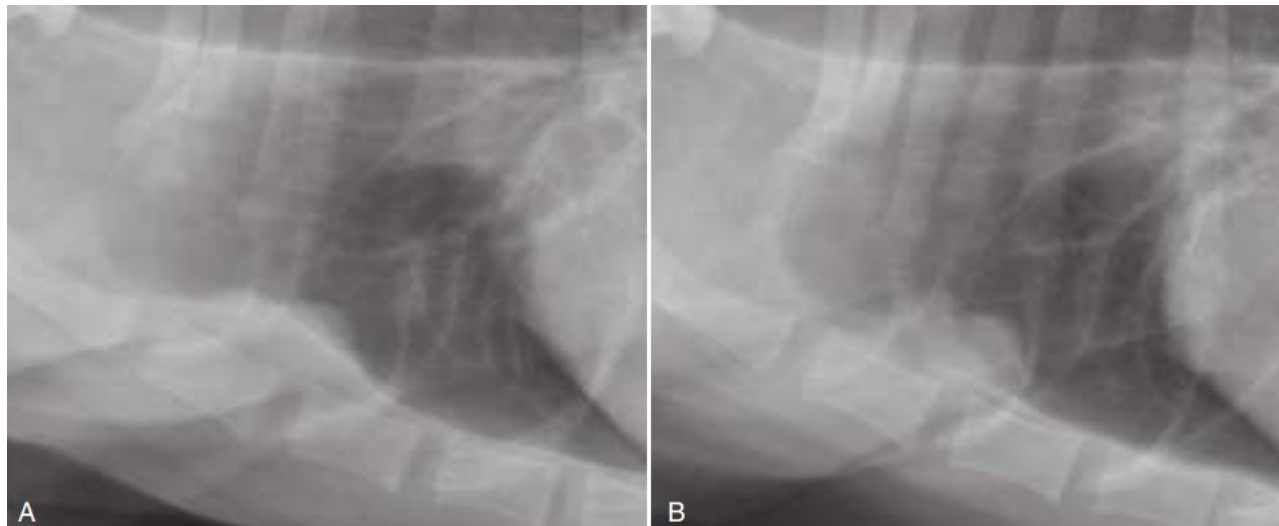
*Figura 2.11* Proiezione VD di un cane con shift mediastinico verso sinistra, dovuto ad atelettasia del polmone sinistro.

*(VERA database)*



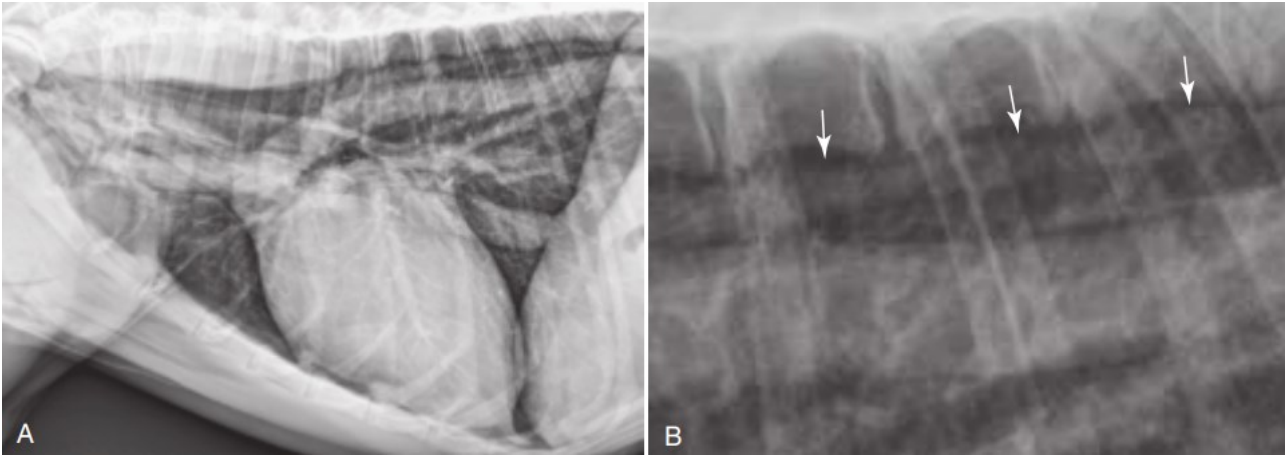
**Figura 2.12** **A:** proiezione VD di un cane sano. Il mediastino craniale si sovrappone con la colonna toracica, ma i margini della parte dorsale, più spessa, possono essere distinti (frecche nere). È anche visibile la piega mediastinica cranio-ventrale (indicata dalle frecche bianche), tra la porzione craniale del lobo craniale sinistro e il lobo craniale destro. **B:** proiezione VD di un cane obeso. Lo spessore del mediastino cranio-dorsale (frecche bianche) è notevolmente aumentato per la grande deposizione di tessuto adiposo.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



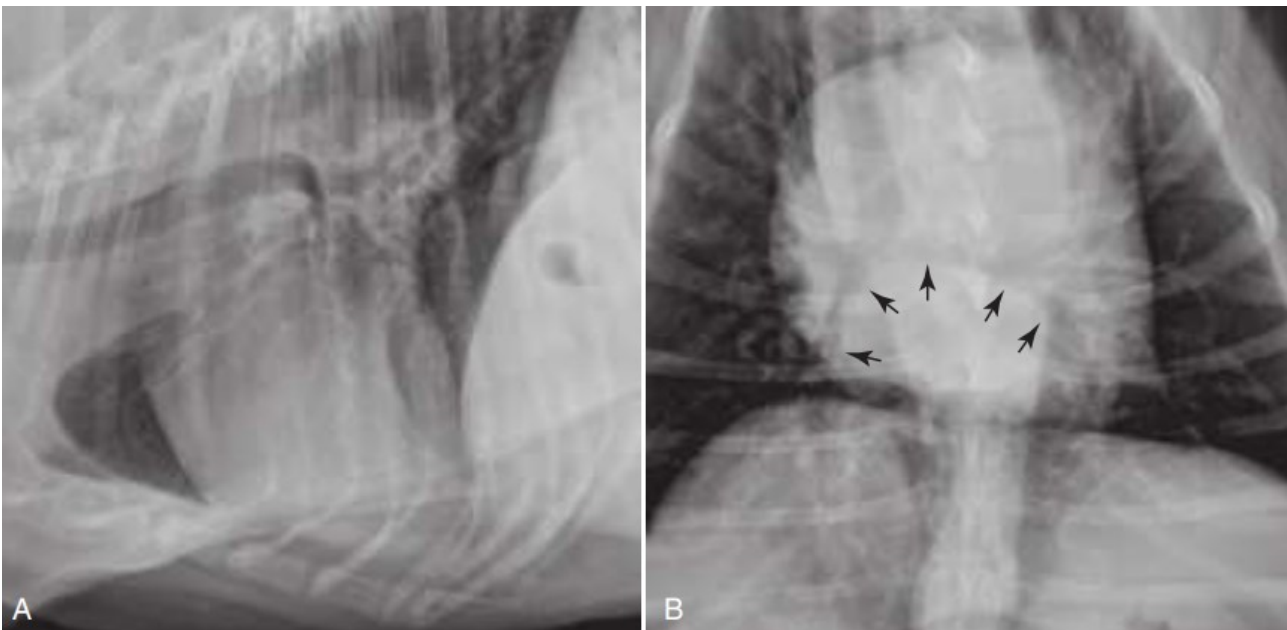
**Figura 2.13** Proiezione LL sinistra (**A**) e LL destra (**B**) di un cane con linfadenomegalia del linfonodo sternale. L'aumento di volume del linfonodo non è così marcato ed è visibile come una piccola massa che prende contatto con lo sterno con un'ampia base d'appoggio.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



**Figura 2.14** Proiezione LL (A) di un cane con evidente pneumomediastino. L'aumento di contrasto dato dall'aria all'interno del mediastino permette la visualizzazione di strutture mediastiniche che normalmente non sarebbero visibili. In B si può osservare un particolare della vena azigos, indicata dalle frecce.

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*



**Figura 2.15** Proiezioni LL destra (A) e VD (B) di un cane con un'evidente linfadenomegalia dei linfonodi tracheo-bronchiali. In A è visibile una massa caudo-dorsale alla biforcazione tracheale, la quale appare deviata cranialmente e ventralmente. In B, le frecce indicano il distanziamento dei bronchi principali, causato dalla presenza dei linfonodi ingranditi.

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*

## 2.6 SPAZIO PLEURICO

Come già accennato, ci sono due distinti sacchi pleurici, ognuno di essi formato da una pleura parietale (mediastinica, costale e diaframmatica) e viscerale. Normalmente, la pleura non è visibile radiograficamente. A livello delle fessure interlobari, dove è in contatto solo con il polmone, può essere appena visibile in alcuni soggetti come una sottile linea lievemente radiopaca, ma determinare se si tratta di un rilievo normale o patologico, dovuto ad un ispessimento pleurico, è impossibile e di scarsa rilevanza.

Lo spazio pleurico è uno spazio virtuale compreso tra la pleura viscerale e la pleura parietale, che normalmente contiene solo minime quantità di fluido. Ma in condizioni patologiche può contenere aria, tessuti o un volume maggiore di fluido.

### *Versamento pleurico*

La presenza di fluido nello spazio pleurico è indicativa di versamento pleurico. Tale versamento può essere trasudato, essudato, trasudato modificato o linfa, ma non è possibile distinguere radiograficamente di che tipo di liquido si tratta. Il liquido si dispone nello spazio pleurico secondo gravità, pertanto un versamento pleurico può apparire differente a seconda della proiezione. In una DV, il fluido si trova ventralmente e rende impossibile distinguere il contorno dell'ombra cardiaca. In una VD, invece, il fluido si ritrova dorsalmente e non oscura completamente l'ombra cardiaca. Inoltre, a parità del volume di versamento presente, in una proiezione DV l'opacità del torace appare maggiore rispetto ad una proiezione VD, perché il fluido si dispone in modo da avere una profondità maggiore.

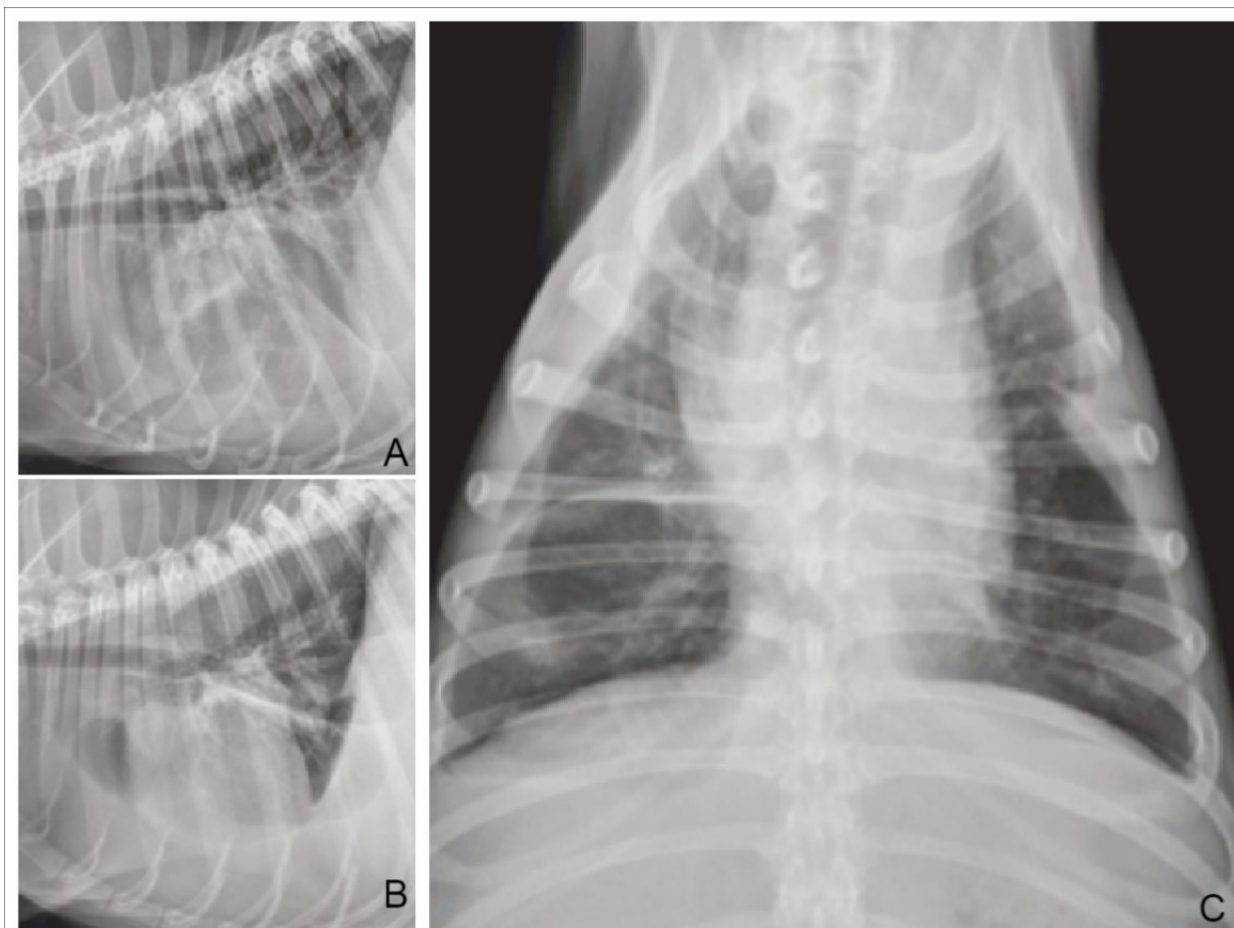
Con un piccolo volume di versamento presente, l'unico segno radiografico visibile è l'evidenza delle fessure interlobari, soprattutto in proiezioni VD e LL. Con l'aumentare dell'entità del versamento, le fessure visibili aumentano di quantità e spessore e il fluido si interpone fra la parete toracica e i polmoni, risultando in una retrazione polmonare. In proiezioni LL, il versamento può essere visto come una zona di opacità omogenea dorsalmente allo sterno, che rende indistinguibile il contorno cardiaco. I margini di questa zona corrispondono ai margini dei lobi polmonari retratti, segno a cui ci si riferisce come "*scalloping*". Altro segno di versamento pleurico è, in una proiezione DV o VD, l'arrotondamento dell'angolo formato tra polmone e diaframma (detto angolo costo-frenico).

Il versamento pleurico è spesso bilaterale, ma può essere monolaterale, soprattutto nel gatto. Cause di versamento monolaterale includono una differente compliance dei lobi polmonari, la chiusura delle fenestrazioni pleuriche mediastiniche a causa di infiammazioni, masse e torsioni lobari. Anche un pitorace può causare versamento pleurico monolaterale o asimmetrico, per via della densità dell'essudato.

### *Pneumotorace*

Quando nello spazio pleurico è invece presente aria, si è in una condizione di pneumotorace. L'aria può entrare dall'esterno, per esempio in seguito ad un trauma che laceri la parete toracica e la pleura parietale, e se rimane una comunicazione con l'ambiente esterno si parla di pneumotorace aperto. L'aria può anche derivare dal polmone o dall'evoluzione di un pneumomediastino: in questo caso si parla di pneumotorace chiuso. Inoltre, si parla di pneumotorace semplice quando l'aria può essere assorbita e a valvola quando non ha possibilità di fuoriuscire dalla spazio pleurico. In tutte le proiezioni, in caso di pneumotorace si osserva la retrazione dei polmoni dalla parete toracica per via dell'interposizione di aria, che si rende più evidente con l'aumentare dell'entità del volume d'aria presente. In caso di situazioni gravi, il polmone collassa e diviene più opaco del normale.

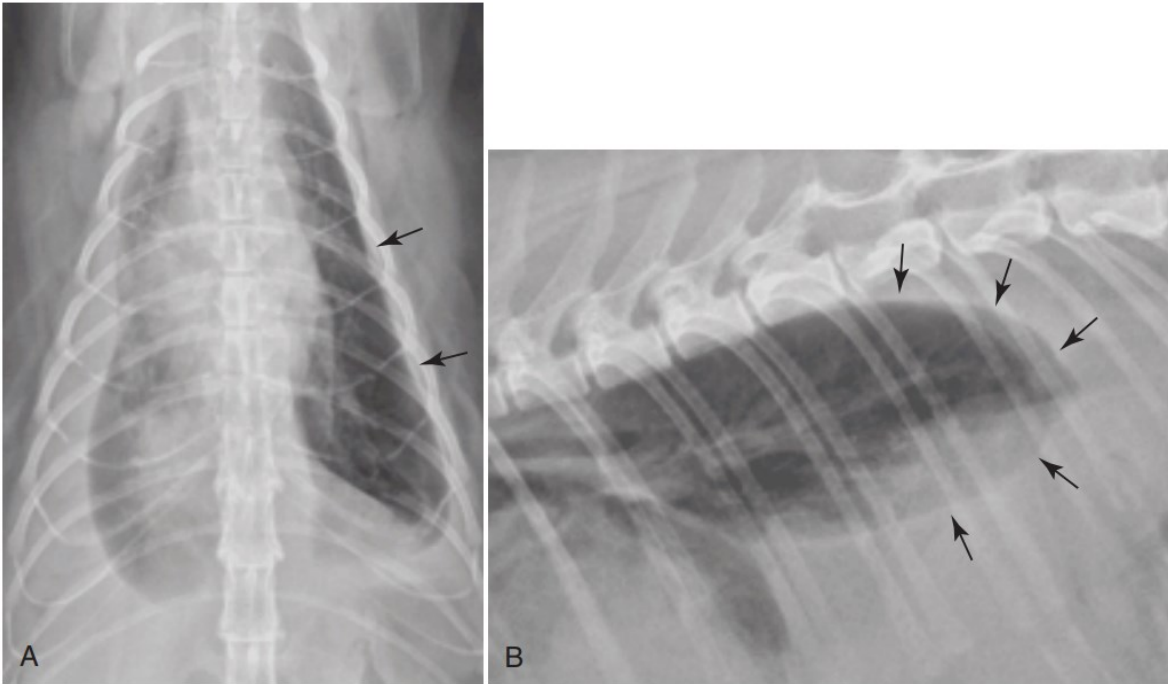
Un altro segno radiografico indicativo della presenza di pneumotorace, in una proiezione LL, è l'apparente distacco del cuore dallo sterno, dovuto ad uno slittamento dell'organo verso l'emitorace dipendente per via della mancanza di polmone normalmente areato sottostante a supportare la sua posizione lungo il piano mediano. Scivolando verso l'emitorace dipendente, il cuore si sposta dorsalmente, dando quindi l'apparenza di essere sollevato dallo sterno. La stessa condizione è osservabile, seppur meno frequentemente, in caso di riduzione delle dimensioni cardiache (microcardia relativa), dovuta per esempio a grave disidratazione, emorragia e crisi addisoniane. In tale evenienza, però, si osserva anche una ridotta dimensione dei vasi polmonari.



**Figura 2.16** Proiezioni LL sinistra (A), LL destra (B) e VD (C) di un cane con versamento pleurico. In C, si può osservare la retrazione dei polmoni dalla parete toracica per via della presenza di fluido nello spazio pleurico; come aspettato dal tipo di proiezione, il cuore è visibile e non si sovrappone al versamento.

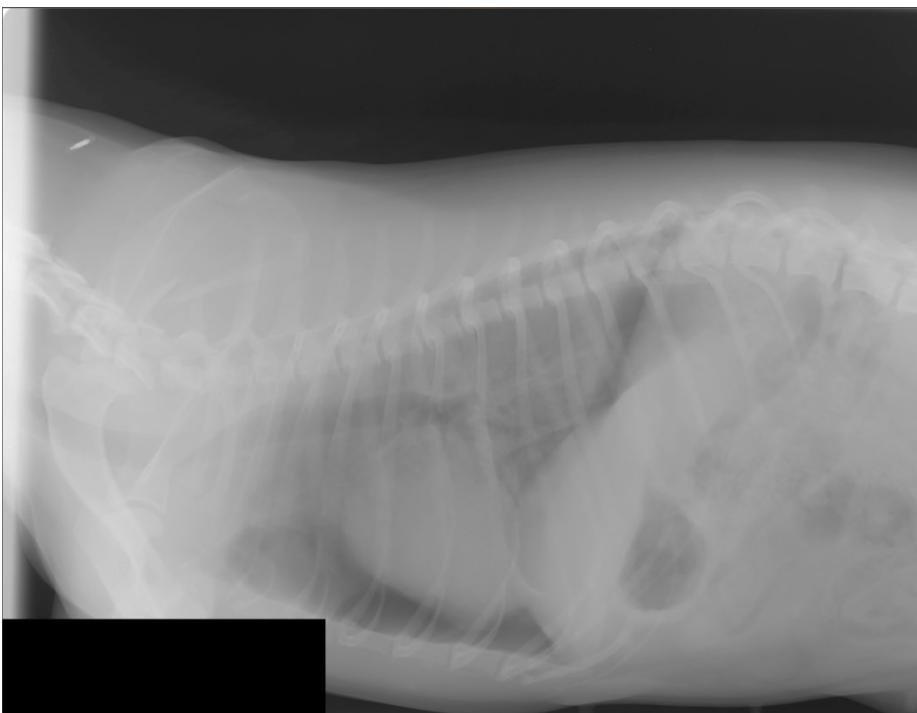
*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*





**Figura 2.17** **A:** proiezione VD di un gatto con versamento pleurico bilaterale asimmetrico. C'è una leggera quantità di fluido anche nello spazio pleurico di sinistra, come si evince dalla retrazione dei margini polmonari dalla parete toracica (freccie). **B:** particolare di una proiezione LL dello stesso gatto. Il margine polmonare caudale retratto appare arrotondato anziché avere il classico aspetto tagliente e triangolare. Ciò è probabilmente dovuto a fibrosi pleurica, sviluppatasi in seguito alla presenza di versamento pleurico cronico, che limita la possibilità del polmone di espandersi, anche in seguito alla rimozione del fluido.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)



**Figura 2.18** **A:** proiezione LL sinistra di un cane con pneumotorace. Il cuore appare sollevato dallo sterno a causa del suo scivolamento nell'emitorace dipendente, in conseguenza ad atelettasia del polmone dipendente; l'aria in questo spazio può rendere la regione particolarmente radiotrasparente. I margini polmonari caudo-dorsali sono retratti a causa dell'aria presente nello spazio pleurico.

(VERA database)

## 2.7 CUORE E VASI PRINCIPALI

La radiologia non è sempre una metodica molto accurata quando si tratta di valutare la funzionalità dell'apparato cardiovascolare e la morfologia cardiaca, a causa della grande varietà di forma dell'ombra cardiaca a seconda della razza (più nei cani che nei gatti), della quantità di tessuto adiposo che presenta l'animale e del fatto che cambiamenti della morfologia cardiaca possono essere assenti anche qualora disfunzioni cardiovascolari siano presenti. Esiste un metodo quantitativo per la misurazione dell'ombra cardiaca, chiamato VHS – *Vertebral Heart Scale*. Esso consiste nella somma delle misurazioni dell'asse lungo e dell'asse corto del cuore, rapportata alla lunghezza del corpo di T4. In un cane sano, il normale VHS varia da 8.7 a 10.7. Si tratta di un range molto ampio di variabilità e delle prove supportano che il VHS non sia migliore della valutazione soggettiva delle dimensioni cardiache (Lamb et al.). Queste, di norma, in una proiezione LL dovrebbero rientrare in 3.5 spazi intercostali nel cane e 2.5 spazi intercostali nel gatto. Mentre, in una proiezione DV, il diametro orizzontale dell'ombra cardiaca nel suo punto di maggior grandezza non dovrebbe superare il 60% dell'ampiezza toracica nel cane (70% nelle razze brachicefaliche) e il 50% nel gatto. L'aumento delle dimensioni cardiache viene definito *cardiomegalia*.

### *Cardiomegalia*

Radiograficamente, si può rilevare un aumento delle dimensioni di una o più camere cardiache e delle strutture vascolari principali. Per comodità, la loro posizione si può indicare immaginando che il cuore rappresenti il quadrante di un orologio, sia in proiezione LL (solo nel cane) che in una proiezione DV (sia nel cane che nel gatto).

Un ingrandimento (*bulging*) dell'atrio sinistro è visibile tra le ore 12 e le ore 2 in una proiezione latero-laterale, mentre l'auricola sinistra può sembrare ingrandita tra le ore 2 e le ore 3 in proiezione DV, ma è un reperto che si riscontra meno frequentemente. La dilatazione atriale sinistra causa anche la deviazione dorsale della biforcazione tracheale e lo schiacciamento dei bronchi principali, in concomitanza ad una condizione di broncomalacia, determina l'insorgenza di tosse. In una proiezione LL, il margine cardiaco caudale, anziché curvare normalmente verso la biforcazione tracheale, procede in direzione dorsale lungo una linea retta, oppure forma un lieve concavità. Il VD o DV, è anche possibile vedere il distanziamento dei due bronchi principali (*bronchial splitting*), similmente a quanto accade



in caso di linfoadenomegalia del linfonodo tracheo-bronchiale medio. Tutto questo è valido nel cane, mentre nel gatto i segni radiografici di un bulging dell'atrio sinistro sono spesso assenti, anche se la sua presenza è stata ecograficamente dimostrata. Un cambiamento dell'ombra cardiaca che si verifica in gatti con ingrandimento dell'atrio sinistro è il cosiddetto "cuore di San Valentino", che consiste in un ingrandimento pronunciato della base del cuore.

In caso di ingrandimento ventricolare sinistro, dovuto a ipertrofia o dilatazione, si può osservare tra le ore 2 e le ore 5 in proiezione LL e tra le ore 3 e le ore 5 in proiezioni DV o VD. Sia nel cane che nel gatto, il segno radiografico più evidente è la dislocazione dorsale della trachea, che diviene quasi parallela alla colonna. In proiezioni VD o DV, l'apice cardiaco assume un aspetto più arrotondato.

Un ingrandimento atriale destro non è frequentemente riscontrato nel cane ed è molto raro nel gatto. In una proiezione DV, la presenza di un bulging dell'atrio destro è osservabile tra le ore 9 e le ore 11. In proiezioni LL, esso è visibile tra le ore 9 e le ore 10 e può anche causare un lieve sollevamento della biforcazione tracheale.

Un ingrandimento ventricolare destro, dovuto a ipertrofia o dilatazione, è comune nel cane, ma non nel gatto. Pertanto, i segni radiografici indicativi di tale condizione si applicano soprattutto nel cane. Normalmente, tracciando l'asse maggiore cardiaco con una linea che va dalla biforcazione tracheale all'apice cardiaco, i due terzi del cuore sono posti cranialmente a tale linea, mentre il terzo restante è posto caudalmente. In presenza di un ingrandimento del ventricolo sinistro, il rapporto si modifica a  $\frac{3}{4}$  dell'ombra cardiaca cranialmente alla linea e  $\frac{1}{4}$  caudalmente. L'appoggio sternale cardiaco è aumentato e l'apice cardiaco, in una proiezione LL, potrebbe sembrare deviato dorsalmente rispetto allo sterno. In una proiezione DV o VD, in caso di ipertrofia ventricolare destra, l'ombra cardiaca assume una pronunciata forma a D rovesciata.

Dall'ingrandimento di più camere cardiache (o tutte), risulta una condizione di cardiomegalia generalizzata, spesso causata da cardiomiopatia dilatativa.

### *Vasi principali*

Per quanto riguarda i vasi principali, possono essere fatte alcune considerazioni.

La vena cava caudale ha un diametro variabile a seconda della fase della respirazione e del ciclo cardiaco. Può definirsi ingrandita quando il suo diametro è pari ad almeno 1.5 volte il diametro dell'aorta. Ciò può verificarsi in situazioni di aumento della pressione venosa

centrale, ma le dimensioni della vena cava non sono un indicatore preciso dell'aumento di tale pressione.

Un aumento dello spessore del mediastino in posizione appena craniale all'ombra cardiaca, in una proiezione DV o VD, può indicare una dilatazione dell'arco aortico. In proiezioni LL, un bulging aortico può sembrare una massa appena craniale all'ombra cardiaca.

L'arteria polmonare normalmente non è visualizzabile come una struttura separata, ma una sua dilatazione, per esempio dovuta a stenosi o ipertensione polmonare, può essere vista come un bulging a ore 1 in proiezione DV o VD, mentre non è riconoscibile in proiezioni LL.

È importante anche valutare le arterie e le vene polmonari, che seguono l'andamento dei bronchi, formando insieme ad essi le cosiddette "triadi". In una proiezione LL, l'arteria è dorsale e la vena è ventrale al bronco corrispondente. Le arterie e le vene lobari craniali sono le più visibili. In particolare, quelle di destra risultano ben osservabili quando l'animale è in decubito sinistro. In una proiezione DV, sono ben visibili i vasi polmonari dei lobi caudali. In questo caso, l'arteria è disposta lateralmente e la vena medialmente. Normalmente, l'arteria e la vena polmonare hanno approssimativamente lo stesso diametro. Per comprendere se uno dei due vasi (o entrambi) ha dimensioni alterate, è consuetudine paragonarli allo spessore della nona costa in una proiezione VD o DV. Al punto di incrocio tra il vaso e la costa, dovrebbe crearsi una figura assimilabile a un rombo o a un quadrato, più radiopaca, data dalla sovrapposizione delle due strutture. Questo significa che lo spessore della nona costa è uguale al diametro del vaso. Nel caso in cui il vaso sia dilatato, si crea una figura assimilabile a un parallelogramma o a un rettangolo, con il lato lungo formato dai margini costali. Infine, se il diametro del vaso è diminuito, si crea un rettangolo con il lato lungo formato dalle pareti del vaso stesso. Esistono vari fattori che possono determinare un aumento delle dimensioni dell'arteria e della vena polmonare, elencati nelle tabelle a pagina seguente. Una riduzione del diametro dei vasi polmonari si osserva meno frequentemente e può essere dovuta a condizioni di grave ipovolemia, disidratazione, shock e stenosi polmonare con ridotta gittata cardiaca.

Oltre alle dimensioni, anche la forma dei vasi polmonari può essere alterata. Nel cane, per esempio, in caso di filariosi cardiopolmonare essi possono assumere un andamento tortuoso. Inoltre, possono apparire improvvisamente troncati, segno indicativo di ostruzione del lume vascolare in caso di tromboembolismo.

***Condizioni che portano ad una dilatazione dell'arteria polmonare (ipertensione polmonare pre-capillare)***

Proliferazione della tonaca intima o ipertrofia della tonaca media

- Dirofilariosi
- Angiostrongilosi (cane)
- Aelurostrongilosi (gatto)

Tromboembolismo o formazioni di trombi primari

- Dirofilariosi
- Angiostrongilosi
- Malattie renali: amiloidosi, glomerulonefriti
- Setticemia
- Pancreatite
- Iperadrenocorticismo

Patologie polmonari croniche gravi

***Condizioni che portano ad una dilatazione della vena polmonare (ipertensione polmonare post-capillare)***

**Cardiache**

Sovraccarico di pressione o di volume

- Insufficienza mitralica
- Endocardiosi della valvola mitralica
- Shunt sinistro-destro in fasi iniziali (dotto arterioso pervio, difetti settali ventricolari)

Patologie primarie del miocardio

- Cardiomiopatia dilatativa
- Cardiomiopatia ipertrofica
- Cardiomiopatia restrittiva
- Insufficienza miocardica (aritmie, fibrosi)

**Non cardiache**

Ostruzione atriale sinistra

- Masse (neoplastiche o infiammatorie) alla base del cuore
- Trombi nell'atrio sinistro

**Condizioni che portano ad una dilatazione di arteria e vena polmonare contemporaneamente**

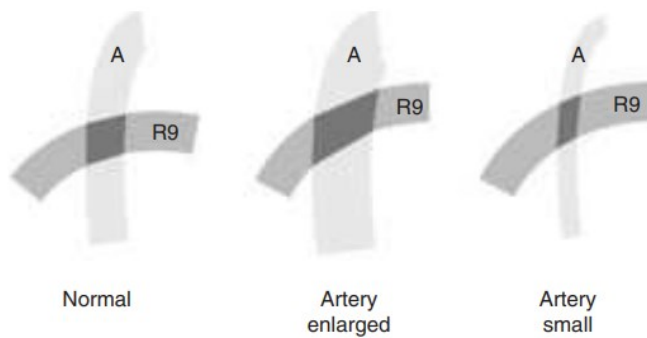
Shunt sinistro-destro

- Persistenza del dotto arterioso
- Difetti settali ventricolari
- Difetti settali atriali

Fistola arterovenosa periferica

Sovraccarico di fluidi iatrogeno

Ritenzione di fluidi secondaria a diminuzione della gittata cardiaca



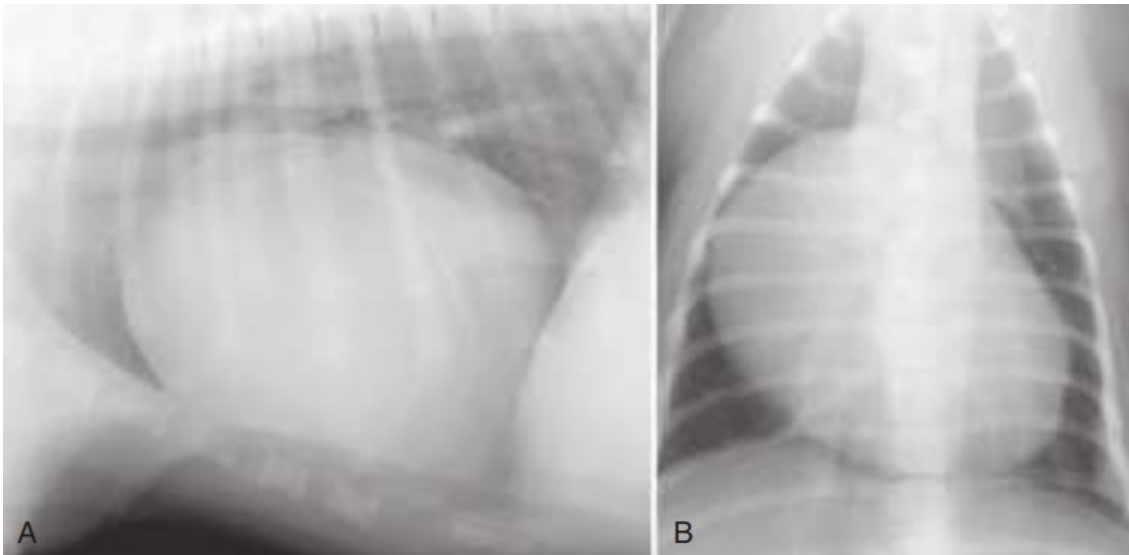
**Figura 2.19** Da sinistra a destra: il vaso, sovrapponendosi alla costa, forma una figura dai lati uguali; il vaso dilatato forma un rettangolo con il lato lungo costituito dal margine costale; il vaso di ridotto volume forma con la costa un rettangolo con il lato lungo costituito dalle pareti del vaso stesso.

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*



**Figura 2.20** Proiezione DV di un Pinscher nano cardiomegalico. Nel punto di massima ampiezza, il diametro dell'ombra cardiaca supera il 60% dell'ampiezza del torace.

(VERA database)



**Figura 2.21** Proiezioni LL (A) e DV (B) di un cane con una grave cardiomegalia, soprattutto a carico del settore cardiaco destro. In A si nota come l'ombra cardiaca occupi circa 4.5 spazi intercostali, mentre in B il suo diametro nel punto di massima larghezza supera abbondantemente il 60-70% dell'ampiezza del torace.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)

## 2.8 POLMONI

I polmoni del cane e del gatto sono ugualmente suddivisi, con quattro lobi a destra (craniale, medio, caudale e accessorio) e due lobi a sinistra (craniale e caudale). Il lobo craniale sinistro è ulteriormente suddiviso in una parte craniale e una parte caudale. La struttura del parenchima polmonare è costituita da numerosissimi spazi pieni d'aria, gli alveoli, distribuiti in una sottile rete di tessuto connettivo interstiziale. All'interno dell'interstizio corrono vasi sanguigni, linfatici, nervi e bronchi, che diminuiscono sempre più le loro dimensioni procedendo dall'ilo verso gli alveoli. Tutte queste strutture creano una rete eterogenea di opacità che conferisce all'aspetto radiografico del polmone un ampio range di variabilità anche in condizioni normali, senza contare la variabilità di specie e di razza.

Le alterazioni radiografiche polmonari sono categorizzate in tre pattern distinti a seconda del coinvolgimento primario di alveoli, bronchi o interstizio.

### *Pattern alveolare*

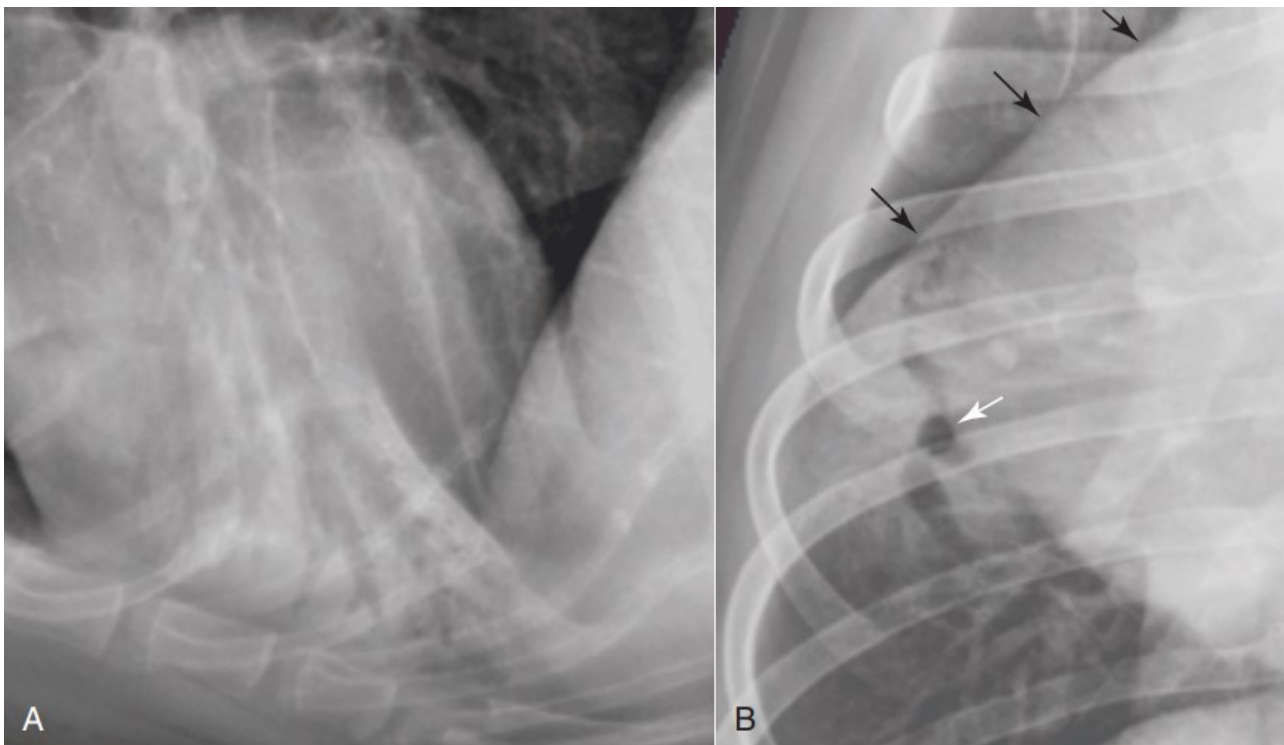
Il pattern alveolare si presenta quando gli alveoli sono riempiti non più di aria, bensì di fluidi (sangue, essudato, trasudato) o, più raramente, cellule. Il grado di opacità del polmone risulta dunque aumentato. Anche un polmone collassato e atelettasico è causa di pattern alveolare. I segni caratteristici del pattern alveolare sono: il broncogramma aereo, il *lobar sign* e un'area di aumentata radiopacità polmonare.

Un broncogramma aereo è dovuto alla presenza di un bronco pieno d'aria che attraversa una regione polmonare non areata, e quindi più radiopaca. Il bronco appare come una struttura tubulare radiotrasparente con alcune diramazioni. Quando il bronco è colpito trasversalmente dal fascio di raggi X, appare come una figura circolare radiotrasparente.

Il *lobar sign* consiste in una demarcazione netta (la giunzione interlobare) di un lobo polmonare di aumentata opacità che si crea quando quest'ultimo è adiacente a un lobo normalmente areato (quindi radiotrasparente). Solitamente, l'aumento di opacità polmonare che rende visibile il *lobar sign* è dovuto ad un'area di pattern alveolare, ma può anche essere causato da una massa che si estende alla periferia del lobo polmonare.

Il *lobar sign* è osservabile solo se la giunzione interlobare che separa il lobo affetto da quello sano è parallela al fascio di raggi X. Anche i broncogrammi aerei potrebbero non essere osservati, se la patologia alveolare non è molto estesa e non si localizza attorno a un bronco

oppure se i bronchi non sono areati. Infatti, comunemente l'unico segno indicativo di pattern alveolare è l'aumento di opacità di una regione polmonare, troppo intenso da essere classificato come una patologia dell'interstizio o dei bronchi, e senza i margini netti caratteristici di una massa polmonare. Alcune tra le cause più comuni di pattern alveolare sono: polmoniti/broncopolmoniti, edema polmonare cardiogeno e non cardiogeno, emorragie (in seguito a traumi o coagulopatie), tromboembolismi, atelettasia. Cause più rare includono: neoplasia polmonare primaria, ARDS – *Acute Respiratory Distress Syndrome*.



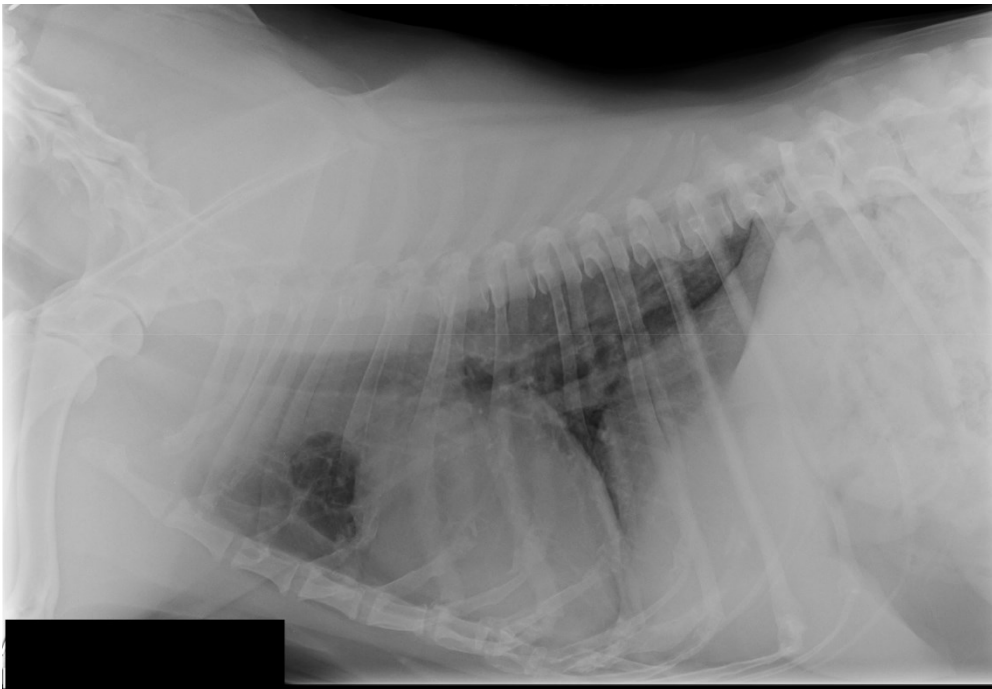
**Figura 2.22** Particolari di una proiezione LL (A) e VD (B) di un cane con pattern alveolare. In A, si può notare la presenza di broncogrammi aerei. In B, si nota come l'aumentata opacità polmonare si sovrappone al margine cardiaco destro, rendendolo indistinguibile. Inoltre, sono visibili un lobar sign (freccia nera) e un broncogramma aereo preso trasversalmente dal fascio di raggi X (freccia bianca), che crea una forma circolare radiotrasparente.

(Thrall, D.E. (2018) *Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier*)

### *Pattern bronchiale*

Il pattern bronchiale diventa evidente quando ci sono infiltrati cellulari o di fluido a carico della parete bronchiale o nell'immediato spazio peribronchiale. Può anche essere dovuto ad una mineralizzazione bronchiale. Questo conferisce alle pareti delle vie bronchiali coinvolte

un maggior grado di opacità. Se esse sono tangenti al fascio di raggi X, appariranno radiograficamente come linee parallele, come binari di un treno, dette “*tram lines*”; se invece sono colpite trasversalmente dal fascio, appariranno come figure circolari ad anello, dette “*ring shadows*”. Le cause principali di pattern bronchiale sono: asma felino, patologie polmonari allergiche, broncopolmoniti (batteriche, parassitarie), irritazione cronica delle vie aeree, neoplasie diffuse (carcinoma broncogenico, linfoma). Alcune conseguenze del pattern bronchiale, visibili radiograficamente, sono il collasso di un lobo polmonare (soprattutto del lobo destro medio in gatti con asma), bronchiectasia, iperinsufflazione polmonare.



*Figura 2.23* Proiezione LL di un cane con pattern bronchiale. Si notano diverse tram lines e qualche ring shadow.

*(VERA database)*

### *Pattern interstiziale*

Di norma, l'interstizio conferisce al polmone il suo tipico grado di opacità eterogeneo, ma non per questo risulta difficile distinguere nitidamente i margini dell'ombra cardiaca, del diaframma e dei vasi maggiori. Ciò non è sempre vero in presenza di alterazioni a carico dell'interstizio. L'interstizio alterato può dare origine a due diverse tipologie di pattern interstiziale: non strutturato e strutturato.

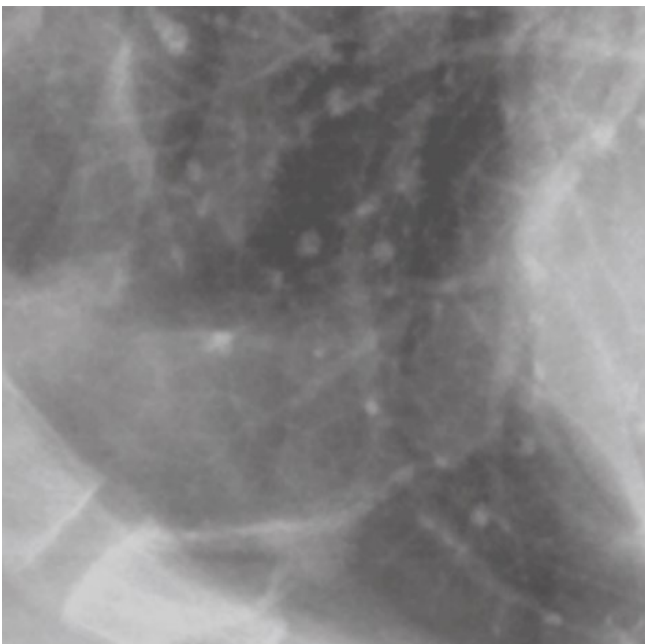
Il pattern interstiziale strutturato si riferisce alla presenza di noduli o masse polmonari, che potrebbero essere di origine neoplastica o infiammatoria. Con *nodulo* si intende una lesione dal diametro minore di 2cm, mentre una lesione più grande può essere indicata con il termine



*massa*. Neoformazioni a carico del parenchima polmonare possono essere distinte da masse esofagee o mediastiniche perché hanno i margini solitamente ben definiti, in quanto circondati da aria. Vasi polmonari colpiti trasversalmente dal fascio di raggi X possono essere confusi con un nodulo, ma generalmente hanno un aspetto più radiopaco e si trovano adiacenti ad un bronco. Mineralizzazioni polmonari o pleuriche creano noduli visibili a dimensioni minori, a causa dell'alta densità del tessuto da cui sono composti. Talvolta, masse polmonari visibili in una proiezione non sono visibili in un'altra, per cui non è così infrequente rilevare la presenza di un nodulo solo quando raggiunge dimensioni tali da causare sintomi clinici. Altre alterazioni radiografiche, se presenti, che rendono più difficile l'identificazione di una concomitante massa polmonare sono versamento pleurico e pattern alveolare. Occasionalmente, masse o noduli polmonari possono avere al loro interno una cavità contenente aria (definite masse o noduli cavitari). Lesioni cavitarie con parete sottile sono chiamate "bolle polmonari" e possono essere di origine traumatica o congenita. Una massa cavitaria a parete spessa sovente origina da una cavitazione di una massa solida, il cui contenuto va incontro a liquefazione e viene drenato da un vicino bronco, per cui la cavità risulta poi riempita di gas. Qualsiasi lesione cavitaria può rompersi e portare così alla formazione di pneumotorace.

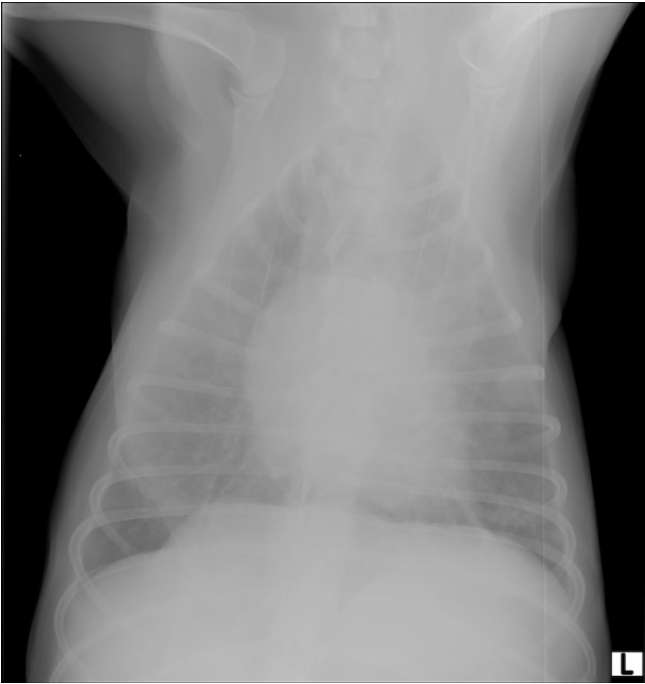
Il pattern interstiziale non strutturato risulta da un'aumentata presenza di cellule o fluidi all'interno dell'interstizio polmonare, non organizzata in lesioni singole o multiple discrete, ma piuttosto uniformemente estesa a tutto l'interstizio. Un pattern interstiziale di questo tipo può svilupparsi in seguito a edema interstiziale, infiammazioni lievi (quelle gravi evolvono velocemente a pattern alveolare) o neoplasie diffuse. Una caratteristica importante di queste patologie è la loro dinamicità. Per esempio, in caso di insufficienza cardiaca sinistra, l'animale svilupperà inizialmente un edema interstiziale, visibile dunque come pattern interstiziale. Ma col progredire della condizione, l'edema diviene alveolare, risultando in un pattern alveolare che si sovrappone al pattern interstiziale già presente. La diagnosi di pattern interstiziale non strutturato è emessa quando si nota un aumento di opacità diffuso nel background polmonare. Si possono intravedere sottili strutture lineari, reticolari, a nido d'ape, corrispondenti alla rete interstiziale, ma non noduli. Se in seguito ad una proiezione LL si ha il sospetto di un pattern interstiziale, è bene eseguire anche una proiezione VD o DV per confermare la sua presenza, poiché in LL i polmoni hanno la tendenza a sembrare più radiopachi per via dell'atelettasia a cui va incontro il lobo del lato dipendente.

Nonostante questa classificazione possa far apparire i tre pattern polmonari come sempre distinti, capita spesso che essi siano presenti in combinazione. Per esempio, se in un paziente si rilevano alterazioni dell'interstizio e un pattern bronchiale, allora è presente un pattern bronco-interstiziale. Inoltre, la presenza di pattern polmonari ci dà indicazioni sul tipo di alterazione che ha subito il polmone, ma raramente permette di diagnosticare una precisa patologia polmonare. Pertanto, il riconoscimento dei pattern polmonari deve essere volto a decidere come proseguire l'iter diagnostico per arrivare ad una diagnosi definitiva, tenendo conto dei sintomi e dell'anamnesi del paziente.



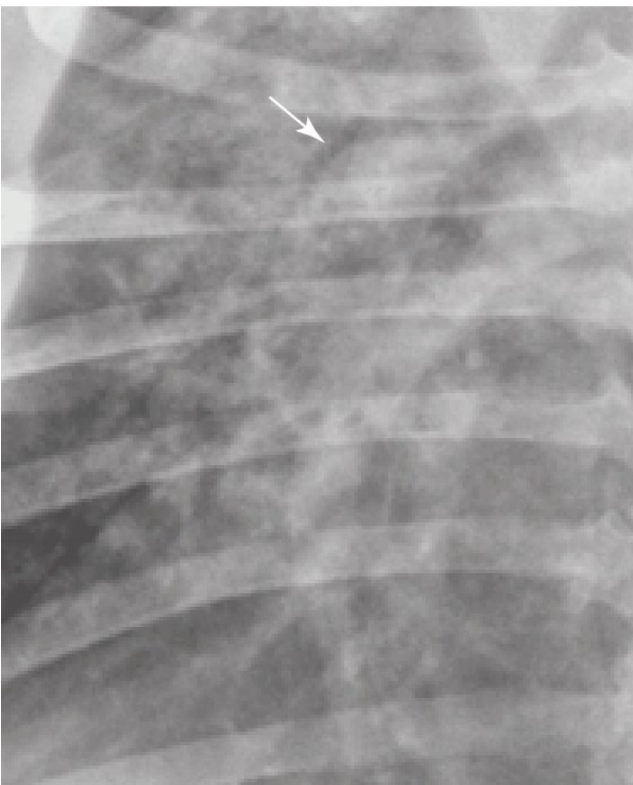
*Figura 2.24 Particolare del torace di un cane che presenta numerosi noduli polmonari di piccole dimensioni, non situati vicino a dei bronchi, cosa che rende impossibile confonderli con dei vasi colpiti trasversalmente dal fascio dei raggi X.*

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*



**Figura 2.25** Proiezione VD di un cane con pattern interstiziale non strutturato diffuso.

*(VERA database)*



**Figura 2.26** Proiezione VD di un cane con pattern polmonare misto. L'aumento di opacità è troppo intenso da essere attribuito al solo pattern interstiziale, mentre non è così intenso da essere unicamente classificato come pattern alveolare, nonostante sembri intravedersi un broncogramma aereo (freccia bianca).

*(Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier)*

### 3. DEEP LEARNING

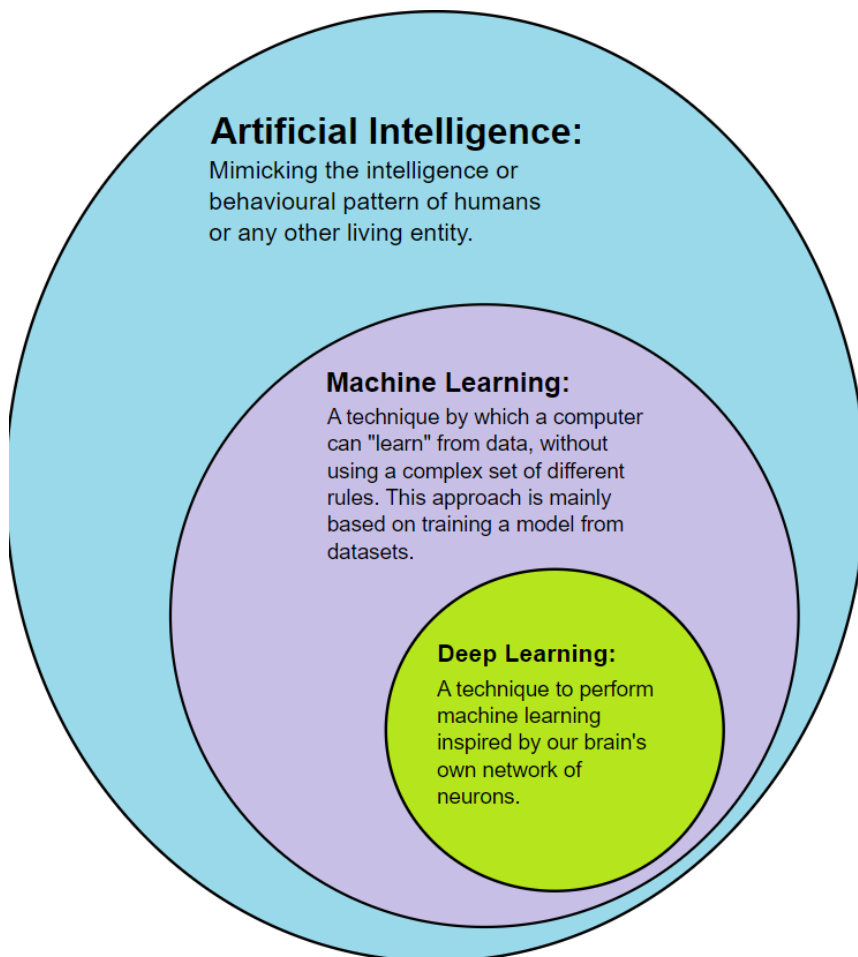
Il deep learning (abbreviato con la sigla DL) è una tecnica di programmazione che consente ad una macchina di elaborare e rappresentare dati a diversi livelli di astrazione, nonché di modificare autonomamente i suoi parametri interni a mano a mano che viene esposta a nuovi dati. Il deep learning viene anche definito come un sottoinsieme del machine learning (abbreviato ML), a sua volta contenuto nel grande insieme che va sotto il nome di Intelligenza Artificiale. L'intelligenza artificiale è definita come "un campo dell'ingegneria informatica che concerne lo sviluppo computazionale di ciò che è comunemente chiamato comportamento intelligente, nonché la manifestazione di tale comportamento" (Ramesh et al., 2004). Il comportamento intelligente in una macchina, come affermato dal matematico Alan Turing (considerato il padre della moderna informatica), è l'abilità di raggiungere performance paragonabili, se non superiori, a quelle umane in ambito cognitivo. Ciò, in seguito, è divenuto popolare come "Test di Turing" (Turing, 1950).

Una delle architetture computazionali più diffuse su cui si basa l'intelligenza artificiale è l'ANN (*Artificial Neural Network*), ossia una serie di stazioni di elaborazione delle informazioni interconnesse (dette nodi), ad imitazione dei neuroni del sistema nervoso (Currie et al., 2019).

Il ML opera proprio grazie alle ANNs, che permettono di costruire complessi algoritmi di analisi, i quali necessitano di input costituiti da dati a loro volta estrapolati dai dati primari (i cosiddetti "*raw data*") che si vogliono far analizzare. Gli scopi del ML possono essere molteplici: si va dal riconoscimento di particolari oggetti in un'immagine alla trascrizione delle parole di un file audio. Tuttavia, per creare degli efficienti estrattori che, a partire dai *raw data*, permettano di ottenere un file scritto adatto ad essere utilizzato dall'ANN, è richiesta una certa abilità nella programmazione di software (Lecun et al., 2015). Nel DL, invece, questa limitazione viene meno.

Rispetto al machine learning, nonostante siano entrambi stati ideati con lo scopo di elaborare grandi quantità di dati senza bisogno di eccessive programmazione e supervisione, il deep learning punta ad eseguire operazioni ancora più complesse e con un maggior livello di astrazione, imitando il cervello umano, e non necessita di specifici estrattori da programmare.

Si tratta, sostanzialmente, di un'implementazione più sofisticata del machine learning, che si basa su altre architetture neurali, chiamate CNN (*Convolutional Neural Network*), che possono lavorare direttamente sui *raw data* inseriti in input, come immagini, video, file audio, o modelli 3D. Questo permette ai modelli sviluppati di "imparare", letteralmente, a svolgere le funzioni per cui stono stati ideati partendo direttamente dai dati iniziali.



**Figura 3.1** Rappresentazione schematica dell'intelligenza artificiale che vede il deep learning come un sottoinsieme del machine learning, a sua volta contenuto nel grande insieme dell'intelligenza artificiale.

([https://en.wikipedia.org/wiki/Deep\\_learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning))

### 3.1 STRUTTURA DI UNA CNN

Esistono diversi articoli che illustrano il funzionamento di una CNN (Currie et al., 2019; Lecun et al., 2015). Come già accennato, una CNN può, nel caso della sua applicazione in diagnostica per immagini, rilevare delle caratteristiche di un'immagine e classificarla, senza bisogno di una supervisione umana. I nodi che la compongono si trovano a vari livelli, detti "layer", e ognuno di loro ha connessioni con i nodi del layer precedente e di quello successivo. Tra i nodi deputati a ricevere l'input e quelli che devono restituire l'output finale, si trovano diversi layer contenenti fino a milioni di nodi, denominati "hidden layers", poiché, sebbene il loro funzionamento sia noto, i risultati che producono elaborando le informazioni rimangono "nascosti" finché non raggiungono il layer di output. Tra gli hidden layers, figurano i "convolutional layers" e i "pooling layers".

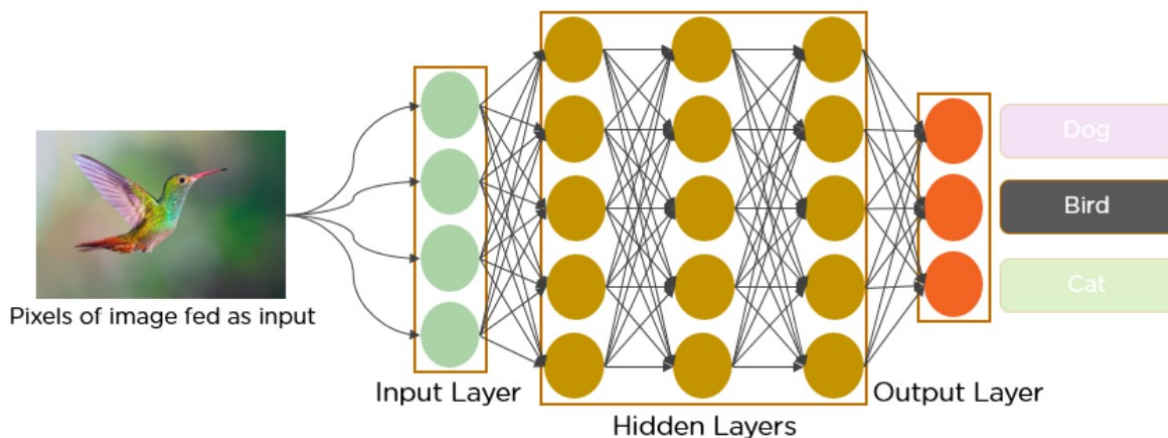


Figura 3.2 Rappresentazione semplificata di una CNN.

(<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/05/convolutional-neural-networks-cnn/>)

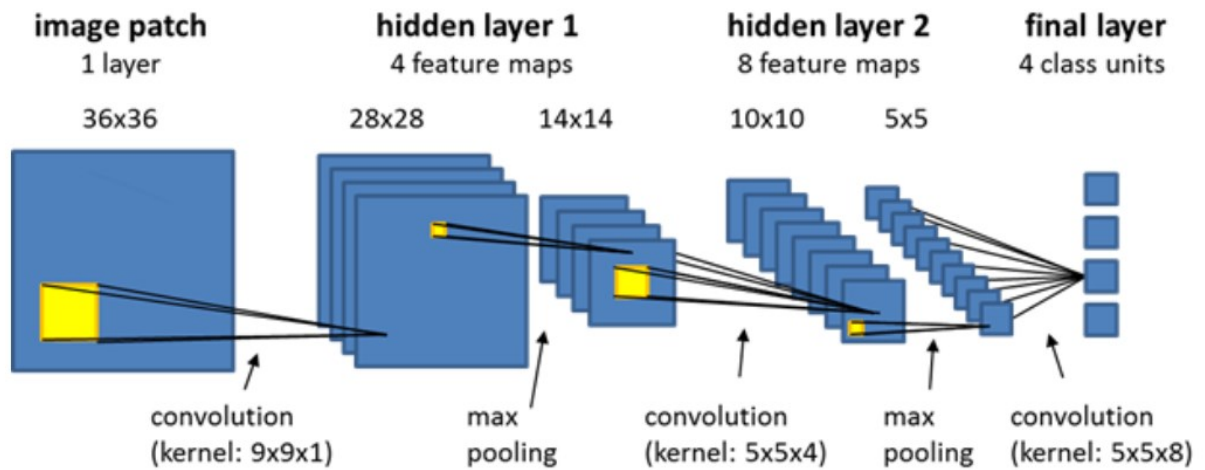
Le unità dei *convolutional layers*, adibite alla ricerca di caratteristiche che permettano di analizzare il dato in input, sono organizzate nelle cosiddette "feature maps", all'interno delle quali ogni unità è connessa alle feature maps dei precedenti layer tramite un set di parametri condiviso, chiamato "filter bank". Una feature map può essere definita, dunque, come il risultato del processo di analisi e classificazione di una certa caratteristica individuale e misurabile del dato analizzato (per esempio un pixel, nel caso di un'immagine), attuato mediante il passaggio dell'informazione attraverso questi filtri. Diverse feature maps di uno stesso layer utilizzano filter bank diversi. Il motivo di questa organizzazione è duplice.

Innanzitutto, in un dato complesso come un'immagine, gruppi vicini di valori (i pixel) sono spesso altamente correlati e formano pattern distinti e rilevabili. Secondariamente, uno stesso pattern può apparire in punti diversi dell'immagine, per cui è necessario che diverse *feature maps* (adibite all'analisi di diverse parti dell'immagine) condividano gli stessi parametri. L'operazione matematica effettuata dalle *feature maps* è una convoluzione discreta, da cui il nome delle CNN.

In ultima analisi, il ruolo di ogni *convolutional layer* è quello di rilevare connessioni locali tra le caratteristiche individuate dal *layer* precedente, al fine di identificare dei pattern riconoscibili all'interno del dato analizzato.

Le unità dei *pooling layers*, invece, si occupano di unire caratteristiche differenti, ma con un certo grado di similarità, trovate nei *convolutional layers*, al fine di creare una caratteristica unica che comprenda le altre. Tale operazione è detta, appunto, *pooling*. In questo modo, si crea nella CNN una sorta di gerarchia delle informazioni: caratteristiche di alto livello sono ottenute dalla somma di caratteristiche di basso livello. Ciò permette ad una caratteristica di alto livello di variare molto poco al cambiamento di una caratteristica di basso livello. In altre parole, i risultati della CNN non cambiano se gli elementi rilevati in un *convolutional layer* mutano di posizione o subiscono altri cambiamenti solo apparenti.

Il grande vantaggio di una CNN, oltre alla relativa facilità di sviluppo e utilizzo, è la possibilità di essere generalizzabile a nuove combinazioni delle caratteristiche imparate. Risulta facile, ora, intuire perché un algoritmo di deep learning si possa rivelare molto utile nella diagnostica per immagini. Poter ricevere in input ed elaborare direttamente delle immagini radiografiche rende il loro utilizzo estremamente accessibile, anche a chi non ha seguito studi di informatica, e potenzialmente generalizzabile alla grande varietà dei pazienti quadrupedi presente in medicina veterinaria.



**Figura 3.3** Rappresentazione di una CNN che mette in evidenza come dall'immagine data in input, attraverso i convolutional e i pooling layers, si ottengano caratteristiche sempre più piccole e precise, che permettono di restituire in output una classificazione. Un "kernel" è una matrice che si muove sui dati in input e può essere definito come una sorta di filtro la cui funzione è quella di individuare le caratteristiche dell'immagine.

([https://docs.ecognition.com/eCognition\\_documentation/ReferenceAlgorithms.htm](https://docs.ecognition.com/eCognition_documentation/ReferenceAlgorithms.htm))



## 3.2 SUPERVISED LEARNING

Il *supervised learning* è la tecnica più comune di ML e DL, nonché quella che è stata utilizzata per il presente progetto. Essa consiste, dopo aver definito chiaramente lo scopo del proprio modello, nel creare dei set di dati etichettati (*labelled*) con cui allenare l'algoritmo (Lecun et al., 2015). Tali set sono definiti *training set*, *validation set* e *test set*. I dati presenti in questi dataset, dunque, devono essere precedentemente valutati da esseri umani a seconda del proprio fine. Ciò significa che, volendo ipoteticamente costruire un modello in grado di rilevare la presenza di cardiomegalia all'interno di una radiografia, quando vengono inseriti i dati deve essere specificato in quali immagini è presente e in quali non lo è. È inoltre necessario implementare una funzione che misuri gli errori in output rispetto alla realtà, per valutare l'accuratezza della predizione del modello. Comunemente, si utilizza una procedura chiamata "*Stochastic Gradient Descent*" o SGD, che consiste nel fare alcune prove con certi input, calcolare l'errore visti gli output e aggiustare i parametri di conseguenza. Il processo viene ripetuto per varie iterazioni (dette *epoche*), con piccoli gruppi presi dal *training set*, finché il tasso di errore non arriva a diminuire più. Tutti i parametri che l'architettura neurale impara ad utilizzare per svolgere la sua funzione possono essere continuamente modificati. Nel dettaglio, ciò è possibile grazie ad algoritmi di *backpropagation*: se l'output dato non è conforme al risultato desiderato, l'informazione segue il percorso a ritroso attraverso i nodi dei vari *layer* per calcolare come cambia l'errore rispetto al peso dato ai vari parametri. Modificando il peso dato a questi ultimi, l'algoritmo impara quali deve tenere in maggior considerazione per l'elaborazione del suo risultato finale e riduce significativamente i suoi errori.

Il modello, quindi, compie  $n$  iterazioni, confrontando ogni volta il risultato della sua predizione dai file presenti nel *training set* con un altro dataset, il *validation set*. Ad ogni successiva iterazione, la CNN cerca sempre di più di avvicinarsi alla verità della sua predizione, stabilita dal *validation set*, abbassando il suo tasso di errore.

Infine, le performance dell'algoritmo sono valutate utilizzando un nuovo set di dati mai analizzati prima, il *test set*. I risultati ottenuti da un'unica iterazione dando in input questo set permettono di stabilire l'accuratezza del modello e il suo grado di generalizzazione a nuovi dati.

## Overfitting

Uno dei problemi più comuni che si possono verificare nella creazione di un algoritmo con il metodo di *supervised learning* è l'*overfitting*. Trattasi di un aspetto che si verifica quando il *training set* è di ridotte dimensioni, quando l'architettura della rete neurale è troppo complessa o quando l'allenamento dura troppo a lungo. Si manifesta con il modello che impara a riconoscere alla perfezione tutti i pattern possibili, nonché le fluttuazioni più casuali e varie, dei dati presenti nel dataset con cui è stato allenato. Di conseguenza, il modello sarà scarsamente generalizzabile a dataset mai visti prima.

Sono state proposte diverse strategie per ovviare al problema dell'*overfitting* (Baheti, 2022). La più semplice è quella di aumentare le dimensioni del *training set*, cosa non così facile se si parla di radiologia veterinaria. Un'altra strategia, comunemente utilizzata, consiste nell'aumentare la variabilità dei dati inseriti in input attraverso piccole variazioni casuali: nel caso di immagini, queste potrebbero essere ruotate, ritagliate, zoomate, il contrasto potrebbe essere aumentato, la luminosità alterata e così via. Un'ulteriore tecnica, utilizzata quando è necessario ridurre la complessità della CNN, è chiamata "*Drop-out Layer Technique*" (<https://Ai-Pool.Com/a/s/Dropout-in-Deep-Learning>). Essa abbassa il livello di complessità della rete neurale ignorando alcuni nodi per ogni *layer*, rimuovendoli temporaneamente dalla rete e ottenendo come risultato un minor numero di connessioni possibili tra i vari nodi.

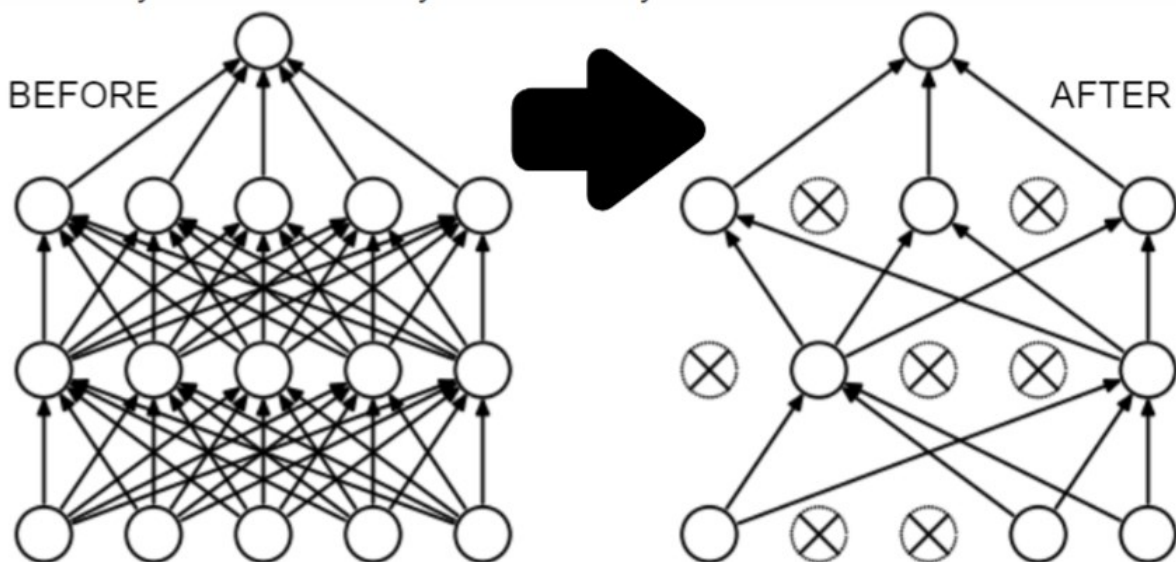


Figura 3.4 Rappresentazione di una CNN prima e dopo l'applicazione del dropout. Si noti come la complessità della rete risulti estremamente ridotta in seguito all'esclusione di alcuni nodi.

(modificata da <https://medium.com/@amarbudhiraja/https-medium-com-amarbudhiraja-learning-less-to-learn-better-dropout-in-deep-machine-learning-74334da4bfc5>)

## *Pre-training*

Come già accennato, una delle preoccupazioni principali quando si crea un database per allenare un algoritmo di DL applicato alla diagnostica per immagini è la scarsità di immagini disponibili. In medicina umana tale ostacolo spesso non sussiste, poiché è relativamente facile reperire immagini provenienti da centinaia di migliaia di pazienti, soprattutto in grossi ospedali. In veterinaria, invece, può risultare problematico avere a disposizione così tante immagini, poiché, anche nelle grosse cliniche, non si arriva nemmeno in anni ad un numero così elevato di radiografie eseguite. Pertanto, sono state proposte alcune strategie per ovviare all'inconveniente di un database troppo ristretto, prima fra tutte il *pre-training*.

Il *pre-training* consiste nell'utilizzare un database formato da una vasta gamma di immagini già etichettate e categorizzate a seconda di ciò che ritraggono. Grazie a questa categorizzazione precedentemente eseguita, è possibile fare in modo che l'algoritmo imposti i suoi parametri per il riconoscimento di immagini, evitando che il lavoro venga svolto da zero a partire dai dati raccolti per l'allenamento vero e proprio. In sostanza, si tratta di una sorta di *tuning* dei parametri, che saranno quindi già impostati secondo determinati valori: è come se il modello imparasse anzitempo a riconoscere certe caratteristiche che gli saranno utili per svolgere la sua funzione quando dovrà analizzare una radiografia. In uno studio (Boissady et al., 2020), è stato dimostrato che, in caso di *training set* di ridotte dimensioni, un algoritmo che va incontro al processo di *pre-training* ha performance significativamente migliori rispetto ad un algoritmo sul quale non lo si effettua. Uno dei database più comunemente usati per eseguire il *pre-training* di modelli che hanno come scopo il riconoscimento di caratteristiche visive è ImageNet, disponibile online al seguente URL: <https://www.image-net.org/>. Esso contiene più di quattordici milioni di immagini, categorizzate a seconda di concetti descritti da più parole o brevi frasi. Tutte le immagini nel database subiscono un controllo sulla qualità e vengono ordinate nei vari concetti da operatori umani.

### **3.3. INSERIMENTO DELLE RADIOGRAFIE IN UNA CNN**

L'utilizzo di algoritmi di deep learning in radiologia sta volgendo allo sviluppo di algoritmi *multi-label*, che consentono il rilevamento di diverse lesioni all'interno della stessa immagine. Nell'allenamento di tali algoritmi, ad ogni immagine possono essere assegnate più etichette a seconda delle lesioni presenti. Per standardizzare lo studio, è buona norma rendere il più omogenee possibili le radiografie utilizzate per allenare l'algoritmo, soprattutto in ambito di esposizione e qualità dell'immagine. Questo, però, potrebbe influire negativamente sulle performance dell'algoritmo nella pratica clinica, dal momento che non è così infrequente ritrovarsi a dover valutare immagini di qualità insufficiente.

Prima di inserire le immagini nella CNN, è necessario ritagliarle e convertirle in un diverso formato rispetto al DICOM, come il formato MHA (*MetaImage*). È bene precisare che ogni CNN sottoposta ad un processo di *pre-training* deve essere allenata con lo stesso formato delle immagini usate per il *pre-training* stesso. Dopo aver valutato e categorizzato le radiografie a disposizione, il dataset viene suddiviso in modo casuale in *training set*, *validation set* e *test set*, contenenti rispettivamente circa il 70%, 15% e 15% delle immagini totali (Talarico & Banzato, 2022) oppure l'80%, 10% e 10% secondo quanto fatto in altri studi (Song et al., 2020). A questo punto, il modello viene allenato attraverso un numero variabile di *epoche* e testato, valutandone le capacità di apprendimento e di predizione. Il tasso di apprendimento iniziale o ILR (*Initial Learning Rate*) definisce la velocità con cui la CNN è in grado di raggiungere la predizione corretta. Un valore basso di ILR comporta una maggiore complessità dei calcoli eseguiti e un maggior dispendio di tempo.

Le CNN più comunemente usate per la classificazione *multi-label* di immagini radiografiche di torace sono *ResNet-50* e *DenseNet-121* (Guan & Huang, 2020) (Wang et al., 2017). Sia in medicina umana che in medicina veterinaria, la prima ha dimostrato capacità di generalizzazione significativamente più elevata nel rilevamento di pattern alveolare, interstiziale, megaesofago e pneumotorace, mentre nessuna differenza era evidente per cardiomegalia, massa, effusione pleurica e radiografia normale. L'accuratezza aumenta se per la fase di *training* vengono utilizzati set di dati acquisiti da più istituzioni.

## 4. MATERIALI E METODI

Lo scopo del presente studio è stato quello di analizzare come la presenza di dispositivi medici radiopachi (nello specifico tubi endotracheali, sondini esofagei, drenaggi, clip metalliche) e corpi estranei influisce sulle performance dell'algoritmo, valutando se esso potesse comunque predire correttamente le alterazioni radiografiche e, conseguentemente, se gli utenti di VERA potessero caricare per la valutazione anche radiografie che presentassero tali materiali.

Al momento della scrittura, l'autore non è riuscito a reperire pubblicazioni che facessero Fare clic o toccare qui per immettere il testo.riferimento al comportamento di algoritmi di intelligenza artificiale per la diagnostica per immagini in presenza di materiali medici o corpi estranei nelle immagini analizzate. Quello che più si avvicina è uno studio condotto in medicina umana da Lakhani et al. (2021), la cui finalità è stata quella di utilizzare il deep learning come strumento atto a valutare la corretta posizione del tubo endotracheale in radiografie toraciche di pazienti intubati. I risultati di tale studio sono stati eccellenti, in quanto l'algoritmo si è dimostrato in grado di prevedere l'esatto posizionamento del tubo con una sensibilità del 94% e una specificità del 97%, con performance del tutto sovrapponibili ai radiologi umani.

Nei capitoli seguenti verrà descritto quanto è stato svolto per l'ottenimento dei risultati, partendo da raccolta e valutazione delle immagini.

## **4.1 FASI PRELIMINARI – RACCOLTA E VALUTAZIONE DELLE RADIOGRAFIE**

All'inizio del presente studio, un algoritmo di deep learning *multi-label* (di tipo *supervised learning*), capace di rilevare i più comuni segni radiografici in radiografie di torace canino e felino e di restituire una *heat map* che indicasse la loro localizzazione, era già in fase di sviluppo. L'architettura neurale utilizzata è stata *ResNet50*. Tale algoritmo è stato utilizzato per la creazione di un software denominato VERA – *VEterinary Radiology Assistant* – rivolto ai veterinari che nella loro pratica clinica avessero avuto bisogno di un aiuto nell'interpretazione di radiografie toraciche del cane e del gatto. Per creare i database necessari al suo allenamento (*training set*, *validation set* e *test set*) sono state recuperate e valutate 10903 radiografie, nell'arco di circa un anno. Tali immagini, valutate in formato DICOM, sono state ottenute da apparecchi radiologici appartenenti a tre strutture: Ospedale Veterinario Universitario Didattico dell'Università degli Studi di Padova (PD); Clinica Veterinaria Strada-Ovest (TV); Clinica Veterinaria Pedrani (VI). Tutte le immagini sono state scattate in un periodo di tempo non superiore agli ultimi dieci anni. Sono state escluse dal dataset 3541 radiografie, per via di errori di posizionamento ed esposizione o perché il paziente non aveva ancora raggiunto la maturità scheletrica. Durante questa prima valutazione, sono state escluse anche tutte le immagini in cui comparivano dispositivi medici e corpi estranei.

Per valutare le radiografie, è stato creato un file Excel in cui ogni riga conteneva la sigla identificativa dell'immagine. Per ogni immagine, sono stati annotati il nome del paziente, la razza, la specie, il tipo di proiezione, informazioni relative alla qualità dell'immagine (esposizione e/o posizionamento), le alterazioni rilevate (ovvero i tag per l'algoritmo) ed eventuali note.

### *Tipo di proiezione*

Nel riportare il tipo di proiezione, si è scelto di indicare tutte le radiografie in proiezione latero-laterale con la sigla LL, senza specificare se si trattasse di una proiezione destra o sinistra. Parimenti, si è scelto di indicare tutte le proiezioni sagittali con la sigla DV, indipendentemente che fossero delle effettive proiezioni dorso-ventrali o proiezioni ventro-dorsali.

D	E	F	G	H
specie	Projection	Quality	TAG	NOTE
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	positioning	exclude	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	positioning	no_finding	
gatto	DV	correct	exclude	
cane	DV	positioning	exclude	
cane	DV	positioning	exclude	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	positioning	no_finding	
cane	DV	correct	alveolar_pattern	
cane	DV	positioning	exclude	
gatto	DV	exclude	exclude	
cane	DV	underexposed	exclude	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	positioning	exclude	
cane	DV	correct	cardiomegaly	
cane	DV	positioning	exclude	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	bronchial_pattern alveolar_pattern	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	correct	no_finding	
cane	DV	positioning	exclude	

**Figura 4.1** Screenshot di alcune righe provenienti dal file Excel utilizzato. Le colonne che riportavano il numero identificativo dell’RX e il nome del paziente sono state tagliate.

### Qualità dell’immagine

Per assestare la qualità dell’immagine, sono stati valutati il posizionamento e il grado di esposizione.

Il posizionamento corretto, come già accennato, in una proiezione LL si ottiene con la sovrapposizione approssimativa tra le coste di destra le coste di sinistra. Inoltre, perché una RX fosse considerata posizionata correttamente, il limite polmonare dorsale non doveva sovrapporsi alla colonna vertebrale e non ci dovevano essere gli arti toracici sovrapposti al torace. In una proiezione DV o VD, il posizionamento corretto si ottiene quando lo sterno del paziente si sovrappone perfettamente alla colonna. Le immagini che soddisfavano queste condizioni sono state classificate con il termine “correct”. Immagini che soddisfavano in parte queste caratteristiche sono state classificate con il termine “positioning”, se in seguito ad una valutazione soggettiva si giungeva alla conclusione che tali alterazioni non fossero così importanti da escludere l’immagine dallo studio.

Sono state escluse immagini che risultavano sovra-esposte (in gergo “bruciate”, ossia con zone che apparivano completamente nere), sotto-esposte (ossia con quello che viene detto “appiattimento dei grigi”, una perdita di contrasto che rende quasi impossibile valutare la presenza di patterns polmonari) o condizioni di posizionamento non congruenti con quelle definite poc’anzi. Radiografie sovra-esposte sono state indicate con il corrispettivo termine inglese “overexposed” e sono sempre state escluse. Lo stesso dicasi per le radiografie sotto-

esposte, indicate con il termine “*underexposed*”. Tuttavia, qualora si ritenesse che il grado di sotto-esposizione non fosse tale da inficiare la lettura dell’immagine, esse sono state comunque incluse nello studio. Sono state escluse, ovviamente, anche le immagini in cui non era possibile visualizzare tutto il torace e immagini scattate per valutare altre strutture anatomiche.

### *Tag*

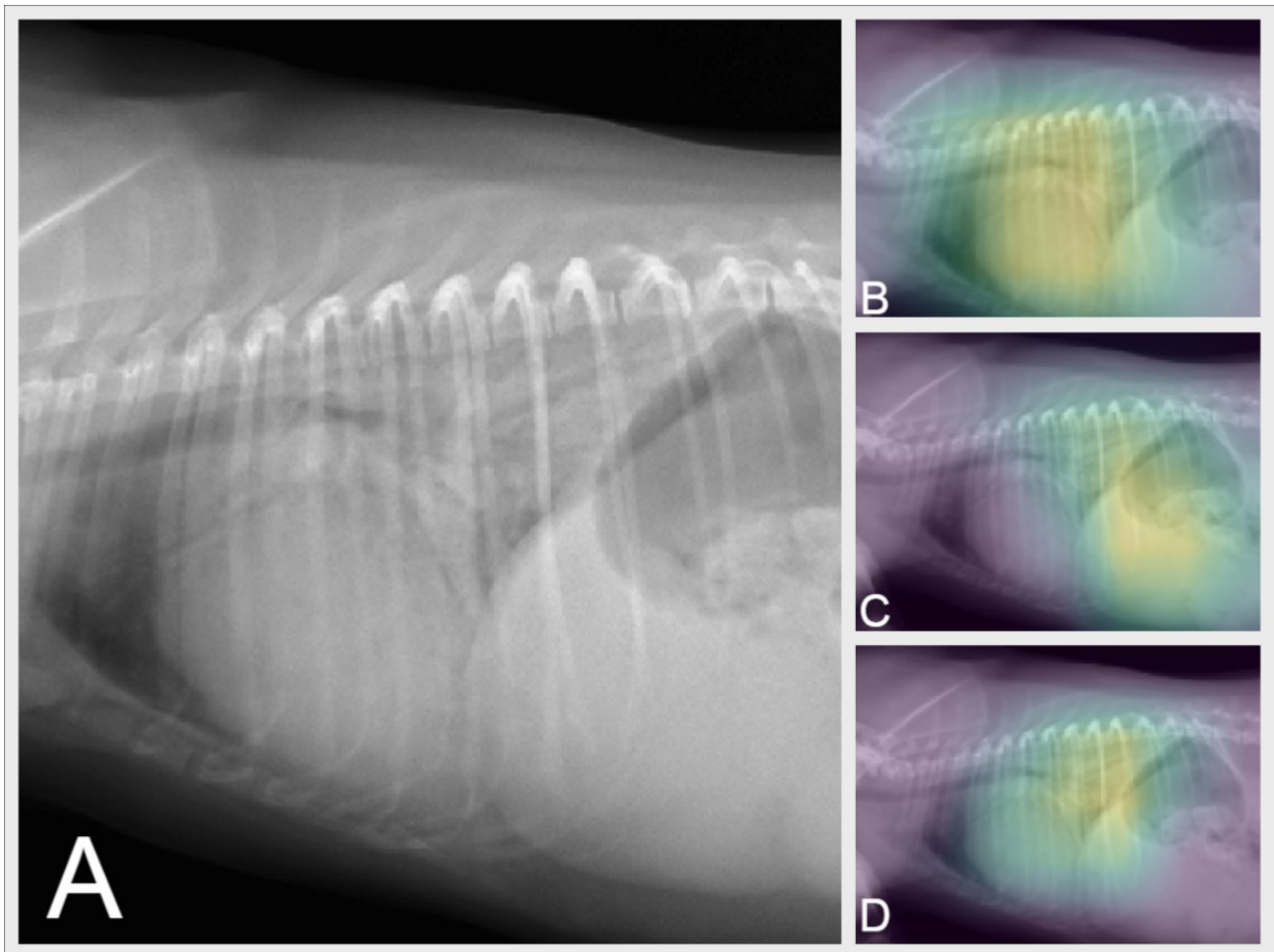
In questa colonna sono stati inseriti tutti i reperti radiografici individuati nelle immagini. Qualora non fosse riscontrabile alcuna alterazione, un’immagine veniva classificata con il tag “*no finding*”. Delle alterazioni radiografiche osservabili nelle radiografie di torace si è già discusso nell’introduzione. I tag utilizzati sono stati i seguenti:

- *megaesophagus*
- *tracheal collapse*
- *cardiomegaly*
- *interstitial pattern*
- *bronchial pattern*
- *alveolar pattern*
- *mass*
- *diaphragmatic hernia*
- *pneumoderma*
- *pneumomediastinum*
- *pneumothorax*
- *pleural effusion*
- *fracture*

### *Note*

In questo campo sono state inserite informazioni quali la presenza di materiali medici (per esempio sondini esofagei, clip metalliche, tubi endotracheali) e corpi estranei. Ciò ha permesso alle radiografie inizialmente escluse di essere facilmente individuate per la loro successiva valutazione.





**Figura 4.2** Esempio di una radiografia letta da VERA. L'immagine **A** è stata inserita nel software per la sua valutazione. Si può notare la presenza di cardiomegalia e di patterns polmonari di tipo alveolare e interstiziale. Queste alterazioni sono state correttamente rilevate. Nelle heat maps, sono indicate le localizzazioni, secondo l'algoritmo, di cardiomegalia (**B**), pattern alveolare (**C**) e pattern interstiziale (**D**).

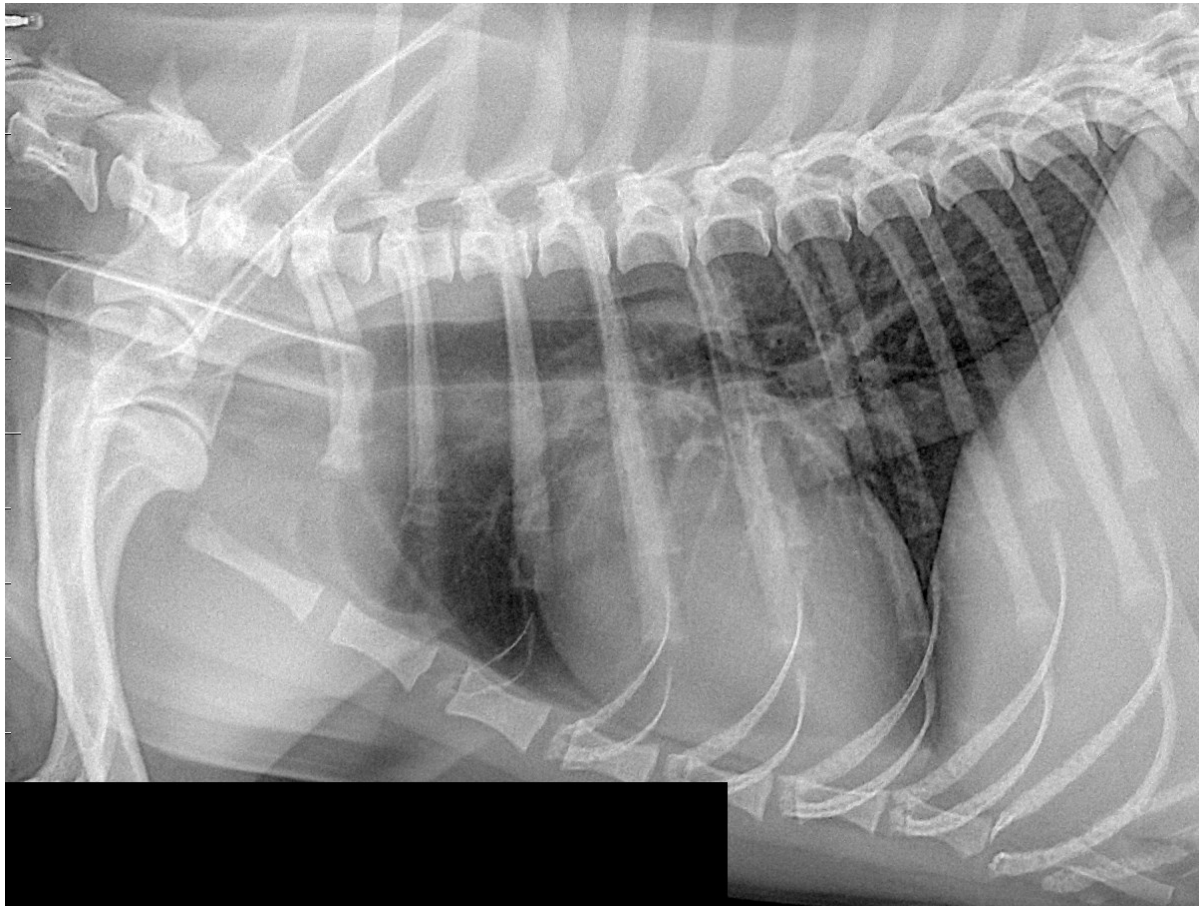
## 4.2 LO STUDIO

È stato creato un nuovo file Excel, copiandolo dal precedente, in cui però tutte le radiografie LL di cane escluse che nel campo “Note” indicavano la presenza di tubi endotracheali, sondini esofagei, drenaggi, clip metalliche di sutura e corpi estranei (fra cui sono stati considerati anche pasti baritati e viti ortopediche) sono state correttamente valutate, a meno che non avessero errori di posizionamento o esposizione. In totale, sono state incluse nel nuovo file 392 radiografie. I tag scelti sono stati i seguenti:

- *tube*
- *suture*
- *foreign body*

Quindi, se la radiografia presentava un tubo endotracheale, un sondino esofageo o un drenaggio toracico, è stata etichettata con “*tube*” (oltre ai tag che andavano inseriti in caso di alterazioni radiografiche); clip metalliche da sutura sono state indicate con “*suture*”; qualsiasi altro materiale è stato indicato con “*foreign body*”.

Una volta terminata la valutazione, l’algoritmo è stato allenato e testato con un primo dataset senza immagini con i tag *tube*, *suture* e *foreign body* e, successivamente, testato con un secondo dataset contenente queste immagini correttamente etichettate.



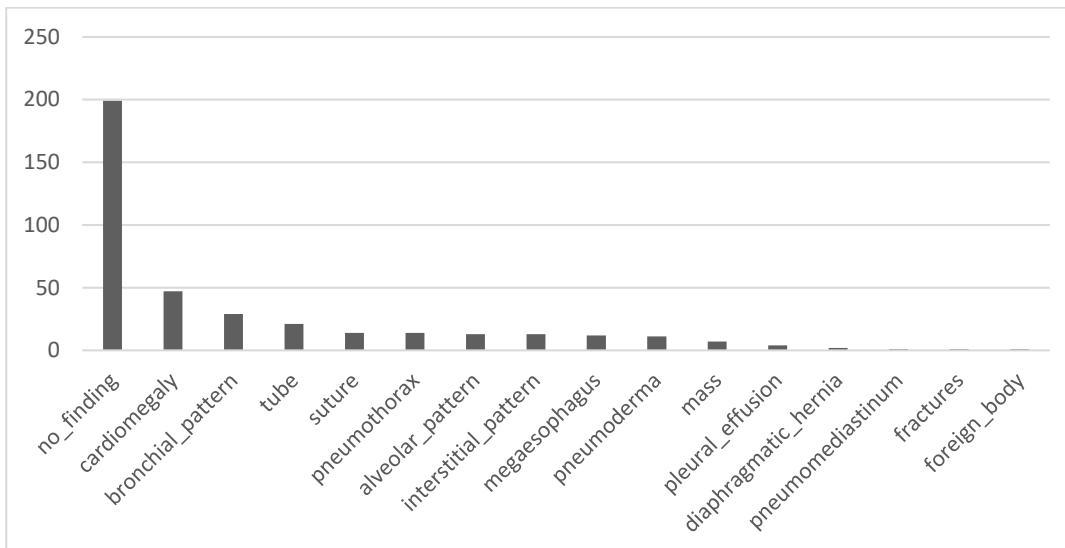
**Figura 4.3** Proiezione LL di un cane con un tubo endotracheale e con un lieve pattern bronchiale. In quest'immagine è dunque stato inserito il tag "tube", oltre a "bronchial\_pattern".

(VERA database)

## 5. RISULTATI

Nel *Grafico 1* è riportato il numero di radiografie che includevano una o più delle nuove etichette e che pertanto hanno costituito il secondo dataset con cui è stato testato l'algoritmo, suddivise in base al tag assegnato.

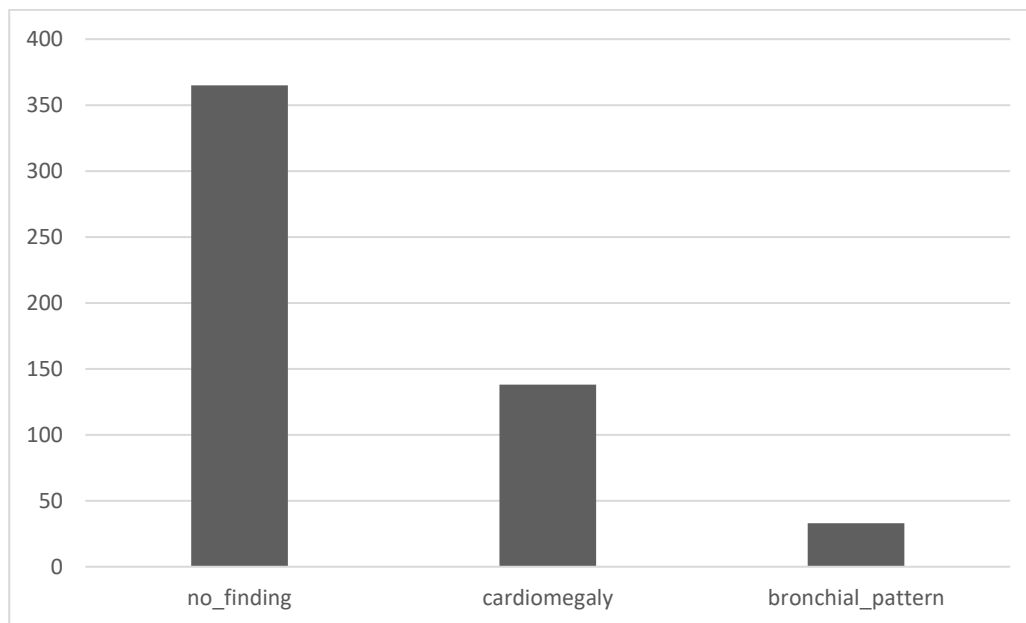
**Grafico 1.** Numero di radiografie per tag nel database con immagini contenenti materiali medici/corpi estranei



È stato scelto di confrontare le predizioni dell'algoritmo prima e dopo il test con le nuove immagini limitatamente ai tre tag più rappresentati in questo dataset, ovvero "no\_finding", "cardiomegaly" e "bronchial\_pattern", assegnati rispettivamente a 199, 47 e 29 radiografie.

Il primo test della CNN è stato effettuato con il database senza le immagini contenenti materiali medici e corpi estranei, che ammontava a 3130 radiografie LL di cane. Tale database è stato suddiviso in due dataset distinti: un Dataset 1, contenente 2431 immagini, utilizzato per il training; un Dataset 2, contenente 699 radiografie, utilizzato per il test vero e proprio. Nel *Grafico 2* è mostrata la distribuzione dei tre tag sopracitati in questo ultimo dataset. I dati riportati nella *Tabella 1* fanno riferimento al Dataset 2 e si riferiscono ad un intervallo di confidenza (IC) del 95%. Sono riportati sensibilità, specificità, Positive Likelihood Ratio (PLR) e Negative Likelihood Ratio (NLR). La sensibilità è stata calcolata come: veri positivi / (veri positivi + falsi negativi); la specificità come: veri negativi / (veri negativi + falsi positivi); PLR come: sensibilità / (1 - specificità); NLR come: (1 - sensibilità) / specificità.

**Grafico 2.** Distribuzione delle radiografie etichettate “no finding”, “cardiomegaly” e “bronchial pattern” in Dataset 2



**Tabella 1** Risultati del test con Dataset 2

Reperto radiografico	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
no finding	0.95 (0.92-0.97)	0.63 (0.46-0.62)	1.69 (1.5-1.9)	0.11(0.07-0.2)
cardiomegaly	0.95 (0.86-1)	0.52 (0.43-0.6)	1.98 (1.7-2.3)	0.08 (0.02-0.3)
bronchial pattern	0.96 (0.86-0.99)	0.20 (0.17-0.24)	1.2 (1.1-1.3)	0.2 (0.05-0.8)

Il secondo test, effettuato con il database contenente le 392 radiografie in proiezione LL di cane con materiali medici o corpi estranei (denominato da ora in avanti Dataset TUBE), in relazione alle tre etichette che si è scelto di prendere in considerazione ha dato i risultati riportati nella *Tabella 2*, anch’essi in riferimento ad un IC del 95%. Sensibilità, specificità, PLR e NLR sono stati ottenuti come descritto poc’anzi.

**Tabella 2** Risultati del test con Dataset TUBE

Reperto radiografico	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
no finding	0.90 (0.85-0.94)	0.80 (0.74-0.86)	4.56 (3.44-6.05)	0.13 (0.08-0.19)
cardiomegaly	0.87 (0.74-0.95)	0.84 (0.80-0.88)	5.47 (4.19-7.14)	0.15 (0.07-0.32)
bronchial pattern	0.69 (0.49-0.84)	0.96 (0.94-0.98)	18.73 (10.41-33.67)	0.32 (0.19-0.55)

## 6. DISCUSSIONE

Non essendo possibile effettuare una vera e propria analisi statistica sui dati riportati, in quanto ottenuti da due database che contenevano immagini diverse, ci si è limitati a confrontare il cambiamento rilevato in specificità, sensibilità, PLR e NLR dell'algoritmo.

Per quanto riguarda la rilevazione delle radiografie normali, confrontando i valori di specificità dei due database testati si può evidenziare una specificità maggiore di 0.17 in seguito al secondo test, indicando che l'algoritmo ha avuto una minor probabilità di individuare falsi positivi. La sensibilità, invece, è risultata essere minore di 0.05.

Anche in relazione al tag *cardiomegaly* possono essere fatte le stesse considerazioni. Il test con il Dataset TUBE ha riscontrato una sensibilità minore di 0.08 e una specificità maggiore di 0.32 rispetto al primo.

Infine, i casi di pattern bronchiale mostrano le variazioni più cospicue. Il primo test ha mostrato una sensibilità e una specificità rispettivamente del 96% e del 20%, mentre con il Dataset TUBE si sono ottenuti valori di sensibilità e specificità rispettivamente del 69% e 96%, per cui c'è una differenza di 0.3 nella sensibilità e di ben 0.76 nella specificità.

In questi tre tag presi in esame, quindi, la sensibilità risulta diminuita e la specificità aumentata in seguito al test con il Dataset TUBE. Concordemente a queste variazioni, anche il NLR risulta lievemente aumentato e il PLR è quasi triplicato per le etichette *no\_finding* e *cardiomegaly* e aumentato quasi di 16 volte per l'etichetta *bronchial pattern* (conformemente al maggiore aumento di specificità che si è riscontrato per questo tag).

Si può dunque avanzare l'ipotesi che la presenza di dispositivi medici e corpi estranei abbia un'influenza sulle performance dell'algoritmo, aumentandone la specificità e riducendone in minor misura la sensibilità, probabilmente a causa della sovrapposizione di questi materiali con le strutture toraciche, in particolare dei campi polmonari. Questo potrebbe spiegare perché la variazione delle performance del modello sia stata più evidente nei casi di pattern bronchiale.

Inoltre, dal momento che la CNN è stata allenata con un database di ridotte dimensioni, è possibile che la capacità di generalizzazione di quest'ultima non sia stata ottimale, soprattutto per quanto riguarda le radiografie del Dataset TUBE. In uno studio (O'Connor et al., 2021) è anche emerso che uno dei fattori che limita la capacità di generalizzazione di una rete neurale è la distribuzione disomogenea dei vari quadri radiografici gli uni rispetto agli altri. E, mentre la distribuzione delle immagini del Dataset 1 rispecchiava quella del Dataset 2, i nuovi quadri

radiografici del dataset TUBE (dati dalla presenza di tubi endotracheali, sondini esofagei e quant'altro) non erano mai stati visti prima dall'algoritmo, cosa che ha dato come possibile esito un peggioramento della sua sensibilità.

### *Limiti dello studio*

Lo studio effettuato presenta alcune limitazioni. Innanzitutto, come già affermato, il fatto che non sia stato possibile svolgere un'analisi statistica, visto che i due differenti database con cui è stato testato l'algoritmo contenevano immagini diverse. Inoltre, il training dell'algoritmo è stato fatto solo con il Dataset 1, che, come già discusso, non conteneva alcuna immagine con la presenza di materiali medici o corpi estranei. Ciò è stato scelto per limitare la variabilità a cui veniva esposta la CNN durante l'allenamento, poiché le radiografie toraciche di cane presentano già di per sé un'enorme variabilità (si pensi, a titolo di esempio, a quanto differiscono tra loro il torace di un bulldog inglese, di un bassotto e di un pastore tedesco). Se anche nel *training set* fossero state presenti radiografie con dispositivi medici, è ragionevole supporre che le performance del modello sui due dataset utilizzati per il test sarebbero state più sovrapponibili.

Infine, il Dataset 2 conteneva 699 immagini, contro le 392 del Dataset TUBE. Quest'ultimo era il 56% più piccolo e ciò può aver comportato l'ottenimento di risultati meno attendibili, dal momento che bastavano delle variazioni delle radiografie di entità minore per alterare maggiormente i risultati della predizione dell'algoritmo.

## 7. CONCLUSIONI

In conclusione, è lecito affermare che la presenza di materiali medici e corpi estranei possa avere un'influenza sulle performance dell'algoritmo. Gli utenti di VERA dovranno, quindi, essere consapevoli che se inseriranno nel software una radiografia in cui figurano tali materiali, le predizioni dell'algoritmo potrebbero essere meno attendibili rispetto a quelle restituite per una radiografia in cui non sono presenti. Nello specifico, ci si può aspettare un maggior numero di falsi negativi, ma anche un minor numero di falsi positivi. L'aumento di specificità, tuttavia, non è da preferirsi alla perdita di sensibilità, poiché, anche se più pazienti esenti da una certa patologia verrebbero realmente classificati tali, risulta più dannoso avere un paziente con un'alterazione radiografica realmente presente e non rilevata.

In vista di sviluppi futuri, si può considerare l'idea di costruire un grande dataset di immagini contenenti dispositivi medici e corpi estranei e di utilizzarlo per allenare l'algoritmo, non solo per testarlo. I tag *tube*, *suture* e *foreign body* entrerebbero così a far parte delle etichette che possono essere assegnate dal software. In tal modo, il modello imparerebbe effettivamente a riconoscere la presenza dei suddetti materiali, senza confonderli con le alterazioni radiografiche, e a classificarli, restituendo in output i tag appropriati. Ciò renderebbe VERA uno strumento ancora più completo e preciso per i clinici che vorranno farne uso per essere assistiti nell'interpretazione delle radiografie durante la loro pratica quotidiana.

Va ricordato, comunque, che i software di CAD non devono e non dovranno in avvenire essere intesi come un sostituto del veterinario (o del radiologo), ma come uno strumento utile a ricevere aiuto in un'attività clinica di routine, nell'ottica di raggiungere un equilibrio in cui le CNN e le capacità logico-cognitive del pensiero umano lavorano fianco a fianco nell'interpretazione delle radiografie.



# **BIBLIOGRAFIA**

## **ARTICOLI**

- Banzato, T., Wodzinski, M., Tauceri, F., Donà, C., Scavazza, F., Müller, H., & Zotti, A.** (2021). An AI-Based Algorithm for the Automatic Classification of Thoracic Radiographs in Cats. *Frontiers in Veterinary Science*, 8. <https://doi.org/10.3389/fvets.2021.731936>
- Boissady, E., de La Comble, A., Zhu, X., & Hespel, A. M.** (2020). Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence. *Veterinary Radiology and Ultrasound*, 61(6), 619–627. <https://doi.org/10.1111/vru.12912>
- Berlin, L.** (2007). Accuracy of diagnostic procedures: Has it improved over the past five decades? In *American Journal of Roentgenology* (Vol. 188, Issue 5, pp. 1173–1178). <https://doi.org/10.2214/AJR.06.1270>
- Bruno, M. A., Walker, E. A., & Abujudeh, H. H.** (2015). Understanding and confronting our mistakes: The epidemiology of error in radiology and strategies for error reduction. *Radiographics*, 35(6), 1668–1676. <https://doi.org/10.1148/rg.2015150023>
- Burti, S., Longhin Osti, V., Zotti, A., & Banzato, T.** (2020). Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs. *Veterinary Journal*, 262. <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2020.105505>
- P. B. O'Connor, Nikolaos Papanikolaou, Christina Messiou, Dow-Mu Koh, and Matthew R.** (2021). Radiomics in Oncology: A Practical Guide, *Orton RadioGraphics* 41:6, 1717-1732
- Currie, G., Hawk, K. E., Rohren, E., Vial, A., & Klein, R.** (2019). Machine Learning and Deep Learning in Medical Imaging: Intelligent Imaging. In *Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences* (Vol. 50, Issue 4, pp. 477–487). Elsevier Inc.
- Guan, Q. & Huang, Y.** (2020) Multi-label chest X-ray image classification via category-wise residual attention learning. *Pattern Recognit. Lett.* 130, 259–266. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.10.027>.
- Lakhani, P., Flanders, A., & Gorniak, R.** (2021). Endotracheal tube position assessment on chest radiographs using deep learning. *Radiology: Artificial Intelligence*, 3(1).
- Lamb, C. R., Tyler, M., Boswood, A., Skelly, B. J., & Cain, M.** (2015). *Assessment of the value of the vertebral heart scale in the radiographic diagnosis of cardiac disease in dogs.* *Vet Rec.* 2000 Jun 10;146(24):687-90. doi: 10.1136/vr.146.24.687. PMID: 10887980.

**Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G.** (2015). Deep learning. In *Nature* (Vol. 521, Issue 7553, pp. 436–444). Nature Publishing Group. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

**Li S, Wang Z, Visser LC, Wisner ER, Cheng H.** (2020) Pilot study: Application of artificial intelligence for detecting left atrial enlargement on canine thoracic radiographs. *Vet Radiol Ultrasound*. Nov;61(6):611-618. doi: 10.1111/vru.12901. Epub 2020 Aug 11. PMID: 32783354; PMCID: PMC7689842.

**Ramesh, A. N., Kambhampati, C., Monson, J. R. T., & Drew, P. J.** (2004). Artificial intelligence in medicine. In *Annals of the Royal College of Surgeons of England* (Vol. 86, Issue 5, pp. 334–338). <https://doi.org/10.1308/147870804290>

**Sim, Y., Chung, M. J., Kotter, E., Yune, S., Kim, M., Do, S., Han, K., Kim, H., Yang, S., Lee, D. J., & Choi, B. W.** (2020). Deep convolutional neural network–based software improves radiologist detection of malignant lung nodules on chest radiographs. *Radiology*, 294(1), 199–209. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019182465>

**Song, J., Wang, H., Liu, Y., Wu, W., Dai, G., Wu, Z., Zhu, P., Zhang, W., Yeom, K. W., & Deng, K.** (2020). End-to-end automatic differentiation of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from viral pneumonia based on chest CT. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 47(11), 2516–2524. <https://doi.org/10.1007/s00259-020-04929-1>

**Talarico, C., Banzato, T.** (2022). IA e diagnostica per immagini in medicina veterinaria – stato dell’arte e prospettive future. In <https://thesis.unipd.it/>

**Turing, A. M.** (1950). Mind, a quarterly review of psychology and philosophy I. – Computing Machinery and Intelligence, in <https://academic.oup.com/mind/article/LIX/236/433/986238>

**Wachter, R. M.** (2010). Why diagnostic errors don’t get any respect-and what can be done about them. *Health Affairs*, 29(9), 1605–1610. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.2009.0513>

**Wang, X. et al.** (2017) ChestX-ray8: Hospital-scale chest X-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases. in Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Visual Pattern Recognition, CVPR 2017 Vol. 2017, 3462–3471, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.369>. arXiv:1705.02315.

## **LIBRI**

**Thrall, D.E.** (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7<sup>th</sup> Edition, Elsevier, pagg. 583-734

## **SITOGRAFIA**

**AI POOL** - <https://ai-pool.com/a/s/dropout-in-deep-learning>.

**JMIRS** - <https://doi.org/10.1016/j.jmir.2019.09.005>

**BVA VETRECORD** - <http://veterinaryrecord.bmj.com/>

**WHAT IS OVERFITTING IN DEEP LEARNING (+ 10 WAYS TO AVOID IT) - Baheti P.**

<https://www.v7labs.com/blog/overfitting>

## ***Ringraziamenti***

Ringrazio Cecilia per la sua infinità disponibilità nei momenti difficili occorsi a Legnaro, la sua gentilezza encomiabile, i numerosi inviti per fare qualcosa insieme, i discorsi filosofici, le lezioni non richieste di tedesco e molte altre cose, troppo lunghe da riportare. Ringrazio Niccolò, i cui brillanti ingegno e senso dell'umorismo hanno contribuito alla creazione di una copiosa mitologia del campus di Agripolis e delle sue figure di spicco. Ringrazio Chiara, le cui perenni vivacità e loquacità hanno spesso aiutato ad alleggerire le giornate e mi sono state d'esempio per migliorare le mie abilità sociali; grazie anche per avermi esortato a fare iMoves. Ringrazio Eleonora per il sostegno emotivo, lo scambio di opinioni sulla visione del mondo e per avermi accompagnato nel viaggio negli USA, insieme a Marta ed Emily. A tal proposito, ringrazio Marta per la sua dolcezza e spontaneità e per essere stata una coinquilina perfetta, incaricandosi di lavare i piatti quasi ogni giorno. Ringrazio Daniele per le sue freddure, i suoi aneddoti e le conversazioni su Fortnite, COD e Battlefield, una ventata d'aria fresca in mezzo alla pesantezza delle lezioni. Ringrazio Andrea per le battute sui vegani, i complimenti sul mio petto e le ampie vedute. Ringrazio Giulia per la sua sincerità e suoi modi autentici e assolutamente colmi di finezza. Ringrazio Tamara per avermi accolto nel suo ambulatorio quando ero soltanto un timido studente delle superiori, per avermi dato subito confidenza e per il suo fare dolce e spontaneo.

Inoltre, grazie al professor Banzato per avermi permesso di scoprire e di fare un po' di esperienza nel campo così affascinante dell'intelligenza artificiale. Grazie a mamma e papà per aver sempre supportato ogni mia scelta durante questo lungo percorso. Grazie a Bott, Conf, Ponz e Samir per essere sempre stati pronti ad alternare discorsi seri e impegnativi alle più frivole sciocchezze, nonché per le patite a biliardo e i giretti senza meta.

Infine grazie a L., che mi ha insegnato a scrutare oltre le apparenze e dentro me stesso, permettendomi di accrescere esponenzialmente la mia cultura e il mio spirito, cambiando radicalmente il mio approccio allo studio e a tutti gli aspetti della vita.