



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
Dipartimento di Medicina Animale, Produzioni e Salute

Corso di laurea magistrale a ciclo unico in
Medicina Veterinaria

SVILUPPO DI UN ALGORITMO
DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE PER LA
CLASSIFICAZIONE AUTOMATICA DELLE
RADIOGRAFIE TORACICHE DEL GATTO

Relatore
Prof. Tommaso Banzato
Correlatore
Dott.ssa Silvia Burti

Laureando
Federico Tauceri
Matricola n.
1180308

ANNO ACCADEMICO 2021-2022

*E non per un dio, ma nemmeno per gioco,
per Freki, Geri, Falkor e Fata,
Houdini, Gelsomina, Musky,
Bora e Amelia e i suoi fratelli.*

Sommario

Sommario.....	5
Riassunto	7
Abstract.....	9
1. Introduzione.....	11
1.1 - L'indagine radiografica del torace nel gatto.....	11
1.2 - Tecnica di acquisizione	11
1.3 - Errori di interpretazione	12
1.4 - Reperti patologici nella radiografia del torace del gatto.....	13
1.4.1 – Cardiomegalia.....	14
1.4.2 - Pattern alveolare	16
1.4.3 - Pattern interstiziale	19
1.4.4 - Pattern bronchiale.....	20
1.4.5 - Versamento pleurico.....	20
1.4.6 – Pneumotorace.....	22
1.4.7 – Pneumomediastino.....	24
1.4.8 – Pneumopericardio	25
1.4.9 – Pneumoderma	26
1.4.10 – Megaesofago.....	26
1.4.11 - Collasso tracheale.....	28
1.4.12 – Masse	31
1.4.13 - Ernia diaframmatica	33
1.4.14 – Fratture.....	34
1.4.15 - Corpi estranei.....	35
1.5 - Intelligenza artificiale, <i>machine learning</i> e <i>deep learning</i>	35
1.5.1 – L'intelligenza artificiale nella diagnostica per immagini	37
1.5.2 – Le reti neurali convoluzionali	37
1.5.2.1 – Struttura di una CNN	38
1.5.2.2 – Sviluppo di una CNN.....	40
1.5.3 – L' <i>overfitting</i>	42
2. Obiettivo dello studio	45
3. Materiali e metodi.....	47
3.1 – Database.....	47
3.1.1 – Selezione.....	47
3.2 - Segni radiografici considerati.....	48
3.3 - Classificazione delle immagini.....	48
3.4 - Allenamento delle CNN	50
3.5 - Metodi statistici	52

4.	Risultati.....	53
5.	Discussione.....	55
5.1	– VERA.....	56
5.2	– Responsabilità.....	56
5.3	– Proposte di studi.....	58
6.	Conclusioni.....	59
7.	Bibliografia.....	61

Riassunto

Come anche altri ambiti della diagnostica per immagini, negli ultimi anni la radiologia ha visto lo sviluppo di diversi algoritmi di intelligenza artificiale che, implementati in appositi software di *computer-aided detection* (CADe), permettono di classificare in maniera automatica radiografie che rispondano a determinati standard, riconoscendo in esse i segni radiografici con cui tali software sono stati allenati.

Nel caso in esame, si è provveduto allo sviluppo, all'allenamento ed alla verifica dell'accuratezza di un algoritmo in grado di riconoscere le lesioni più comuni nelle radiografie toraciche di gatti. I segni radiografici considerati sono cardiomegalia, pattern alveolare, pattern interstiziale, pattern bronchiale, versamento pleurico, pneumotorace, pneumomediastino, pneumoderma, megaesofago, collasso tracheale, masse, ernia diaframmatica, fratture, e l'assenza di lesioni (radiografie nei limiti della norma).

Per lo sviluppo dell'algoritmo sono state selezionate, interpretate e categorizzate 1741 radiografie toraciche di diversi gatti (1062 latero-laterali, 679 ventro-dorsali e dorso-ventrali), ottenute dai database di due istituzioni differenti per mezzo di tre diversi apparecchi radiologici. Tali radiografie provengono da un database di partenza di 2742 radiografie, da cui sono state selezionate solo le radiografie con un posizionamento del paziente considerato idoneo ed una esposizione considerata corretta. Visto il numero esiguo di radiografie ventro-dorsali e dorso-ventrali a disposizione dopo la selezione, l'algoritmo è stato allenato solo con, e per, le radiografie latero-laterali.

L'algoritmo è stato sviluppato parallelamente su due diverse architetture di reti neurali convoluzionali (ResNet50 e Inception-v3), il che ha permesso di confrontarne le performance in termini di accuratezza diagnostica. Le due architetture hanno fornito risultati molto simili per tutti i segni radiografici considerati.

Abstract

As in other imaging diagnostic techniques, in the last years many computer-aided detection (CADe) software packages have been developed in radiology, to automatically classify radiographs that comply with specific standards. These algorithms are able to identify the radiographic signs with whom they have been trained.

In this study, an algorithm able to identify the most common radiographic findings in the thorax of cats has been developed, trained, and tested. The considered radiographic signs are *cardiomegaly*, *alveolar pattern*, *interstitial pattern*, *bronchial pattern*, *pleural effusion*, *pneumothorax*, *pneumomediastinum*, *pneumoderma*, *megaesophagus*, *tracheal collapse*, *mass*, *diaphragmatic hernia*, *fractures*, and *no finding*.

For the algorithm development, 1741 thoracic radiographs (1062 latero-lateral, 679 ventro-dorsal and dorso-ventral) of different cats have been selected, evaluated, and categorized from a starting database of 2742 radiographs; only the radiographs with adequate patient positioning and exposure settings have been selected. These radiographs came from two different veterinary medical institutions, and have been acquired with three different x-ray apparatuses. For the ventro-dorsal and dorso-ventral radiographs have been considered too few after the selection, the algorithm has been trained only with, and for, radiographs in latero-lateral view.

The algorithm has been developed twice and simultaneously, with the same data, on two different architectures of convolutional neural network (ResNet50 and Inception-v3); this allowed to compare the diagnostic performance of the two architectures, which turned out to have similar performances for all the radiographic signs considered.

1. Introduzione

1.1 - L'indagine radiografica del torace nel gatto

I gatti sono, dopo i cani, i mammiferi domestici più comuni in Italia (MinSal, 2022), e di conseguenza tra i pazienti più comuni nelle strutture sanitarie medico veterinarie. Tra le tecniche di diagnostica per immagini, la radiografia è la più utilizzata nella pratica clinica veterinaria (MSD, 2019), oltre che la prima ad essere stata sviluppata.

Le occasioni in cui si rende necessaria l'indagine radiografica in particolare del torace sono molteplici, e si presentano con una notevole varietà di segni e sintomi. Si riportano gli esempi più comuni in Tabella 1.1.

Localizzazione della patologia	Sintomi e segni correlati	Altre indicazioni
Vie aeree e polmoni	Tosse, dispnea, rumori respiratori. Espettorato sanguinolento. Piressia di origine sconosciuta. Patologie cardiache.	Valutazione di complicazioni derivanti da patologie cardiache note. Stadiazione di neoplasie. Trauma riportato in anamnesi.
Cuore	Soffi cardiaci, intolleranza all'esercizio, collasso. Tosse. Alterazioni inspiegabili di frequenza e ritmo cardiaci.	Classificazione dell'insufficienza cardiaca e valutazione della progressione di altre patologie cardiache note
Mediastino	Dispnea. Riduzione dell'escursione toracica.	Trauma riportato in anamnesi.
Parete toracica	Massa palpabile. Dolore alla palpazione. Fistole.	Trauma riportato in anamnesi. Indagine di deformità ossee.
Esofago	Disfagia cronica o persistente. Rigurgito. Difficoltà a deglutire. Scialorrea. Conati.	Diagnosi di polmonite ab ingestis o di infezioni respiratorie ricorrenti. Sospetta o certa ingestione di un corpo estraneo.
Spazio pleurico	Ottundimento dei toni cardiaci e dei rumori polmonari. Fistole. Tachipnea. Dispnea.	Trauma riportato in anamnesi.

Tabella 1.1 - I casi in cui si consiglia un'indagine radiografica del torace (tabella riassuntiva del testo di Bradley, 2016).

1.2 - Tecnica di acquisizione

Per l'acquisizione di radiografie del torace di piccoli animali, è bene prendere alcuni accorgimenti riguardo ai valori di kVp e mAs. Trattandosi di una regione soggetta ai movimenti ciclici della respirazione, il tempo di esposizione deve essere ridotto il più possibile per evitare artefatti da movimento. Nel caso si utilizzi un sistema analogico, è

preferibile una tecnica con un alto kVp e bassi mAs, così da ottenere un'immagine con un'ampia scala di grigi e un contrasto più moderato, ma comunque soddisfacente. Con sistemi di acquisizione digitali la tecnica utilizzata è meno importante, poiché è possibile aggiustare diversi parametri e migliorare la qualità grafica di una radiografia digitale in post-produzione.

Il momento dello scatto ideale corrisponde al picco inspiratorio: la piena aerazione dei polmoni permette infatti di massimizzare il contrasto delle strutture interne ad essi.

Data la dimensione ridotta dei gatti, spesso non si rende nemmeno necessario l'uso di una griglia anti-diffusione. Si raccomanda l'uso della griglia quando lo spessore del torace sia di 10 cm o più.

Uno studio radiografico completo del torace si compone di 4 proiezioni (Thrall et al., 2018): latero-laterale (LL) destra, LL sinistra, ventro-dorsale (VD) e dorso-ventrale (DV). Uno studio radiografico del torace comunque soddisfacente si può svolgere anche con due sole proiezioni (Bradley, 2016): una LL (indifferentemente destra o sinistra) ed una VD o DV. Per ogni acquisizione è raccomandabile apporre sul tavolo, all'interno dell'area del fascio radiogeno, ma al di fuori dell'ombra del paziente, un marker radiopaco che indichi il lato di decubito, o uno dei due lati in caso di proiezione VD o DV (generalmente hanno forma di lettera D e S, oppure R e L). L'analisi delle diverse acquisizioni, tra loro ortogonali, permette di inquadrare tridimensionalmente il torace ed eventuali segni di patologie.

In tabella 1.2 si riordinano le indicazioni per le diverse proiezioni contenute in Bradley (2016).

1.3 - Errori di interpretazione

Oggi giorno, strutture quali ospedali veterinari e cliniche veterinarie non possono prescindere dalla dotazione di un apparecchio per l'indagine radiologica, e molti ambulatori ne sono comunque dotati. Nonostante la vasta diffusione delle attrezzature, gli errori degli operatori nell'acquisire le immagini, e nella loro lettura e interpretazione, sono tuttavia frequenti: non esistono dati statistici a riguardo per quanto concerne la Medicina Veterinaria, se non in riferimento a studenti (Lamb et al., 2007), ma nell'ambito della Medicina Umana si stima che tali errori abbiano un'incidenza del 10-15% (Bruno et al., 2015). Dal momento che tali studi si riferiscono a campioni di soli radiologi esperti, è lecito

	LL	VD	DV
Decubito	Laterale	Dorsale	Sternale
Arti anteriori	Estesi	Estesi	Estesi e abdotti
Arti posteriori	In posizione neutra	In posizione neutra	Con le articolazioni flesse, i piedi poggiati sul tavolo
Testa	Lievemente estesa	Lievemente estesa	Lievemente rialzata dal tavolo
Sterno e colonna vertebrale	Alla stessa altezza rispetto al tavolo (si può fare uso di supporti radiotrasparenti per mantenere il paziente nella posizione desiderata)	Sulla stessa linea verticale rispetto al tavolo radiologico	
Centro del fascio radiogeno	Su un punto sito a 1/3 della lunghezza di una linea immaginaria che passa per i margini caudali delle scapole e taglia il torace trasversalmente	Sulla linea mediana dello sterno, a metà della sua lunghezza	Sulla linea mediana della colonna vertebrale, a livello del margine caudale delle scapole
Collimazione dei raggi	Cranialmente: pochi cm cranialmente alla prima costa		
	Caudalmente: pochi cm caudalmente all'ultima costa (Thrall, 2018)		
	Dorsalmente: basta comprendere il margine ventrale dei corpi vertebrali	Lateralmente: non è necessario comprendere lo strato cutaneo se non si sospettano lesioni alla parete toracica	
Ventralmente: ventralmente allo sterno			
Indici di qualità	Coste appaiono sovrapposte a coppie. Le teste delle coste si trovano alla stessa altezza.	Lo sterno è completamente sovrapposto alla colonna vertebrale. Le coste appaiono speculari a coppie.	

Tabella 1.2 - Indicazioni per il posizionamento del paziente nelle diverse proiezioni (tabella riassuntiva del testo di Bradley, 2016).

presumere che tale incidenza sia superiore tra i Medici non esperti in radiologia, in Medicina Umana come in Medicina Veterinaria.

1.4 - Reperti patologici nella radiografia del torace del gatto

Il seguente elenco si propone come descrizione radiografica, più che clinica, delle diverse lesioni che sono state considerate ed incontrate nel corso dello studio, cosicché il lettore non esperto possa prendere maggiore familiarità con gli argomenti trattati.

Per non riempire il successivo testo di parentesi con citazioni, si dichiara qui che le informazioni sono tratte da Thrall (2018) e Zotti (2020). Per il sottocapitolo sulla cardiomegalia si è fatto riferimento soprattutto al lavoro di Guglielmini e Diana (2015).

1.4.1 – Cardiomegalia

Normalmente, in una radiografia toracica il cuore è l'organo più grande tra quelli aventi radiopacità di tessuto molle.

L'indagine radiografica del cuore prevede, come tutte le indagini radiografiche, proiezioni multiple; sono da preferirsi le proiezioni LL destra e indifferentemente VD e DV.

In proiezione LL, l'ombra cardiaca si pone dal quarto al sesto spazio intercostale; la cosiddetta base del cuore si trova all'estremità dorsocraniale dell'ombra cardiaca, e l'apice all'estremità caudoventrale; l'asse longitudinale del cuore del gatto è posto più parallelamente allo sterno in confronto al cane, soprattutto in gatti più anziani. Anche in proiezione VD e DV, l'asse maggiore del cuore è posto più parallelamente allo sterno ed alla colonna vertebrale in confronto al cane.

Condizioni patologiche a parte, l'aspetto dell'ombra cardiaca può essere influenzato dal posizionamento del paziente, dalla sua età (*rimodellamento senile - lazy heart* e *bulging aortico* dovuto a fibrosi del cono di emergenza aortico), dalla fase del ciclo respiratorio e del ciclo cardiaco, e dalla razza (anche se per quest'ultimo punto la variabilità è di gran lunga inferiore in confronto ai cani, nei quali le differenze morfologiche tra le razze sono molto maggiori).

Con cardiomegalia si intende un aumento di dimensioni del cuore (Immagine 1.1). La cardiomegalia può riguardare solo una camera, oppure un lato del cuore, oppure essere generalizzata.

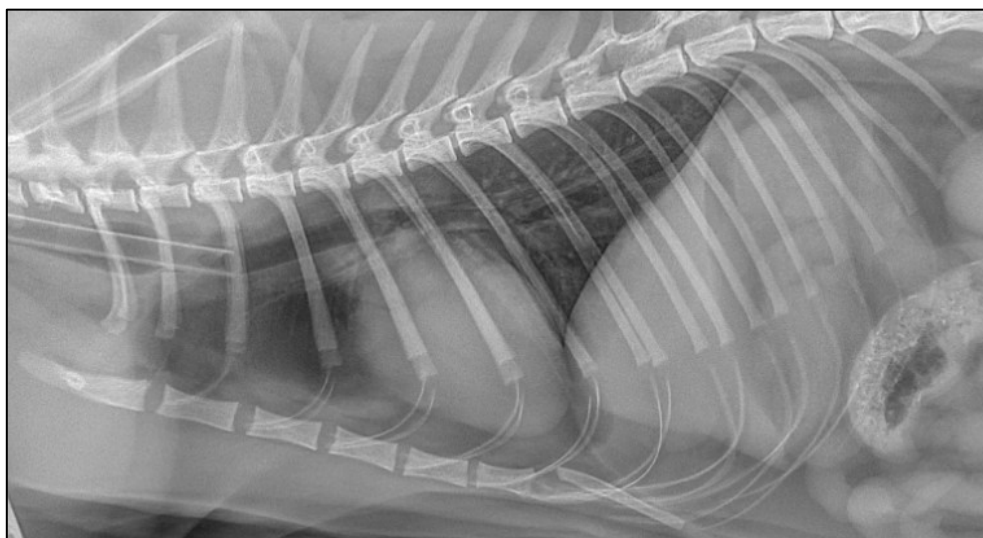


Immagine 1.1 – Cardiomegalia (Database Pedrani). L'ombra cardiaca si estende per quasi tre spazi intercostali e disloca dorsalmente la trachea. Il paziente è intubato, si noti il tubo endotracheale che arriva alla terza costa.

Radiograficamente, in proiezione LL una cardiomegalia destra si presenta con un aumento della convessità (*bulging*) del margine craniale dell'ombra cardiaca, che si avvicina allo sterno e ne allontana conseguentemente l'apice del cuore; la *silhouette* cardiaca appare inoltre allungata sull'asse maggiore, e disloca dorsalmente la trachea. In proiezione VD e DV, una cardiomegalia destra si presenta con un *bulging* del margine cardiaco destro, che sposta l'apice del cuore cranialmente e verso sinistra. Un aumento di dimensioni del cuore destro può essere dovuto più spesso a insufficienza tricuspide, stenosi della valvola polmonare o dell'arteria polmonare, infestazione da *Dirofilaria immitis*, difetti del setto interventricolare, cardiomiopatia aritmogena del ventricolo destro (ARVC).

Di contro, in proiezione LL una cardiomegalia sinistra si presenta con un *bulging* del margine caudale (margine craniale sinistro in proiezione VD e DV) dell'ombra cardiaca ed un arrotondamento dell'apice; la *silhouette* cardiaca appare più larga ed allungata, e disloca dorsalmente la trachea. Un aumento di dimensioni del cuore sinistro può essere dovuto più spesso a *shunt* congeniti sinistra-destra, displasia della valvola mitralica, degenerazione mixomatosa della valvola mitralica (MMVD), e cardiomiopatie primarie.

Il *Valentine heart*, o cuore di San Valentino, o cuore di carta da giuoco, è una forma particolare che l'ombra cardiaca assume soprattutto in caso di dilatazione dell'atrio sinistro, o meno comunemente di entrambi gli atri, spesso dovuta a cardiomiopatia ipertrofica felina. La dilatazione dell'atrio sinistro o delle vene polmonari, indice di insufficienza cardiaca sinistra, può essere mascherata da un quadro grave di edema polmonare cardiogeno, caratteristica che spesso vi si accompagna, oltre al versamento pleurico (complicazione propria del gatto, che i cani non tendono a sviluppare).

Una cardiomegalia generalizzata si presenta radiograficamente come somma delle caratteristiche elencate per la cardiomegalia destra e sinistra.

Vi sono diversi modi di valutare le dimensioni cardiache in una radiografia.

In proiezione LL, l'estensione massima dell'asse minore del cuore dovrebbe essere inferiore o pari alla distanza tra il margine craniale della quinta costa ed il margine caudale della settima costa (il che vuol dire due spazi intercostali, più lo spessore delle due coste alle estremità).

Una misurazione più oggettiva è quella che si ottiene con il metodo del VHS (*Vertebral Heart Score*, ma anche *Size* e *Scale*), che misura la somma di asse maggiore ed asse minore del cuore in termini di vertebre toraciche dello stesso soggetto, partendo dalla vertebra T4 e procedendo caudalmente. Uno studio del 2014 indica come ideale per il gatto un VHS

pari a $7,56 \pm 0,54$ vertebre in proiezione LL destra, e pari a $8,0 \pm 1,0$ vertebre nelle proiezioni VD e DV.

Sono stati stabiliti dei range di VHS anche per la valutazione del solo atrio sinistro (LA-VHS, *Left Atrium Vertebral Heart Score*): $0,87 \pm 0,21$ vertebre, secondo lo stesso studio.

In proiezione VD è stata proposta la misurazione del rapporto cardio-toracico, ossia il rapporto tra la massima larghezza dell'ombra cardiaca e la larghezza del torace nello stesso spazio intercostale: $0,65 \pm 0,06$.

I metodi oggettivi di misurazione dell'ombra cardiaca sono certamente da preferire, poiché permettono un'interpretazione migliore della radiografia ed aumentano l'accuratezza diagnostica. Il *gold standard* per la diagnosi di malattie cardiache rimane comunque l'ecocardiografia, che permette di visualizzare lo stato di tutte le componenti del cuore, e di misurarle in maniera assoluta.

Ci sono delle condizioni che in una radiografia possono risultare in una cardiomegalia apparente, quali versamento pericardico (di qualsiasi natura liquida o solida), ernia peritoneo-pericardica, una gran quantità di grasso pericardico, o un soggetto giovane. I cuccioli tendono ad avere un rapporto cardio-toracico aumentato, a causa di un minor volume polmonare. Anche il fatto che una radiografia venga scattata in fase espiratoria, o in fase diastolica, aumenta il rapporto cardio-toracico; i cambiamenti nelle proporzioni sono però molto modesti, soprattutto se confrontati con quelli del cane, e raramente possono indurre l'operatore in errore.

1.4.2 - Pattern alveolare

La normale gran presenza di aria negli alveoli, oltre che nell'albero respiratorio, conferisce a tutte le strutture interne ai polmoni un contrasto radiografico eccellente.

Il pattern alveolare si presenta in radiografia quando gli alveoli di una regione polmonare non sono pieni di aria, ma di fluido o cellule, oppure sono collassati (*atelettasia*) e non possono contenere aria, né altro materiale.

Si raccolgono nella Tabella 1.3 i segni radiografici caratteristici del pattern polmonare. I broncogrammi aerei (Immagine 1.2) sono segni caratteristici del pattern polmonare, e sono dovuti alla visualizzazione di bronchi normalmente pieni d'aria, dunque radiotrasparenti, all'interno di una regione polmonare compatta, con radiopacità di tessuto

Broncogrammi aerei
<i>Lobar sign</i>
Aree radiopache non riferibili a masse

Tabella 1.3 - Segni radiografici caratteristici del pattern alveolare.

molle; le pareti bronchiali non sono visualizzabili, a meno che non vi sia un loro interessamento concomitante (*pattern alveolo-bronchiale*). Tra il personale non esperto, è un errore comune l'interpretazione come *broncogramma aereo* di un bronco principale normalmente interposto tra una arteria e vena polmonari.

Il *lobar sign* è dovuto all'apposizione di un lobo polmonare normalmente aerato ad un lobo polmonare con radiopacità aumentata. Dato che tale apposizione si visualizza in maniera differente nelle diverse proiezioni, questo segno potrebbe non essere riscontrabile in tutte le acquisizioni dello stesso paziente. Una massa polmonare sita al margine di un lobo polmonare potrebbe mimare un *lobar sign*, alterandone però il profilo; è pertanto importante conoscere la normale anatomia polmonare.

Ci sono dei casi in cui il pattern polmonare può manifestarsi senza broncogrammi aerei, se gli alveoli coinvolti non circondano bronchi abbastanza spessi, o se gli stessi bronchi sono ripieni di fluido, e senza *lobar sign*, se la regione coinvolta non si trova sul margine di un lobo polmonare; in tal caso, il pattern polmonare può manifestarsi come un'area di radiopacità aumentata, non riferibile ad una massa polmonare per una delimitazione non netta dei margini, né a pattern interstiziale o bronchiale.

Il pattern alveolare può manifestarsi anche a causa di atelettasia da decubito. L'atelettasia da decubito è un fenomeno non patologico che avviene comunemente durante l'acquisizione di radiografie in proiezione LL. Il polmone del lato dipendente si trova infatti in una condizione di aumentata pressione a causa del cuore che poggia su di esso, della emiparete toracica che non può più espandersi, e del diaframma che avanza cranialmente spinto dal peso dei visceri. L'aerazione del polmone diminuisce poco dopo che l'animale abbia assunto il decubito laterale anche in un animale sveglio, sebbene sedazione ed anestesia ne esacerbino gli effetti. Il sospetto di una patologia polmonare deve quindi essere confermato da una radiografia in proiezione VD o DV, in cui tale fenomeno è praticamente assente. L'atelettasia da decubito, inoltre, con la sua aumentata radiopacità, si rende colpevole di un effetto *silhouette* che maschera qualsiasi lesione con radiopacità di tessuto

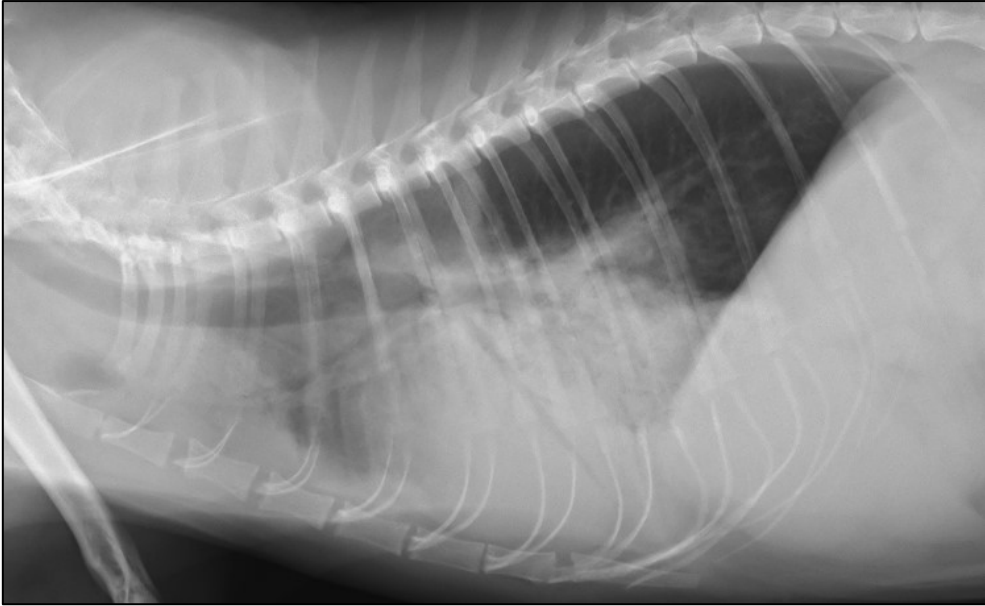


Immagine 1.2 - Pattern alveolare (database O.V.U.D.). Sono visualizzabili due segni di broncogrammi aerei nella metà ventrale del torace, con le rispettive ramificazioni. Il primo corre dalla carena verso la seconda sternebra, e l'altro che corre lungo l'asse longitudinale del cuore, la cui ombra si confonde con il pattern alveolare.

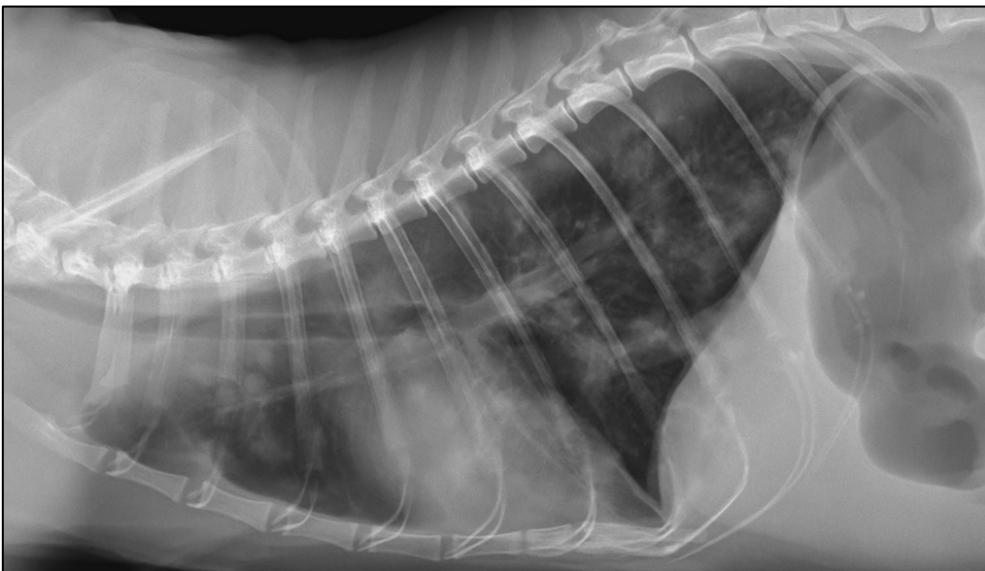


Immagine 1.3 - Pattern interstiziale nodulare diffuso (database O.V.U.D.).

molle nel polmone dipendente. Per tale motivo un'indagine radiografica completa prevede un'acquisizione sul lato destro ed una sul lato sinistro, oltre che una VD ed una DV.

Nel caso di atelettasia monolaterale, e quindi diminuzione del volume polmonare, in proiezione VD e DV può manifestarsi uno *shift* mediastinico ipsilaterale rispetto alla lesione.

1.4.3 - Pattern interstiziale

L'interstizio polmonare è l'infrastruttura che ospita vasi sanguigni e linfatici, bronchi, bronchioli e alveoli. Il pattern interstiziale è indicativo di processi patologici a livello interstiziale, ed è radiograficamente differenziabile in *strutturato* e *non strutturato*.

Il pattern interstiziale strutturato è detto anche *nodulare*, e vede la presenza di strutture nodulari nel parenchima polmonare (Immagine 1.3). Un nodulo non è visualizzabile in radiografia al di sotto di una certa dimensione (definita in 7-9 mm di spessore), che dipende anche dalla sua densità e dalla densità del tessuto che lo circonda, oltre che dalla sua localizzazione all'interno del polmone e dalla qualità dell'apparecchio radiografico e della radiografia acquisita. Si parla di *nodulo* se il reperto ha una dimensione inferiore ai 2,0 cm di diametro, e si parla invece di *massa* se il reperto ha un diametro di 2,0 cm o più.

Da un'indagine radiografica non è possibile evincere la natura di un nodulo polmonare, pertanto si renderanno necessari approfondimenti diagnostici.

Un vaso attraversato longitudinalmente dai raggi x potrebbe apparire come un nodulo in radiografia; la sua adiacenza a un bronco, e visualizzare anche le curve dove il vaso si continua (*code*), permette di fugare il dubbio.

Il pattern interstiziale non strutturato consiste in una radiopacità diffusamente aumentata dell'interstizio polmonare, dovuta alla presenza di fluidi interstiziali o infiltrati cellulari che non si organizzano in noduli. Queste condizioni possono essere dovute a trasudazione dai capillari interstiziali, ad uno stato infiammatorio o ad una proliferazione del tessuto interstiziale. Spesso si categorizza ulteriormente il pattern interstiziale non strutturato in funzione dell'aspetto che assume: *miliare*, *reticolare*, *reticolo-nodulare*, *a nido d'ape*.

La presenza di pattern alveolare tende a mascherare la compresenza di pattern interstiziale: ciò si verifica tipicamente in caso di edema polmonare cardiogeno, dove si sviluppa per primo il pattern interstiziale, rapidamente seguito dal pattern alveolare dovuto alla migrazione del fluido nel lume alveolare.

1.4.4 - Pattern bronchiale

Il pattern bronchiale (Immagine 1.4) consiste in una aumentata radiopacità delle pareti bronchiali; essa può essere dovuta ad una infiltrazione di cellule o fluidi nella parete bronchiale o nello spazio peribronchiale, o alla calcificazione delle pareti bronchiali, comune in pazienti anziani.

In funzione dell'angolo con cui i raggi x attraversano i bronchi coinvolti, questi saranno visibili diversamente: ove i raggi x attraversino il bronco perpendicolarmente rispetto al suo asse maggiore, in radiografia il bronco apparirà con un segno *a binario*, ossia due sottili linee radiopache parallele; i bronchi attraversati dai raggi x lungo l'asse longitudinale, appariranno come segni *ad anello*, come un cerchio dai margini radiopachi.

Poiché condizioni di edema peribronchiale si manifestano con pattern bronchiale, questo segno non è indicativo di patologie esclusivamente bronchiali.

In particolare nei gatti, patologie delle vie aeree si accompagnano spesso ad una condizione di *air trapping*. L'*air trapping* consiste in una iperinsufflazione dei polmoni, soprattutto nei lobi caudali, dovuta all'assottigliamento del lume bronchiale, conseguente all'ispessimento delle pareti. Segni radiografici di *air trapping* sono un'aumentata radiotrasparenza dei lobi polmonari caudali, ed un loro aumento di volume che comprime il diaframma, il quale appare meno convesso verso il torace, e più lontano dal cuore.

1.4.5 - Versamento pleurico

Il versamento pleurico, o effusione pleurica, consiste nella presenza di fluidi tra le pleure, di natura diversa e in quantità maggiore rispetto al normale liquido pleurico, che ha funzione lubrificante.

Normalmente, le pleure sono visualizzabili in radiografia solo dove si trovano a contatto a livello delle pliche mediastiniche e tra i lobi polmonari, e in caso di calcificazione delle stesse, parafisiologica in età avanzata. In tutto il resto del torace, per il loro spessore ridotto ed il contatto con tessuti molli, tendono a *silhouettare* e non essere visibili.

Le alterazioni radiografiche legate alla presenza di fluido dipendono fortemente dalla quantità di fluido, dalla sua distribuzione, dal fatto che esso sia *intrappolato* o libero, dalla posizione assunta dall'animale (Tabella 1.4) (Immagine 1.5).

Dalla radiografia non è desumibile la natura del fluido: essudato, trasudato, trasudato modificato (o *ricco di proteine*), emorragico, purulento, chiloso.

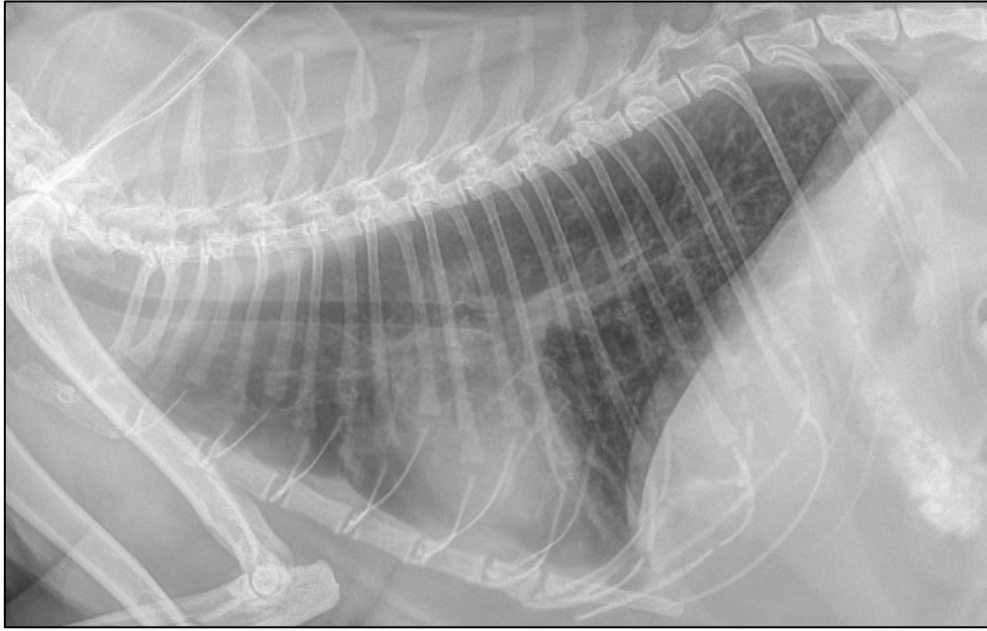


Immagine 1.4 – Pattern bronchiale (database Pedrani).

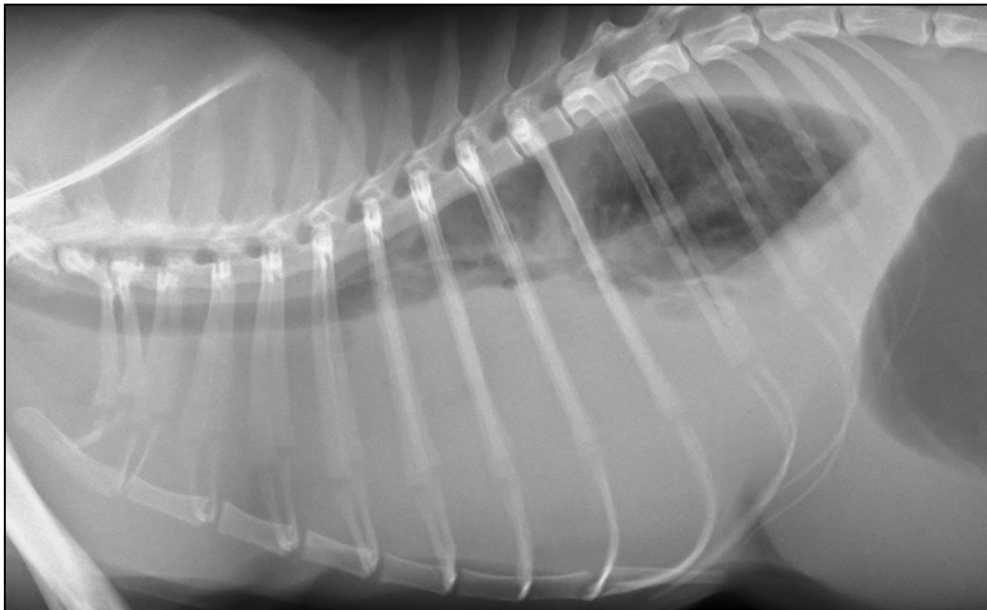


Immagine 1.5 - Versamento pleurico (database O.V.U.D.). La presenza di fluido maschera l'ombra cardiaca e retrae i margini polmonari caudali dal diaframma e dal margine dorsocaudale della cavità toracica.

Il versamento tende a muoversi tra le pleure secondo forza di gravità; pertanto, tra le diverse proiezioni dello stesso animale la posizione del fluido apparirà differente. I due sacchi pleurici sono tra loro in comunicazione, per cui un versamento pleurico è molto spesso bilaterale.

DV: il fluido giace sul margine ventrale del torace, e circonda il cuore; ciò causa un effetto *silhouette* per cui i margini cardiaci non risultano distinguibili.

VD: il fluido giace sul margine dorsale del torace e non è a contatto con il cuore, la cui ombra rimane distinta in radiografia. Per l'ampiezza maggiore del margine dorsale del torace rispetto al margine ventrale, il fluido avrà spessore inferiore, e quindi minor radiopacità. Il posizionamento in decubito dorsale di un paziente con versamento rischia di causare difficoltà respiratorie per l'improvvisa compressione delle porzioni dorsali dei polmoni.

Tabella 1.4 - Segni radiografici di versamento pleurico libero (Segni di Roentgen).

Ispezzimento con opacità aumentata delle fessure interlobari (VD, LL)
Retrazione dei margini polmonari: distacco della pleura polmonare dalla corrispettiva pleura parietale, con interposta radiopacità di tessuto molle (VD, poi anche DV e LL).
Perdita della definizione dell'ombra cardiaca (DV, poi LL) e del diaframma (tutte le proiezioni).
Aumento di radiopacità dell'area dorsale allo sterno (LL).

1.4.6 – Pneumotorace

Lo pneumotorace (Immagine 1.6) è una condizione che vede la presenza di gas nello spazio pleurico; l'aria può arrivare da una comunicazione con l'esterno, o attraverso i polmoni, o attraverso il mediastino (*pneumomediastino*). L'aspetto radiografico dello pneumotorace dipende molto da quantità di gas presente, dalla posizione del paziente, e dalla direzione dei raggi x. In genere, lo pneumotorace si visualizza meglio in una proiezione LL (Tabella 1.5).

Come per il versamento pleurico, dato che i due sacchi pleurici sono tra loro in comunicazione, una condizione di pneumotorace è molto spesso bilaterale.

Tabella 1.5 - Segni radiografici di pneumotorace (Segni di Roentgen).

Retrazione della pleura viscerale dalla pleura parietale, con spazio interposto radiotrasparente (LL, poi DV e VD).
Raccolta di aria attorno all'apice cardiaco (LL).
Dislocazione dorsale del cuore (LL).

In proiezione DV, in corso di pneumotorace è possibile apprezzare una radiopacità polmonare aumentata, indicativa di atelettasia. La stessa atelettasia permette di visualizzare meglio i margini polmonari retratti.

L'apparente dislocazione del cuore in proiezione LL è dovuta al collasso del polmone del lato dipendente, che non può più fornire adeguato supporto al cuore. Tale posizione del cuore può essere confusa con una condizione di microcardia o di iperinsufflazione polmonare, e viceversa.

Un altro elemento che può mimare una condizione di pneumotorace sono le pliche cutanee, che potrebbero essere erroneamente scambiate per una superficie pleurica retratta dalla parete toracica; spesso però le ombre delle pliche cutanee proseguono attraverso ed oltre la parete toracica, fugando il dubbio.



Immagine 1.6 - Pneumotorace (database Pedrani). I margini polmonari dei lobi caudali appaiono retratti dal margine caudale della cavità toracica per interposizione di aria tra le due superfici. Si apprezza pattern alveolare nei lobi coinvolti. Il cuore appare dislocato dorsalmente.

Clinicamente, lo pneumotorace si differenzia in *aperto* e *chiuso*. In caso di pneumotorace aperto, l'aria entra nello spazio pleurico fino a che la pressione in tale spazio eguaglia la pressione atmosferica. In caso di pneumotorace chiuso, l'uscita dell'aria è impedita da un ingresso a valvola, per cui vi sarà un accumulo di gas ingravescente, la cui pressione supererà la pressione atmosferica. Questo aumento esagerato di pressione conduce il polmone ad un grado di collasso che lo fa apparire come una massa amorfa mediale al torace.

1.4.7 – Pneumomediastino

Lo pneumomediastino è una condizione dovuta alla presenza di gas nel mediastino.

Il mediastino è lo spazio virtuale compreso tra i due sacchi pleurici, ove questi non si uniscono tramite fenestrazioni; si estende longitudinalmente dall'ingresso del torace al diaframma, e in altezza dalla superficie dorsale dello sterno al margine ventrale della colonna vertebrale; il mediastino ospita la maggior parte degli organi toracici: il cuore, l'arco aortico e le arterie che ne derivano, vena cava craniale e caudale, vena azigos, la trachea sino alla biforcazione bronchiale e ilo polmonare (dove si inseriscono le pleure), esofago, linfocentro sternale e linfonodi tracheobronchiali, e il timo. Non vi sono membrane a delimitare cranialmente il mediastino, pertanto questo spazio virtuale può proseguire tra i fasci muscolari del collo, e lungo le strutture mediastiniche che si sviluppano nel collo (trachea, esofago, vasi); caudalmente, il mediastino comunica con la cavità retroperitoneale attraverso lo iato aortico.

In una proiezione LL si può dividere il mediastino in sei regioni, tracciando una linea orizzontale che passi per la biforcazione tracheale, e due linee verticali tangenti al margine craniale e caudale del cuore. Secondo questa divisione, il cuore è sito nel mediastino centrale ventrale. Normalmente, gli unici organi mediastinici visualizzabili sono il cuore, l'aorta, la vena cava caudale, la trachea, e il timo, negli animali giovani. Gli altri organi sono in genere troppo piccoli (linfonodi) oppure *silhouettano* tra loro per via del poco grasso interposto (vasi del mediastino craniale, esofago).

In una proiezione VD un mediastino normale è poco visibile: giace perlopiù sulla linea della colonna vertebrale e dello sterno, e nel gatto non è più largo dei corpi vertebrali nella porzione craniale; in soggetti obesi tende ad apparire più largo a causa dell'accumulo di adipe. Ci sono tre punti in cui normalmente il mediastino devia: la plica mediastinica cranioventrale, la plica mediastinica caudoventrale, e la plica della vena cava; la plica m.

cranioventrale in VD e DV appare come una linea curva radiopaca nell'emittoce sinistro, ed è l'unica apprezzabile anche in LL, dove appare come una linea curva con radiopacità di tessuto molle tra la prima costa e la seconda sternebra; la plica m. caudoventrale è visualizzabile solo in VD e DV, nell'emittoce sinistro, come linea curva radiopaca che dall'apice cardiaco raggiunge il diaframma; la plica della vena cava non è rilevabile in radiografia.

Le alterazioni radiografiche dovute a pneumomediastino dipendono soprattutto dalla quantità di gas presente, che comunque non ne aumenta mai sensibilmente il volume; le proiezioni VD e DV sono pertanto poco diagnostiche per condizioni di pneumomediastino. In una proiezione LL invece, l'interposizione di gas tra gli organi mediastinici permette eccezionalmente di distinguerli singolarmente (Immagine 1.7).

Una condizione di pneumomediastino può evolvere in pneumoderma, per migrazione del gas attraverso i piani fasciali del collo, in pneumoretroperitoneo, attraverso lo iato aortico, e in pneumotorace, attraverso la pleura parietale; di contro, del gas potrebbe arrivare nel mediastino dal collo e dallo spazio retroperitoneale, ma non da una condizione di pneumotorace.



Immagine 1.7 - Pneumomediastino (database O.V.U.D.). Appaiono evidenti i vasi del mediastino craniale.

1.4.8 – Pneumopericardio

Lo pneumopericardio è una condizione che vede la presenza di gas nel pericardio; questa può essere dovuta a traumi, chirurgie, difetti congeniti, pericardite settica con microrganismi capaci di fermentazione, insufflazione iatrogena in particolari tecniche

diagnostiche (pneumopericardiografia). Tale condizione è estremamente rara, tanto che l'autore l'ha incontrata una sola volta nella consultazione di oltre 10 000 radiografie (Immagine 1.8). Di tre dei maggiori testi di radiologia veterinaria per piccoli animali, due (Thrall et al., 2018) (Bradley, 2016) nemmeno nominano lo pneumopericardio, e Kealy et al. (2011) vi dedicano solo un paio di righe.

Lo pneumopericardio appare come un'area radiotrasparente che circonda l'ombra cardiaca; tale area radiotrasparente è nettamente delimitata da una sottile linea radiopaca, il pericardio, che tende ad assumere una forma più rotondeggiante. L'ombra cardiaca può apparire rimpicciolita a causa della pressione esercitata dal gas.

1.4.9 – Pneumoderma

Lo pneumoderma, o *enfisema sottocutaneo*, è la presenza di aria nel tessuto connettivo sottocutaneo. Tale condizione può essere dovuta ad una migrazione di aria dal mediastino o da una soluzione di continuo delle pleure o della trachea, attraverso i piani fasciali intermuscolari, o a fermentazioni locali ad opera di microrganismi.

Radiograficamente, lo pneumoderma si manifesta come un ispessimento radiotrasparente lineare dello strato sottocutaneo, più o meno esteso, generalmente nelle regioni dorsali dell'animale, vista la tendenza dell'aria calda a muoversi verso l'alto (Immagine 1.9). Vien da sé che se l'animale si trova costantemente in decubito laterale, lo pneumoderma non sarà manifesto dorsalmente, bensì sul lato non dipendente.

1.4.10 – Megaesofago

L'esofago è un organo cavo longilineo che cranialmente parte dal faringe con lo sfintere esofageo craniale, attraversa il collo, prima dorsalmente alla trachea e poi alla sua sinistra, entra in torace e vi prosegue rettilineo nel terzo dorsale del mediastino, dorsalmente alla trachea e appena ventralmente ai muscoli *longus colli* e *longus capitis*, e all'aorta discendente; attraversa il diaframma nello iato esofageo e termina immediatamente dopo in cavità addominale con il cardias, o sfintere esofago-gastrico. Componendosi di tessuti molli, ed essendo il suo lume una cavità virtuale, l'esofago non è normalmente rilevabile in radiografia a causa dell'effetto *silhouette* con i muscoli e con le altre strutture del mediastino.

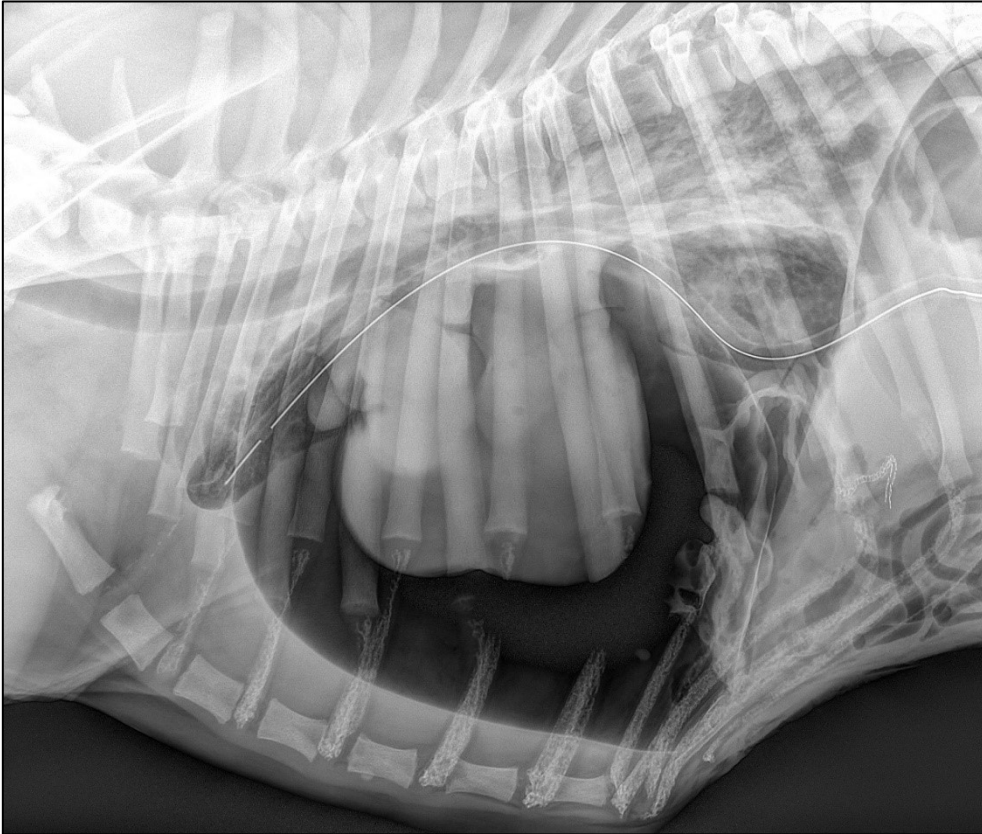


Immagine 1.8 - Pneumopericardio in un cane Weimaraner (database Pedrani). La radiografia è sovraesposta. Si nota la presenza di un tubo di drenaggio, e di una fila di clip metalliche di sutura (appena caudalmente alla giunzione costo-condrale del 9° paio di coste), verosimilmente legati alla condizione.



Immagine 1.9 – Fratture della 9° e 10° costa, e pneumoderma (database O.V.U.D.). Con la sola proiezione LL non è possibile determinare a quale lato appartengano le coste fratturate.

Il megaesofago è una condizione patologica neuromuscolare nella quale il lume esofageo risulta dilatato da gas o da materiale solido o liquido, e permette la visualizzazione dell'organo in radiografia (Immagine 1.10). Tale dilatazione può essere segmentale o generalizzata.

Il megaesofago è comunque molto meno frequente nei gatti rispetto ai cani.

Una presenza modesta di aria in esofago è attribuibile ad uno stato di eccitazione, dispnea, o sedazione o anestesia, e non è patologica.

Radiograficamente, le alterazioni provocate dal megaesofago sono una dislocazione ventrale della trachea e del cuore, la possibilità di visualizzare il muscolo *longus colli*, la possibilità di visualizzare direttamente il materiale accumulato in esofago, o le pareti del lume, e la comparsa del *tracheal stripe sign*. Il *tracheal stripe sign* consiste in una banda radiopaca, risultante da un tratto di sovrapposizione della parete tracheale dorsale con la parete esofagea ventrale.

Una condizione di megaesofago predispone a complicazioni quali polmonite *ab ingestis*, a causa del rigurgito ricorrente delle ingesta. Sarà pertanto possibile trovare segni radiografici di polmonite perilare in gatti con megaesofago.

Una radiografia del torace permette l'indagine della sola porzione toracica dell'esofago; nel caso si sospetti una patologia esofagea, è pertanto necessaria l'indagine radiografica anche della regione del collo, sino alla base della lingua.

L'utilizzo di un mezzo di contrasto (*pasto baritato* o *iodato*) è una tecnica comunemente impiegata per indagare il lume e le pareti esofagee: il mezzo di contrasto, ingurgitato dall'animale, appare spiccatamente radiopaco ed evidenzia eventuali zone di dilatazione, di stasi, oppure fistole o diverticoli. Il mezzo di contrasto potrebbe anche essere la stessa aria (*pneumoesofagografia* o *esofagografia a contrasto negativo*) che, insufflata, causa un megaesofago iatrogeno che permette la visualizzazione delle pareti esofagee in radiografia.

1.4.11 - Collasso tracheale

Normalmente, essendo piena di aria, la trachea appare come una struttura longitudinale radiotrasparente con direzione caudale a bande, delimitata dorsalmente e ventralmente da due binari radiopachi e paralleli con aspetto finemente ondulato. L'aspetto a bande ed i margini ondulati sono caratteristiche dovute agli anelli cartilaginei che si susseguono nella

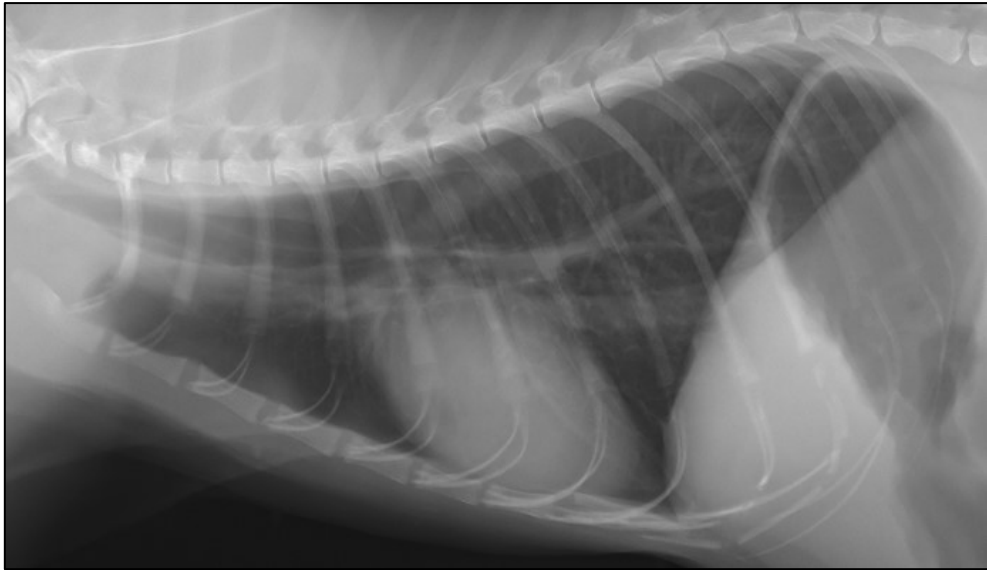


Immagine 1.10 – Megaesofago (database O.V.U.D.).



Immagine 1.11 - Collasso tracheale segmentale, a livello di ingresso del torace. Cane. (database O.V.U.D.).

struttura della trachea; in caso di aumentata calcificazione degli stessi, parafisiologica in animali anziani, questi divengono più evidenti.

Una radiografia del torace acquisita con la corretta collimazione permette l'indagine della sola porzione toracica della trachea, pertanto nel caso in cui si sospetti una patologia a carico della trachea sarà necessaria anche una radiografia del collo, oppure che comprenda entrambe le regioni.

Il tratto toracico della trachea comincia cranialmente all'altezza della prima costa, procede quasi parallelamente alla colonna vertebrale per un breve tratto, e poi si porta caudalmente, con un angolo di circa 30° con la colonna vertebrale, verso la base del cuore, dorsalmente alla quale termina con la biforcazione bronchiale, o carena. Immediatamente prima di terminare con la carena, la trachea assume un'ultima lieve deviazione in senso ventrale (*ventral bending*).

Il collasso tracheale comporta una riduzione focale, segmentale o generalizzata del lume della trachea in senso dorsoventrale: a causa di ciò, la proiezione indicata per la diagnosi di collasso tracheale è LL (Immagine 1.11). Radiograficamente, il collasso tracheale appare con un avvicinamento dei margini tracheali. Un collasso nella porzione intratoracica della trachea si visualizza meglio con una radiografia scattata in fase di espirazione; un collasso nella porzione cervicale della trachea invece è meglio visualizzato con una radiografia scattata in fase di inspirazione.

In proiezione LL, lo spessore ideale del lume tracheale del gatto è il 18% dell'altezza dell'ingresso del torace (distanza tra la prima sternebra e la vertebra T1), 20% nei Persiani. Come in endoscopia, anche in radiografia si può valutare il grado di collasso tracheale in valori percentuali (25%, 50%, 75%, 90%, 100%).

Tale condizione è comunque molto più rara nel gatto in confronto al cane, e non è stata mai incontrata nel corso questo studio.

Uno scorretto posizionamento del paziente, in decubito laterale e con il collo esageratamente esteso, può causare una condizione di collasso tracheale apparente, dovuto alla tensione cui è sottoposta la trachea.

Il metodo *gold standard* per la diagnosi di collasso tracheale è l'indagine fluoroscopica.

1.4.12 – Masse

Le masse intratoraciche sono strutture di dimensioni pari o superiori a 2,0 cm normalmente non presenti (Immagine 1.12). L'indagine radiografica permette una loro visualizzazione, ma non permette di stabilirne con certezza il tessuto d'origine, né il grado di malignità; sono pertanto necessari approfondimenti diagnostici.

Poiché la radiografia proietta l'intero spessore del torace su un unico piano, non è possibile determinare la profondità di una massa senza acquisire almeno due proiezioni ortogonali della regione in cui questa sia stata rilevata. Acquisizioni multiple aiutano l'operatore anche a stabilire la forma e la natura della massa, anche se molto raramente permettono di formulare una diagnosi.

Le masse occupanti spazio tendono a dislocare o a deformare gli organi intratoracici adiacenti.

Una massa sita nel mediastino tende a differire da una massa polmonare per la minor definizione del contorno, poiché tende a *silhouettare* con gli organi adiacenti, data la scarsa presenza di grasso o gas attorno.

La presenza di una massa intratoracica può provocare uno *shift* mediastinico controlaterale, rilevabile in proiezione VD e DV.

Le masse rilevate nel mediastino si rivelano essere più spesso linfonodi iperplastici (*linfadenomegalia*). Il mediastino ospita il linfocentro sternale nella plica mediastinica cranioventrale, e i tre linfonodi tracheobronchiali. Nel gatto, il linfocentro sternale si compone di un unico linfonodo, sito appena dorsalmente alla seconda-terza sternebra; un suo ingrossamento è indicativo principalmente di patologie addominali, ed è raramente evidenziabile in una proiezione VD o DV. Se aumentati di dimensioni, i linfonodi tracheobronchiali (destra, sinistra, centrale) possono essere rilevabili nelle aree ilare e perilare, e possono dislocare la biforcazione tracheale cranialmente, e causare *bronchial splitting*. Nelle stesse regioni, un quadro simile può essere dovuto anche ad una massa a livello della base del cuore.

Nel gatto le cisti mediastiniche craniali, che tendono a svilupparsi nel mediastino cranioventrale, appena caudalmente al linfocentro sternale, sono causa frequente di rilevamento di una massa. Esse sono delle strutture cavitare piene di liquido che sono spesso asintomatiche e costituiscono un reperto accidentale.

Le masse nel mediastino dorsale sono più rare, e spesso sono dovute ad una dilatazione segmentale dell'esofago o ad una patologia della sua parete.

Le masse rilevate nel mediastino caudoventrale sono anch'esse rare, e non vanno confuse con masse a carico del diaframma, o ernie diaframmatiche.

Una massa a carico del lobo polmonare accessorio, che in proiezione DV e VD giace sulla linea mediana del torace, potrebbe essere facilmente confusa con una massa nel mediastino; l'eventuale effetto *silhouette* di tale massa con la vena cava caudale o con l'apice del cuore può aiutare nella distinzione, però il metodo *gold standard* rimane la TC.

Elementi della parete toracica esterna (capezzoli, papillomi, zecche) potrebbero essere confusi con noduli polmonari. In caso di dubbio, è possibile eseguire una nuova radiografia dopo aver marcato tali elementi con un materiale radiopaco (crema di bario).

Uno scorretto posizionamento del paziente, in decubito laterale e con il collo esageratamente flesso, può comportare una deviazione della trachea in senso dorsale all'altezza dell'ingresso del torace, mimando la presenza di una massa mediastinica ventralmente.

A livello polmonare, possono formarsi dei noduli o masse detti *cavitari*, pieni di aria. Se queste strutture hanno forma sferica e pareti sottili, prendono più specificatamente il nome di *bolle polmonari*. Tali lesioni sono in genere congenite, o di origine traumatica, e non hanno significato patologico; se di origine traumatica, nella stessa radiografia potrebbero essere rilevabili altri segni quali fratture, pneumotorace, versamento pleurico, pattern alveolare da emorragia polmonare.

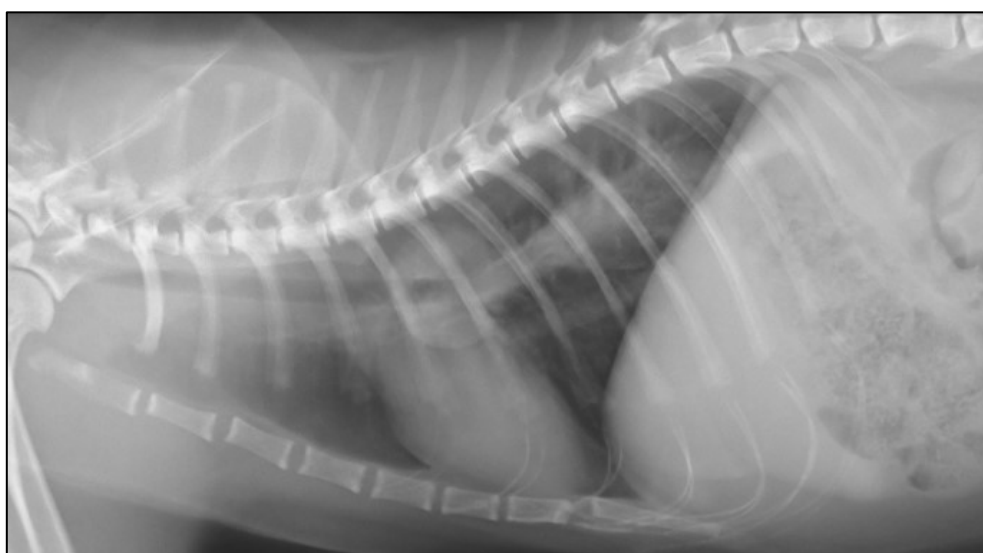


Immagine 1.12 - Massa (database O.V.U.D.). In proiezione LL si visualizza una massa di forma rotondeggiante, a livello della base del cuore. I margini definiti sono indicativi di massa polmonare, ma con quest'unica proiezione non è possibile determinare se il polmone coinvolto sia il destro o il sinistro.

1.4.13 - Ernia diaframmatica

Gli organi addominali possono erniarsi in cavità toracica per scorrimento o intussuscezione attraverso lo iato esofageo, oppure attraverso una lacerazione di origine traumatica, oppure, nel caso di malformazioni congenite, attraverso vie che in un diaframma normale non sono pervie, come una comunicazione diretta tra peritoneo e sacco pericardico (*ernia peritoneo-pericardica*), o una comunicazione diretta tra peritoneo e pleure (*ernia peritoneo-pleurica*).

In radiografia, il contatto tra fluidi od organi e la faccia toracica del diaframma provoca un effetto *silhouette* per il quale non sarà più possibile distinguere nettamente il margine craniale del diaframma. L'organo erniato potrebbe essere riconoscibile in radiografia, perché mantiene l'aspetto che ha normalmente in addome (Immagine 1.13); possono essere riconoscibili delle anse intestinali o porzioni di stomaco contenenti ingesta o gas, o l'aspetto di organi parenchimatosi di fegato e milza, che possono però mimare masse o aree di consolidamento polmonare, o un accumulo di fluidi. L'omento è uno degli organi più comuni nelle ernie diaframmatiche, e per la sua struttura risulta purtroppo di difficile identificazione nel caso sia l'unico organo erniato.

La presenza di organi addominali in torace diminuisce lo spazio a disposizione degli organi toracici, che appaiono dislocati cranialmente, ed i primi a soffrirne sono i polmoni, che appaiono atelettasici, e successivamente il cuore. In proiezione VD e DV si può rilevare uno *shift* mediastinico, ovverosia uno spostamento laterale del mediastino.

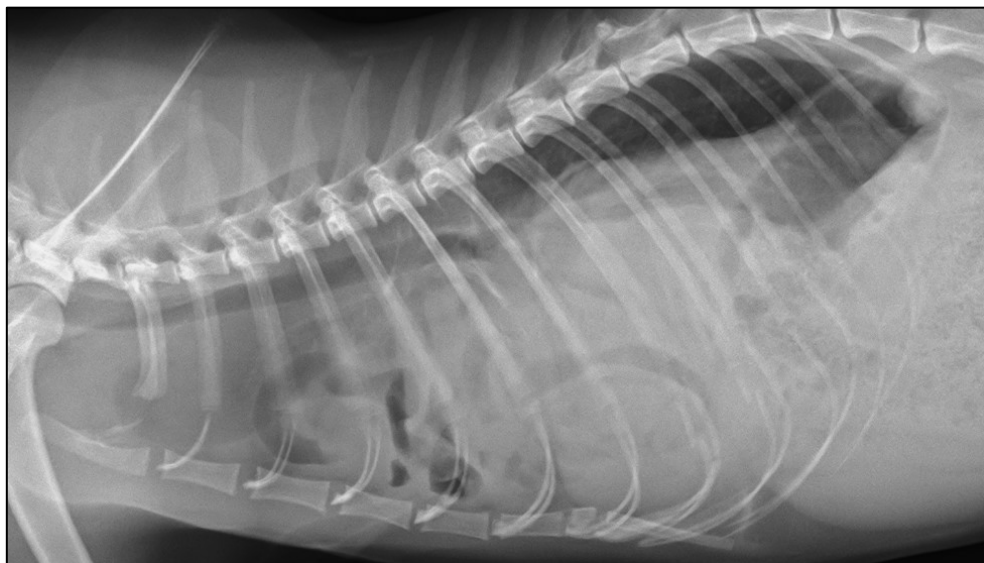


Immagine 1.13 - Ernia diaframmatica (database O.V.U.D.). Si riconoscono delle anse intestinali contenenti gas portatesi sino al secondo spazio intercostale. L'ombra cardiaca non è distinguibile. La trachea appare dislocata dorsalmente.

L'ernia peritoneo-pericardica vede l'erniazione di organi addominali attraverso uno iato congenito tra il centro tendineo del diaframma e il sacco pericardico. Radiograficamente, gli organi erniati (più spesso il fegato) saranno visualizzabili in *silhouette* con il diaframma e l'ombra cardiaca, che apparirà rotondeggiante e aumentata di dimensioni, mimando una condizione di cardiomegalia o di versamento pericardico.

1.4.14 – Fratture

Tutte le ossa che delimitano la parete toracica (13 vertebre toraciche, 4 vertebre lombari, 13 paia di coste, 8 sternebre) possono andare incontro a frattura, e questa si visualizza in radiografia come una soluzione di continuo dei margini delle ossa coinvolte. Nel caso di fratture scomposte l'alterazione risulta più evidente (Immagine 1.9).

Eventi patologici con aspetto simile sono la lussazione di vertebre e sternebre, e la rottura delle cartilagini costali. Esistono condizioni congenite che vedono le sternebre disporsi con una curva anomala, esageratamente convessa ventralmente (*pectus carinatum*) e dorsalmente (*pectus excavatum*), che possono mimare una lussazione sternebrale.

Dal momento che la maggior parte delle fratture deriva da eventi traumatici, spesso nella stessa radiografia sono riscontrabili anche altre alterazioni, più spesso pneumotorace, pneumoderma, e versamento pleurico.

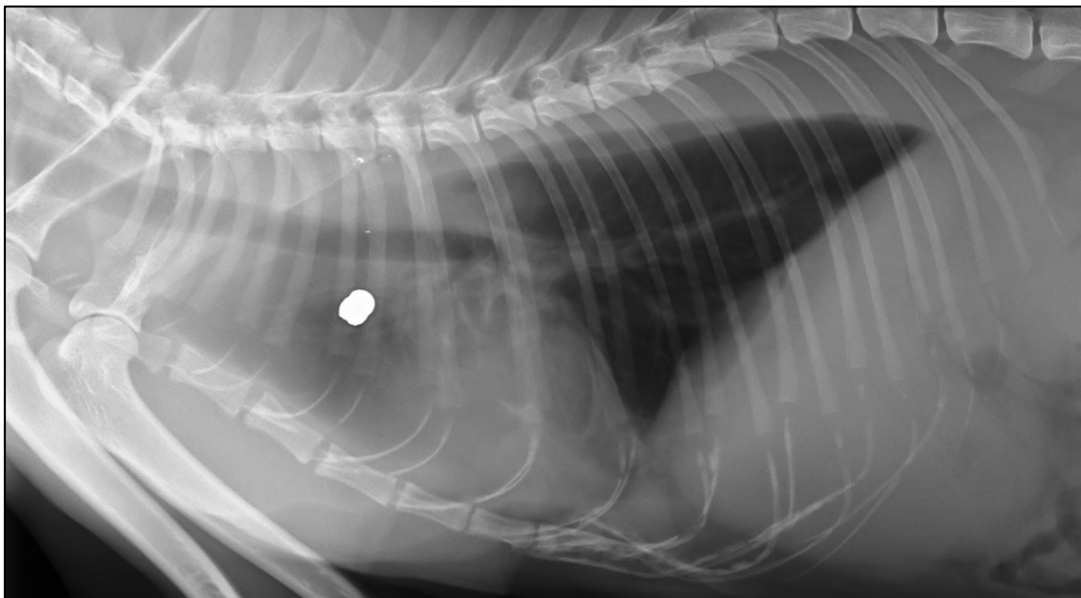


Immagine 1.14 - Corpo estraneo, e versamento pleurico (database O.V.U.D.). La sola proiezione LL non permette di determinare il lato, né la profondità cui si trova il corpo estraneo, né le sue dimensioni effettive e forma. Trattasi probabilmente di proiettile, vista la forte radiopacità ed il versamento pleurico concomitante (visualizzabile dorsalmente allo sterno e ventralmente alla colonna vertebrale).

1.4.15 - Corpi estranei

Per corpo estraneo si intende qualsiasi elemento in radiografia che non sia proprio del soggetto. Sono comuni corpi estranei dispositivi medici (tubi endotracheali, cateteri di drenaggio, sondini oro-gastrici), impianti (microchip, punti di sutura, protesi ortopediche), ingesta (delle più svariate, nell'apparato gastroenterico come nel respiratorio, dal cibo a pezzi di stoffa, di osso, monete, giocattoli, batterie, pietre...), ed elementi penetrati attraverso la cute (proiettili, forasacchi).

Solo i corpi estranei con materiali radiopachi sono visualizzabili in radiografia (Immagine 1.14).

Come indicato poco fa per le masse, poiché la radiografia proietta l'intero spessore del torace su un unico piano, non è possibile determinare la profondità di un corpo estraneo senza acquisire almeno due proiezioni ortogonali della regione in cui questo sia stato rilevato. Acquisizioni multiple aiutano l'operatore anche a stabilire la forma e la natura del corpo estraneo.

I corpi estranei esofagei sono più comuni nei cani rispetto ai gatti.

1.5 - Intelligenza artificiale, *machine learning* e *deep learning*

L'intelligenza artificiale (IA) è una disciplina che si propone di realizzare dei sistemi informatici in grado di riprodurre, quanto più similmente possibile, i pensieri ed i comportamenti umani. Un'ottima IA non dovrebbe far nascere il dubbio, in un osservatore comune, che un proprio prodotto non sia stato elaborato da un essere umano. Oggigiorno la disciplina dell'IA è talmente avanzata che potrebbe capitare potenzialmente a chiunque di trovarsi davanti ad una sua applicazione, senza rendersene conto; questo per via della qualità con cui molti programmi di IA effettivamente simulano un comportamento umano, ma anche perché essi sono ormai applicati così spesso, e in così tanti ambiti, da non provocare stupore o senso di novità nel fruitore.

Esistono programmi di IA capaci di riconoscere suoni e immagini, di elaborare testi e musica, di progettare strutture, di rispondere alle domande rivolte ai servizi clienti, di filtrare le e-mail indesiderate, di giocare a backgammon contro un avversario umano, di guidare un'automobile. Solo la fantasia può limitare gli ambiti di applicazione in cui, e per i quali, l'uomo può ambire a sviluppare sistemi di IA.

Così come l'uomo deve il proprio intelletto all'architettura del sistema nervoso, l'intelligenza artificiale necessita di architetture computazionali¹.

Il *machine learning* (ML, o *apprendimento automatico*) è una tecnica di programmazione che ha come scopo lo sviluppo di programmi di IA, e trova la sua architettura computazionale nelle reti neurali artificiali. Poiché l'apprendimento automatico è strettamente legato al riconoscimento di schemi (*pattern*), esso prevede l'utilizzo di dati per addestrare le reti per mezzo di esempi, portando le reti a fare delle previsioni su altri dati simili, nella logica di un vero e proprio ragionamento induttivo.

Un buon ragionamento induttivo porta a sviluppare una capacità di generalizzazione, che in questo caso è definibile come la capacità di un algoritmo di fare delle previsioni su dei dati mai incontrati prima, che abbiano però un certo grado di somiglianza con quelli per mezzo di cui è stato sviluppato l'algoritmo.

Le reti neurali artificiali (*artificial neural network*, ANN) sono delle strutture adattive, che modificano alcune delle proprie caratteristiche in conseguenza dei dati con cui vengono allenate, per arrivare ad emettere le risposte attese.

Il *deep learning* (DL, o *apprendimento profondo*) è una tecnica avanzata di ML che impiega reti neurali artificiali dette *profonde*, caratterizzate da un maggior numero di strati.

Il DL supera alcuni dei limiti del ML, e di conseguenza permette lo sviluppo di algoritmi più avanzati e con nuove funzionalità, tra le quali l'elaborazione di immagini.

Queste capacità del DL sono dovute al maggior numero di livelli di rappresentazione di cui esso dispone, che permette all'algoritmo di elaborare le informazioni in maniera più approfondita e completa, e di identificare delle gerarchie tra le caratteristiche (*features*) degli esempi forniti; le caratteristiche di più alto livello gerarchico sono definite da caratteristiche di livello più basso.

Esistono diverse classi di reti neurali artificiali profonde, tra le più comuni: le reti neurali profonde (*deep neural network*, DNN), reti neurali convoluzionali (*convolutional neural network*, CNN), reti neurali ricorsive (*recurrent neural network*, RNN).

¹ Computazione: elaborazione elettronica.

1.5.1 – L'intelligenza artificiale nella diagnostica per immagini

Negli ultimi decenni sono stati sviluppati software di intelligenza artificiale (IA) che operano nei campi più disparati, tra i quali quello medico e medico veterinario. All'interno del campo medico e medico veterinario, negli ultimi anni sono stati fatti passi da gigante anche nello sviluppo di programmi di IA basati su algoritmi di *deep learning* ed applicati alla diagnostica per immagini, in particolare all'interpretazione radiografica (Yamashita et al., 2018) (Zech et al., 2018) (Burti et al., 2020) (Banzato et al., 2021a,b) (Donà, 2022) (Scavazza, 2022) (Talarico, 2022). Tali algoritmi vengono applicati con tre principali finalità (Yamashita et al., 2018): la rilevazione di lesioni all'interno di un'immagine; la classificazione di lesioni, soprattutto nella loro distinzione tra benigne e maligne; la segmentazione di organi e distretti anatomici, ovverosia calcolarne le dimensioni e distinguerne la forma e struttura, per identificare anomalie. I programmi sviluppati con queste finalità prendono il nome di algoritmi di CADe, *computer-aided detection*, e CAD, *computer-aided diagnosis*.

1.5.2 – Le reti neurali convoluzionali

Una rete neurale convoluzionale (*convolutional neural network* - CNN) è una tipologia di rete neurale artificiale (*artificial neural network* - ANN). La struttura di una ANN può essere schematizzata come in Immagine 1.15.

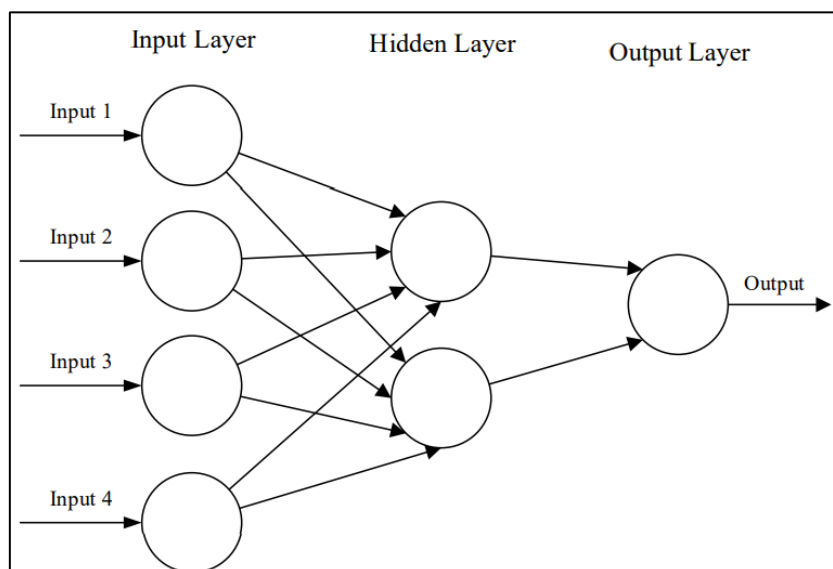


Immagine 1.15 - Struttura di una rete neurale artificiale semplice, a tre strati (O'Shea e Nash, 2015).

Le ANN sono sistemi di processazione computazionale costituiti da plurimi nodi computazionali interconnessi (anche noti come *neuroni* o *neuroni formali*) (Mazzetti, 1991), che lavorano in maniera simile ad un sistema nervoso biologico: quando viene fornito un input esterno, questo sarà inizialmente recepito dai neuroni del primo strato, che lo distribuiranno ai neuroni del secondo strato (anche “strato nascosto” - *hidden layer*). I neuroni dello strato nascosto sono in grado di ponderare quanto un cambiamento stocastico sia in grado di influenzare il risultato finale (*final output*), e questo processo è detto *apprendimento (learning)* (O’Shea e Nash, 2015); l’apprendimento consente una auto-ottimizzazione dei neuroni. Se la struttura di una ANN comprende più di uno strato nascosto, tale struttura prende il nome di *deep learning* (O’Shea e Nash, 2015).

Spiegano O’Shea e Nash (2015): “L’unica differenza rilevante tra le reti neurali convoluzionali e le più tradizionali reti neurali artificiali è che le CNN sono impiegate principalmente nel campo del riconoscimento di pattern all’interno di immagini”, perché “uno dei più grandi limiti delle forme tradizionali di ANN è che queste tendono ad avere problemi con la complessità computazionale richiesta per computare dei dati di immagine”; per una semplice rete neurale artificiale sarebbero necessari troppi strati nascosti, e di conseguenza troppa potenza di computazione e tempo. Questo limite è superato dalle reti neurali convoluzionali.

1.5.2.1 – Struttura di una CNN

Le CNN sono delle ANN con $n > 1$ strati nascosti, e ciò fa di tutte le CNN una classe di metodi di DL. Le CNN sono costruite utilizzando elementi costitutivi (strati, *layers*) con caratteristiche diverse: *convolution layers*, *pooling layers*, *fully connected layers*. In genere si tratta di un percorso lineare che vede un’alternanza di binomi costituiti da un gruppo di *convolution layers* cui segue un *pooling layer*, e al termine di questa alternanza, che corrisponde agli strati nascosti, si trova uno o più *fully connected layers* (O’Shea e Nash, 2015) (Immagine 1.16).

I *convolution layers* si occupano dell’estrazione automatica delle *features* dell’immagine fornita in input, permettendo di superare il limite del ML legato alla necessità di estrazione manuale delle *features*.

Tale estrazione automatica avviene per mezzo di matrici (dette *kernel*) che passano in rassegna l’immagine considerando dei gruppi di pixel (Immagine 1.17). Ad ogni pixel viene assegnato un valore numerico in funzione delle sue caratteristiche, ed ogni *kernel*

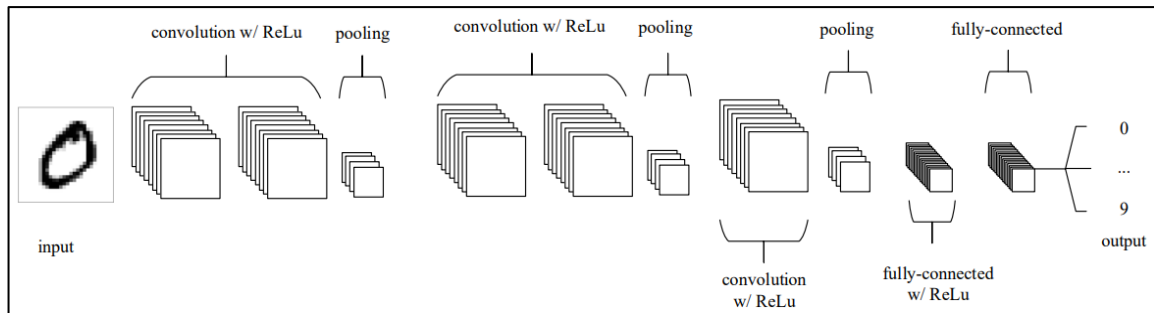


Immagine 1.16 - Struttura di un CNN (O'Shea e Nash, 2015).

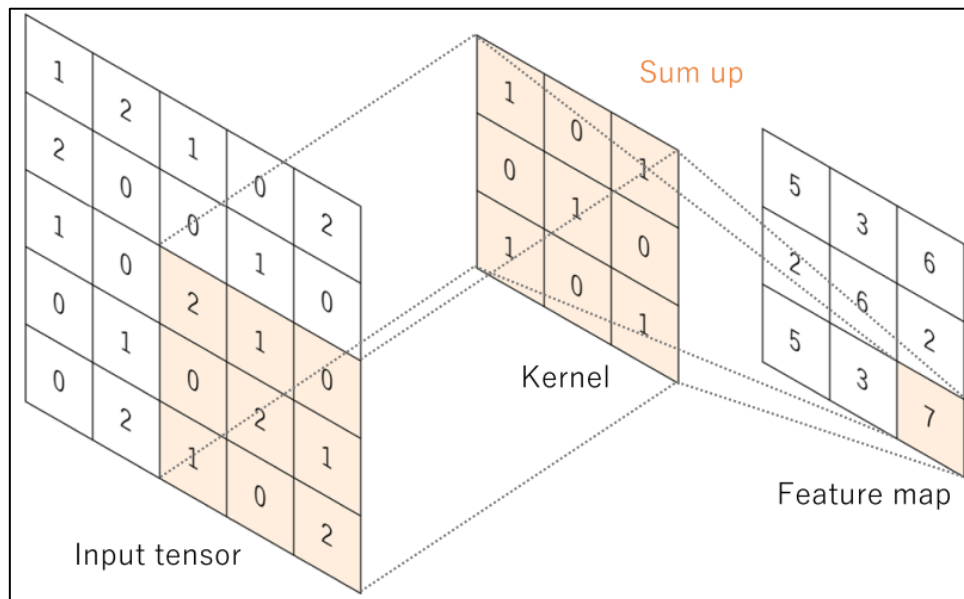


Immagine 1.17 – Rappresentazione di una kernel di dimensioni 3x3 i cui parametri sono 1 e 0 disposti a scacchiera, ma una kernel può avere anche altre dimensioni e parametri di qualsiasi valore, anche negativo. Tali valori sono appresi ed aggiustati automaticamente in fase di allenamento. Le diverse combinazioni di parametri che compongono le diverse kernel di un convolutional layer permettono alla CNN di identificare feature differenti nell'immagine (come potrebbero essere colori, forme geografiche, direzione di linee...).

proietta la somma di tali valori in una *feature map*, una mappa bidimensionale con struttura a griglia che in ogni riquadro contiene un valore numerico indicativo della regione cui si riferisce una *kernel*.

Come suggerisce il nome, i *convolution layers* sono una caratteristica propria delle reti neurali convoluzionali, e sono l'elemento che differenzia le CNN dalle tradizionali ANN, rendendole più adatte alla computazione di dati di immagine. Ogni neurone di una ANN tradizionale è connesso a tutti i neuroni dello strato precedente e dello strato successivo, e ciò comporta un'estrema complessità della rete; i neuroni dei *convolution layers* invece hanno un campo recettoriale ridotto, ovverosia si occupano di elaborare i dati provenienti

da un numero limitato di nodi dello strato precedente, oppure, in riferimento allo strato di input, si occupano dell'analisi di una porzione dell'immagine limitata ad alcuni pixel.

I *pooling layers* raccolgono le *feature map*, organizzando una nuova rappresentazione di dimensioni inferiori rispetto all'input iniziale. Ciò riduce contestualmente il numero di parametri e la complessità computazionale del modello. La forma di *pooling* più comune è la *max-pooling*, che passa in rassegna il tensore in input selezionando solamente il valore maggiore in un gruppo di 4 pixel disposti a quadrato.

Le *feature map* finali vengono trasmesse agli ultimi strati, *fully-connected layers*, dopo essere state trasformate in vettori monodimensionali. I neuroni di questi strati hanno connessioni con tutti i neuroni dello strato precedente e dello strato successivo, come nelle ANN tradizionali; ciò permette ai neuroni di questi strati di *pesare* ogni input, ed associarlo ad un output. L'ultimo *fully-connected layer* della rete in genere si compone di tanti neuroni quante sono le categorie in cui chiediamo la classificazione (Yamashita et al., 2018).

Purtroppo, se qualcuno avesse la curiosità (ovvia e legittima) di sapere in che modo una rete neurale fornisca un risultato, resterebbe senza risposta. Al contrario di un algoritmo, che permette di esaminare ogni passo che trasforma l'input in output, le ANN (ed il loro sottoinsieme delle CNN) non mostrano come e perché venga generato un certo output. I primi studi ad indagare le logiche delle ANN risalgono a più di 15 anni fa (Dondeti et al., 2004) (Tzeng e Ma, 2005), e le battezzano *black box* proprio perché nessun autore è riuscito a giungere ad una spiegazione soddisfacente. Ad oggi (Yamashita, 2018) non sono stati fatti grandi passi avanti.

Le architetture delle reti neurali non sono tutte uguali, e non è possibile nemmeno comporle impilando casualmente *convolutional*, *pooling* e *fully-connected layers* come mattoncini; dal momento che “non esistono teoremi o modelli per definire la rete perfetta, ... il successo di una rete dipende soprattutto dall'esperienza del suo creatore” (Stocchero, 2012). Questa altro non è che una riscrittura della c.d. Legge di Flon: “Non c'è linguaggio in cui sia difficile scrivere cattivi programmi” (Bloch, 1999).

1.5.2.2 – Sviluppo di una CNN

Ci sono tre principali tecniche per sviluppare un algoritmo di DL, e di ML in generale, che prendono il nome di apprendimento supervisionato, apprendimento non supervisionato, apprendimento semi-supervisionato. La supervisione fa riferimento all'etichettatura (o *labeling*) dei dati forniti alla rete; i dati sono interamente etichettati nella tecnica di apprendimento supervisionato, parzialmente etichettati nella tecnica di apprendimento

semi-supervisionato, e sono invece privi di etichette nella tecnica di apprendimento non supervisionato. L'etichettatura dei dati è un processo di categorizzazione svolto da operatori umani, auspicabilmente esperti.

L'insieme dei dati viene diviso in tre gruppi, denominati *training set*, *validation set* e *test set*, generalmente in proporzione 7 : 1,5 : 1,5 oppure 8 : 1 : 1. Il set di allenamento è sempre il gruppo di dati più voluminoso.

L'allenamento di una CNN è un processo che mira a far sì che la rete sviluppi i corretti *kernel* (all'interno delle *convolution layers*) e pesi (all'interno delle *fully-connected layers*), con l'obiettivo di ottenere degli output di predizione che siano quanto più simili alle categorizzazioni stabilite da operatori in un *dataset*. La rete sviluppa i migliori *kernel* e pesi per prove ed errori, attraverso meccanismi di *backpropagation* che confrontano l'output emesso con la "verità assoluta" fornita dagli operatori, e portano ad aggiustamenti nei valori dell'algoritmo in modo da ottenere il risultato corretto. Vien da sé che la responsabilità degli operatori è altissima: qualsiasi errore da essi commesso, verrà appreso dalla rete come corretto.

Lo sviluppo di una CNN si divide in tre fasi: allenamento (*training*), validazione (*validation*), test. Non si procede in maniera lineare tra le fasi, ma si eseguono diverse volte le fasi di allenamento e validazione, e solo una volta, alla fine, il test.

Vi è una certa similitudine tra una CNN che viene sviluppata, ed uno studente che si prepara per un esame. Lo studente ha un programma da studiare, ossia un *dataset* diversamente grande e vario, a seconda che esso studi dagli appunti, dalle sbobine, da uno o due manuali, o da tutti questi insieme; dopo una fase di studio, prima di sostenere l'esame, lo studente verifica la bontà della propria preparazione attraverso un ripasso con gli amici, o con una simulazione d'esame che potrebbe aver fornito lo stesso professore, completa di soluzioni alla fine; se lo studente non è soddisfatto della propria preparazione, tornerà a studiare, cercherà nuove logiche nei testi che aveva già studiato, e forse se ne procurerà anche di nuovi; allora sarà di nuovo pronto per una prova preliminare e non ufficiale dell'esame; se non superasse nuovamente questa prova, ripartirebbe dal primo punto, e potrebbe ripetere questo ciclo tra allenamento e mancata validazione all'infinito; ponendo invece che ora lo studente abbia superato egregiamente la simulazione d'esame e sia soddisfatto del proprio livello di preparazione, esso può finalmente sostenere l'esame ed ottenere un giudizio ufficiale. In bocca al lupo.

Questo è il medesimo processo cui è sottoposta una CNN. I cicli di allenamento e validazione che si alternano, nello sviluppo delle CNN prendono il nome di *epoche* (*epoch*).

Le fasi di allenamento e validazione non prevedono la codifica manuale di un programma: gli operatori si limitano a fornire alla rete una gran quantità di esempi. Per quanti essi siano, gli esempi che possono essere forniti sono comunque un numero limitato all'interno di una scala di valori continua, dunque infinita, o quasi (si pensi, in ambito di diagnostica per immagini, alla variabilità interpersonale dei pazienti, ed anche alla variabilità di diverse acquisizioni dello stesso paziente). In fase di validazione e test vengono presentati alla rete nuovi dati, nuovi esempi, simili ma mai identici a quelli con cui la rete è stata allenata; qui si verifica la capacità di generalizzazione della rete. “In conclusione, quindi una rete neurale manifesta capacità di *comprensione* piuttosto che di *memorizzazione*” (Mazzetti, 1991).

Nel caso si disponga di set limitati di dati, vi è la possibilità di ricorrere all'uso di CNN pre-allenate, in una tecnica detta *transfer-learning*. Il pre-allenamento di una CNN avviene con una enorme quantità di immagini categorizzate (ImageNet è un database online che ne conta più di 14 milioni), e permette alla CNN di riconoscere più di 1000 categorie generiche quali “aeroplano”, “matita”, “albero” e molti animali. Questa capacità di generalizzazione della rete, presente già prima dell'allenamento specifico, rende il *transfer-learning* una tecnica vincente in termini di performance di un programma per il riconoscimento di immagini, quando si parta da *dataset* ridotti (Yamashita et al., 2018). Un esempio di situazione in cui può essere difficile raccogliere una gran quantità di dati per allenare da zero una CNN, per cui si rende conveniente ricorrere a CNN pre-allenate, è proprio la diagnostica per immagini.

1.5.3 – L'*overfitting*

Con *overfitting* si intende un adattamento eccessivo della rete ai dati forniti in allenamento, che si traduce in una grave incapacità di generalizzazione da parte della rete a dati (ad esempio immagini) mai visti prima.

Se il modello dimostra ottime performance sul *training set*, ed è invece più scadente sul *validation* e *test set*, si è evidentemente adattato eccessivamente ai dati forniti di allenamento.

L'*overfitting* può essere dovuto a set di allenamento poveri di dati (nell'esempio di una CNN che si voglia addestrare per l'interpretazione di radiografie, una scarsa quantità di radiografie), oppure eccessivamente standardizzati (tante radiografie di pochi pazienti, o acquisite tutte con lo stesso macchinario e tecnica), oppure ad una eccessiva complessità

della rete. Le soluzioni appaiono ovvie: ampliare i *dataset* per l'allenamento dei modelli, aumentarne la variabilità, e semplificare la struttura della rete.

Aumentare il numero di dati per l'allenamento può essere particolarmente difficile in certi casi (come in Medicina Veterinaria, dove i pazienti sono di meno rispetto alla Medicina Umana e non vi è un'organizzazione Statale delle maggiori strutture che possa averne accesso ai database).

Si può aumentare la variabilità delle immagini variando le fonti (nell'esempio di prima, ottenendo radiografie da strutture mediche diverse, su pazienti diversi e con macchinari diversi), oppure si possono creare delle copie delle immagini già presenti nel *dataset*, e ritoccarle in modo da cambiarne piccoli elementi dell'aspetto complessivo (luminosità, contrasto, colori, ruotarle o capovolgerle specularmente, tagliare i bordi); questa tecnica prende il nome di *data augmentation*.

La tecnica di *dropout* consiste nel rimuovere figurativamente dei neuroni in fase di allenamento, così da diminuire il numero di connessioni totali all'interno della rete, e semplificarne l'architettura. La rimozione di un certo numero di nodi impedisce alla rete di diventare troppo sensibile ad alcuni *pesi* di minor importanza.

2. Obiettivo dello studio

L'obiettivo primo di questo progetto è stato quello di sviluppare un algoritmo di intelligenza artificiale che fosse in grado di riconoscere automaticamente, all'interno di radiografie toraciche di gatti, i più comuni segni radiografici indicativi di patologie. La novità consiste nel fatto che esistono algoritmi simili rivolti all'uomo e al cane, ma non specificatamente a *Felis catus*. Per raggiungere lo scopo si è ricorsi a tecniche di *deep learning* applicate a reti neurali convoluzionali.

Nello sviluppo di tale algoritmo, si è voluto approfondire lo studio andando a comparare l'accuratezza diagnostica di due reti neurali convoluzionali, differenti nella loro architettura.

In funzione dell'accuratezza diagnostica raggiunta, tale algoritmo potrebbe essere implementato in un software di CADe per un utilizzo in strutture mediche veterinarie, in affiancamento al lavoro dei Medici Veterinari.

Parallelamente a questo algoritmo, ne è stato sviluppato un altro rivolto alle radiografie toraciche di cane con le medesime finalità (Donà, 2022).

3. Materiali e metodi

3.1 – Database

Per questo progetto sono state utilizzate 2742 radiografie toraciche di gatti, provenienti da due diverse strutture mediche veterinarie. Tali radiografie facevano inizialmente parte di un database più ampio, che comprendeva anche radiografie toraciche di cani (classificate ed utilizzate per l'allenamento di un algoritmo simile dedicato alla specie canina) e occasionalmente radiografie di altri distretti anatomici di cani e gatti, e raramente radiografie di altre specie.

Tali radiografie sono state acquisite dall'Ospedale Veterinario Universitario Didattico (OVUD) dell'Università degli Studi di Padova da Giugno 2010 a Marzo 2021, e dalla Clinica Veterinaria Pedrani (Zugliano, Vicenza) da Dicembre 2018 a Novembre 2019.

Gli apparecchi radiologici impiegati sono stati tre: sino a Giugno 2018 presso l'OVUD dell'Università degli Studi di Padova era in uso un Kodak Point of Care CR-360 System (Carestream Health Inc.), poi sostituito da un FDR D-EVO 1200 G3 (Fujifilm Corporation); presso la Clinica Veterinaria Pedrani è stato utilizzato esclusivamente un Isomedic RT 800 MA (Isomedic S.r.L.). Tutte le radiografie sono state acquisite e conservate nel formato digitale DICOM (*Digital Imaging and COmmunications in Medicine*).

3.1.1 – Selezione

Sono state considerate solamente le radiografie toraciche di gatti scheletricamente maturi, correttamente esposte, e con un posizionamento del paziente considerato idoneo.

Delle 2742 radiografie iniziali (1637 latero-laterali, 1105 tra ventro-dorsali e dorso-ventrali) pertanto, 1001 (575 LL, 426 VD-DV) sono state scartate poiché valutate di basso valore diagnostico per diversi motivi, tra i quali inadeguata esposizione, malposizionamento del paziente, presenza di materiali medici², o perché di un gatto troppo giovane.

A discrezione degli operatori, alcune di queste radiografie sono state comunque mantenute, quando tali imperfezioni non risultassero esagerate. Alle suddette radiografie

² Più spesso tubi endotracheali, cateteri di drenaggio, sondini oro-gastrici, clip metalliche di sutura, pasti baritati. Scavazza (2022) ha indagato quanto questi elementi influiscano sulla performance di un algoritmo di intelligenza artificiale per la rilevazione automatica di segni radiografici in radiografie toraciche di cane. La stessa indagine rivolta all'algoritmo dedicato ai gatti potrebbe essere un interessante argomento di studio per il prossimo futuro.

sono state apposte le opportune etichette “*overexposed*”, “*underexposed*”, “*positioning*”, “*foreign body*”.

Il database di radiografie giudicate idonee allo studio si è quindi composto di 1741 radiografie toraciche di gatti (1062 LL, 679 VD-DV).

Il numero di radiografie VD-DV non è stato considerato sufficiente per costituire un’unità campionaria soddisfacente, pertanto tutte le radiografie VD-DV sono state scartate, e lo studio è proseguito soltanto con le radiografie LL.

Al termine della classificazione, le immagini sono state divise casualmente in tre gruppi, nominati *training set*, *validation set*, e *test set*, in rapporto rispettivamente 8:1:1, per mezzo di un algoritmo che non tenesse conto dell’istituzione di provenienza delle immagini, ma mantenesse comunque un equilibrio tra le differenti etichette applicate alle radiografie.

3.2 - Segni radiografici considerati

Le radiografie sono state ispezionate alla ricerca di segni radiografici: cardiomegalia, pattern alveolare, pattern interstiziale, pattern bronchiale, versamento pleurico, pneumotorace, pneumomediastino, pneumoderma, megaesofago, collasso tracheale, masse, ernia diaframmatica, fratture.

Pur esistendo diversi sistemi di classificazione in gradi per alcune delle lesioni considerate, si è deciso di considerare soltanto la presenza o meno delle alterazioni, senza attribuire alcun punteggio.

In tabella 3.1 è riportata l’incidenza delle lesioni tra le radiografie in proiezione LL.

La scarsa rappresentatività di alcune lesioni all’interno dell’unità campionaria ha portato, al termine della classificazione, ad escludere dallo studio alcuni dei segni radiografici: pattern interstiziale, megaesofago, ernia diaframmatica, fratture, pneumomediastino, collasso tracheale, pneumoderma.

3.3 - Classificazione delle immagini

Tutte le radiografie sono state ispezionate alla ricerca dei segni radiografici considerati, e quindi classificate su un foglio di lavoro Microsoft Excel compilato in lingua inglese. Pertanto, le etichette utilizzate, in ordine rispetto alla lista dei segni radiografici poc’anzi elencati, sono: *cardiomegaly*, *alveolar pattern*, *interstitial pattern*, *bronchial pattern*, *pleural effusion*, *pneumothorax*, *pneumomediastinum*, *pneumoderma*, *megaesophagus*,

Segno radiografico	Numero di radiografie	Etichetta utilizzata
Nei limiti della norma	571	No finding
Cardiomegalia	186	Cardiomegaly
Pattern bronchiale	120	Bronchial pattern
Versamento pleurico	115	Pleural effusion
Pattern alveolare	79	Alveolar pattern
Massa	54	Mass
Pneumotorace	50	Pneumothorax
Pattern interstiziale	29	Interstitial pattern
Megaesofago	17	Megaoesophagus
Ernia diaframmatica	10	Diaphragmatic hernia
Fratture	3	Fractures
Pneumomediastino	3	Pneumomediastinum
Collasso tracheale	0	Tracheal collapse
Pneumoderma	0	Pneumoderma

Tabella 3.1 - Incidenza dei segni radiografici tra le radiografie LL.

tracheal collapse, mass, diaphragmatic hernia, fracture. Le radiografie rientranti nei limiti della norma sono state classificate con l’etichetta “*no finding*”.

Il foglio di lavoro Excel è stato preimpostato per mezzo di uno script in linguaggio di programmazione Python, di modo da inserire automaticamente, in ordine alfabetico, il codice univoco di ogni radiografia in ogni riga della prima colonna.

Per ogni riga, si sono compilate otto colonne: nome del file (contenente il codice univoco del file corrispondente alla radiografia); nome del paziente (quando disponibile); razza (quando disponibile); specie; proiezione (LL: latero-laterale, indifferentemente se in decubito destro o sinistro. DV: dorso-ventrale e ventro-dorsale); qualità (*correct, positioning, underexposed, overexposed*); etichette (i segni radiografici riscontrati); note (generalmente la presenza di un tubo endotracheale - *tube*, o corpi estranei - *foreign body*, o un paziente pediatrico). Un’acquisizione della schermata del foglio di lavoro è riportata in immagine 3.1.

Per quanto concerne la cardiomegalia, per lo stesso soggetto la silhouette cardiaca è stata valutata e confrontata su tutte le proiezioni disponibili; se anche una proiezione soltanto fosse indicativa di una condizione di cardiomegalia, tutte le radiografie dello stesso soggetto riportanti la stessa data sono state classificate con *cardiomegaly*.

Le radiografie sono state valutate perlopiù da un gruppo di tre studenti di Medicina Veterinaria dell’Università degli Studi di Padova nel corso del loro quarto e quinto anno di studi (l’autore, Chiara Donà, Filippo Scavazza), e successivamente ri-esaminate ed

eventualmente corrette dal Professor Tommaso Banzato alla presenza dei tre studenti. Le rimanenti radiografie sono state valutate consensualmente dai Professori Tommaso Banzato e Alessandro Zotti, esperti radiologi veterinari.

3.4 - Allenamento delle CNN

Le radiografie in formato DICOM sono state convertite in immagini in formato MHA prima di essere presentate alle reti. L'estensione MHA (Kitware, Inc.) permette la compressione di dati senza perdita (*lossless*), ed è utilizzata per file grafici di *MetaImage Medical Format*. Il formato MetaImage è proprio del mondo medico, ed è impiegato principalmente nel software di visualizzazione, segmentazione e registrazione di immagini (Filedict, 2018).

In questo studio sono state utilizzate due diverse reti neurali convoluzionali, nominate ResNet50 (He et al., 2016) e Inception-v3 (Szegedy et al., 2016). Entrambe le CNN sono disponibili per il download gratuitamente in una versione pre-allenata con più di un milione di immagini dal database generico di ImageNet.

ResNet50 è un prodotto Microsoft, si compone di 50 strati e lavora su immagini di dimensioni 224 x 224 pixel (Mathworks, 2022).

Inception-v3 è un prodotto Google, si compone di 48 strati e lavora su immagini di 299 x 299 pixel (Mathworks, 2022).

Per aumentare le capacità di generalizzazione delle reti e ridurre il rischio di *overfitting* si è ricorsi alla tecnica di *data augmentation*, aumentando la variabilità delle immagini per mezzo di azioni di manipolazione d'immagine: ritaglio, deformazione, variazioni di contrasto, rotazione e capovolgimento.

Partendo dalla versione pre-allenata, le due CNN sono state affinate con il *training set* di immagini di questo studio. Ciascuna CNN ha ricevuto le medesime immagini. Dal momento che in una radiografia possono essere compresenti due o più segni, è stato adottato un approccio *multi-label*. Con un approccio *multi-label*, per ogni segno analizzato la rete elabora un output in forma di numero; tale numero non è legato ad un valore di probabilità e non è interpretabile dall'operatore (un esempio di rete neurale come *black box*, v. Introduzione), che riceve in output solamente la diagnosi presunta, ossia l'elenco dei segni che la CNN ha identificato.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	FileName	PatientName	breed	specie	Projection	Quality	TAG	NOTE
6132	IM-0686-0001.dcm	LUIGINO	METICCIO	cane	LL	exclude	exclude	
6133	IM-0687-0002.dcm	LUIGINO	METICCIO	cane	DV	exclude	exclude	
6134	IM-0688-0001.dcm	PICCI	METICCIO	cane	LL	correct	pleural_effusion alveolar_pattern	
6135	IM-0689-0002.dcm	PICCI	METICCIO	cane	DV	correct	pleural_effusion alveolar_pattern	
6136	IM-0690-0001.dcm	NERO	EUROPEO DSH	gatto	LL	correct	no_finding	
6137	IM-0691-0002.dcm	NERO	EUROPEO DSH	gatto	DV	positioning	no_finding	
6138	IM-0699-0002.dcm	MICIA	EUROPEO	gatto	LL	correct	no_finding	tube
6139	IM-0700-0001.dcm	ZORBA	EUROPEO (DSH)	gatto	LL	correct	cardiomegaly	
6140	IM-0701-0002.dcm	ZORBA	EUROPEO (DSH)	gatto	DV	correct	cardiomegaly	
6141	IM-0702-0003.dcm	ZORBA	EUROPEO (DSH)	gatto	ADDOME SUP. DV	exclude	exclude	
6142	IM-0703-0004.dcm	ZORBA	EUROPEO (DSH)	gatto	ADDOME	exclude	exclude	
6143	IM-0704-0005.dcm	ZORBA	EUROPEO (DSH)	gatto	BACINO	exclude	exclude	
6144	IM-0705-0001.dcm	TOBY	LABRADOR	cane	LL	correct	interstitial_pattern	
6145	IM-0706-0002.dcm	TOBY	LABRADOR	cane	LL	correct	interstitial_pattern	
6146	IM-0707-0001.dcm	BILLY	MAINE COON	gatto	LL	correct	pleural_effusion alveolar_pattern bronchial_pattern	
6147	IM-0708-0002.dcm	BILLY	MAINE COON	gatto	DV	positioning	exclude	
6148	IM-0709-0001.dcm	MILA		gatto	LL	correct	diaphragmatic_hernia	
6149	IM-0710-0002.dcm	MILA		gatto	DV	correct	diaphragmatic_hernia	
6150	IM-0711-0003.dcm	MILA		gatto	ADDOME LL	exclude	exclude	
6151	IM-0712-0004.dcm	MILA		gatto	LL	positioning	exclude	
6152	IM-0713-0001.dcm	BILLY		gatto	LL	correct	bronchial_pattern	
6153	IM-0727-0001.dcm	JOY	CHIHUAUA	cane	LL	correct	alveolar_pattern interstitial_pattern	
6154	IM-0728-0002.dcm	MICIO	EUROPEO (DSH)	gatto	DV	positioning	alveolar_pattern hernia	
6155	IM-0729-0003.dcm	MICIO	EUROPEO (DSH)	gatto	LL	correct	alveolar_pattern hernia	
6156	IM-0730-0001.dcm	cane		cane	LL	positioning	alveolar_patter interstitial_pattern	
6157	IM-0731-0002.dcm	cane		cane	DV	positioning	alveolar_pattern interstitial_pattern	
6158	IM-0737-0001.dcm	MICIA	EUROPEO	gatto	LL	correct	no_finding	tube
6159	IM-0738-0002.dcm	MICIA	EUROPEO	gatto	LL	correct	no_finding	tube
6160	IM-0741-0001.dcm	LULLY	METICCIO	cane	DV	positioning	no_finding	
6161	IM-0755-0001.dcm	MICIO	EUROPEO (DSH)	gatto	LL	correct	no_finding	

Immagine 3.1 - Acquisizione di una schemata esemplificativa del foglio di lavoro Excel.

3.5 - Metodi statistici

Per le analisi statistiche si è impiegato uno script in linguaggio di programmazione Python (versione 3.6) sviluppato appositamente per lo studio.

L'accuratezza diagnostica delle due CNN è stata valutata, per ciascun segno radiografico considerato, per mezzo dell'area sottesa alla curva ROC (AUROC, o più semplicemente AUC) (Park et al., 2004). La curva ROC (Receiver Operating Characteristics) è una tecnica statistica che permette di misurare l'accuratezza di un test diagnostico quando questo si basi su una scala di valori continui, permettendo tra l'altro di identificare un valore soglia ottimale per ciascun test (D'Arrigo et al., 2011).

Si è calcolata l'accuratezza complessiva delle due CNN sul test set. Si riportano nelle tabelle 4.1 e 4.2 i valori di AUC, Sensibilità, Specificità, Rapporto di verosimiglianza positivo (PLR - Positive Likelihood Ratio) e Rapporto di verosimiglianza negativo (NLR - Negative Likelihood Ratio) che le due CNN hanno dimostrato nell'individuare i sei segni radiografici infine considerati, e nel riconoscere le radiografie nei limiti della norma.

Per confrontare la performance diagnostica delle due CNN è stato utilizzato il test di DeLong, mettendo a confronto le due AUC per ogni segno considerato, e ponendo $p < 0,05$. I risultati sono espressi in termini di z-score.

4. Risultati

Si riportano nelle tabelle 4.1 e 4.2, per entrambe le CNN, i valori calcolati di AUC, Sensibilità, Specificità, PLR e NLR per l'individuazione delle radiografie nei limiti della norma e dei sei segni radiografici infine considerati.

Segno radiografico	AUC	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
No finding	0.86 (0.79-0.94)	92.6 (82.1-97.9)	66.9 (55.5-80.4)	2.8 (1.8-4.3)	0.1 (0.0-0.3)
Cardiomegalia	0.71 (0.55-0.85)	66.7 (34.9-90.0)	67.9 (56.8-77.6)	2.0 (1.2-3.4)	0.5 (0.2-1.0)
Pattern bronchiale	0.94 (0.84-1)	81.8 (48.2-97.7)	94.1 (86.8-98.0)	13.9 (5.7-34.0)	0.2 (0.1-0.7)
Versamento pleurico	0.97 (0.95-1)	85.7 (42.1-99.7)	96.6 (90.5-99.3)	25.4 (8.0-80.5)	0.2 (0.0-0.9)
Pattern alveolare	0.95 (0.90-1)	82.5 (56.6-96.2)	93.7 (85.8-97.9)	13.0 (5.4-31.3)	0.2 (0.1-0.5)
Massa	0.58 (0.24-0.92)	33.3 (4.0-77.7)	81.1 (71.5-88.6)	1.7 (0.5-5.9)	0.8 (0.4-1.5)
Pneumotorace	0.83 (0.70-0.96)	33.3 (4.3-77.7)	90.0 (81.9-95.3)	3.3 (0.9-12.0)	0.7 (0.4-1.3)

Tabella 4.1 - Performance di ResNet50 sul test set.

Segno radiografico	AUC	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
No finding	0.86 (0.79-0.94)	83.3 (70.7-92.1)	76.2 (60.6-88.0)	3.5 (2.0-6.1)	0.2 (0.1-0.4)
Cardiomegalia	0.71 (0.53-0.88)	50.0 (21.1-78.9)	83.3 (73.6-90.6)	3.0 (1.4-6.3)	0.6 (0.3-1.0)
Pattern bronchiale	0.88 (0.70-1)	81.8 (48.4-97.7)	83.5 (73.9-90.7)	5.0 (2.9-8.6)	0.2 (0.1-0.8)
Versamento pleurico	0.99 (0.97-1)	85.7 (42.1-99.6)	94.4 (87.4-98.2)	15.3 (6.2-37.7)	0.2 (0.0-0.9)
Pattern alveolare	0.93 (0.86-1)	82.4 (56.6-96.2)	93.7 (85.8-97.9)	13.0 (5.4-31.2)	0.2 (0.1-0.5)
Massa	0.54 (0.22-0.85)	33.3 (4.33-77.7)	86.7 (77.9-92.9)	2.5 (0.7-8.7)	0.8 (0.4-1.4)
Pneumotorace	0.78 (0.52-1)	66.7 (22.3-95.7)	78.9 (69.0-86.8)	3.2 (1.6-6.3)	0.4 (0.1-1.3)

Tabella 4.2 - Performance di Inception-v3 sul test set.

I risultati del test di DeLong non hanno dimostrato differenze significative tra le performance delle due CNN.

L'accuratezza complessiva sul test set è risultata pari a 84,1% per ResNet50 e pari a 81,8% per Inception-v3.

5. Discussione

L'obiettivo dello studio è stato raggiunto in maniera parziale: è stato sviluppato un algoritmo in grado di riconoscere automaticamente i più comuni segni radiografici indicativi di patologie all'interno di radiografie toraciche di gatti, anche se non per tutte le lesioni che ci si era inizialmente proposti.

Il confronto delle prestazioni delle due CNN (tabelle 4.1 e 4.2) porta a considerarle molto simili in termini di accuratezza diagnostica.

L'accuratezza dell'algoritmo sviluppato è paragonabile addirittura all'accuratezza di algoritmi similari sviluppati per l'indagine radiografica del torace del cane (Banzato et al., 2021b) (Boissady et al., 2020) e dell'uomo (Guan e Huang, 2021). Tale somiglianza nelle prestazioni, nonostante il database di immagini utilizzato in questo studio sia molto ridotto rispetto agli studi appena citati³, può essere ricondotta ad una standardizzazione molto più elevata nelle radiografie toraciche dei gatti in confronto ai cani, i quali presentano dimensioni e morfologie riconducibili alla razza estremamente più varie.

Un'altra ipotesi, più demoralizzante, è che al momento tutti gli studi si trovino in un lungo tratto di plateau della curva delle prestazioni dell'algoritmo, per cui potrebbero essere necessarie risorse enormi per raggiungere un livello comunque di poco superiore.

Entrambe le architetture hanno rivelato una AUC superiore a 0,90 per l'identificazione di versamento pleurico (0,97 per ResNet50 e 0,99 per Inception-v3) e di pattern alveolare (0,95 e 0,93); ResNet50 ha dimostrato una AUC pari a 0,94 per il pattern bronchiale, mentre per lo stesso segno Inception-v3 riporta un valore di 0,88.

ResNet50 riporta comunque valori di AUC superiori a 0,80 per l'identificazione di radiografie nei limiti della norma (0,86) e con pneumotorace (0,83), seppure con una sensibilità del 33,3% solamente. Oltre al pattern bronchiale riportato nel paragrafo precedente, Inception-v3 riporta una AUC tra 0,80 e 0,90 soltanto per radiografie nei limiti della norma (0,86), ed è più bassa per lo pneumotorace (0,78), sebbene dimostri una sensibilità doppia rispetto alla ResNet50.

Per quanto concerne l'identificazione di cardiomegalia, entrambe le architetture riportano una AUC di 0,71. ResNet50 si rivela più sensibile, Inception-v3 più specifica. Un risultato del genere non stupisce, poiché si è già discusso in Introduzione delle maggiori difficoltà nel diagnosticare cardiomegalia nei gatti in confronto ai cani, e a questo va

³ 2431 radiografie LL di torace di cane (Banzato et al., 2021b), 15 780 radiografie miste tra cani (87,5%) e gatti, in proiezione LL (64,6%) e VD (Boissady et al., 2020), 112 120 radiografie frontali del torace umano (Guan e Huang, 2021).

aggiunto il fatto che l'indagine radiografica del cuore è poco sensibile, sebbene discretamente specifica, nel caso di cardiomegalia lieve (Guglielmini e Diana, 2015); inoltre alcuni segni di cardiomegalia (come il *Valentine heart*) si apprezzano meglio in proiezione DV, mentre questo studio è stato condotto solo su radiografie LL.

La AUC relativa all'identificazione di masse intratoraciche si è rivelata bassa in entrambe le architetture (0,58 per ResNet50 e 0,54 per Inception-v3), con una sensibilità pari per entrambe a 33,3%. Essendo ben note le conseguenze potenzialmente gravissime di una neoformazione non diagnosticata, si può dichiarare che l'algoritmo sviluppato è inadatto per l'identificazione di questo genere di lesioni, che statisticamente passeranno inosservate due volte su tre. L'insuccesso dell'algoritmo per quanto concerne questa lesione si può addurre alla scarsità di esempi presenti nel database (54 in totale, divisi nei tre set), e al fatto che una neoformazione può avvenire potenzialmente in qualsiasi distretto toracico, anche se le cause più comuni di masse in radiografia sono dovute a linfadenomegalia, sempre nelle stesse regioni.

5.1 – VERA

VERA è l'acronimo di *Virtual vEterinary Radiology Assistant*, ed è un software di CADe basato su un programma di intelligenza artificiale, sviluppato dal Dipartimento di Medicina Animale, Produzioni e Salute della Facoltà di Medicina Veterinaria dell'Università degli Studi di Padova. VERA si basa sugli stessi principi con cui è stato condotto questo studio, è stata allenata con circa 12 000 radiografie toraciche di cane sia LL e VD-DV, ed ha la capacità di rilevare alcune delle lesioni più comuni in tali radiografie.

I risultati ottenuti in questo studio potrebbero portare all'implementazione di VERA anche nella lettura di radiografie toraciche LL di gatto.

VERA funziona online, momentaneamente ancora in versione beta e non disponibile a tutti.

5.2 – Responsabilità

Poiché l'intelligenza artificiale è comunque plasmata dall'uomo, non può ricevere completa fiducia in ambiti di cui l'uomo stesso non ha ancora compreso appieno le leggi, come appunto la Medicina Veterinaria.

L'intelligenza artificiale può essere un validissimo supporto al Medico Veterinario nella pratica clinica, come lo è già in altri ambiti professionali, ma ogni suo *output* va accolto con il giusto spirito critico che richiede un “comportamento secondo scienza, coscienza e professionalità”, imposto al Medico Veterinario proprio nel Codice Deontologico (FNOVI, 2019), all'Art. 8, il quale stabilisce inoltre che “la diagnosi a fini preventivi, terapeutici e riabilitativi è una diretta, esclusiva e non delegabile competenza del Medico Veterinario, da esercitarsi in autonomia e responsabilità”.

Va pertanto contro il Codice Deontologico accettare ciecamente una diagnosi avanzata da qualunque entità diversa dal Medico Veterinario.

Lagioia (2016) ha indagato le possibili responsabilità penali derivanti dagli errori che possono derivare dall'impiego di programmi di IA in Medicina Umana, giungendo alla conclusione che tali responsabilità sono imputabili al produttore ed al sistema, o all'utente, in una misura da 0 a 100% in funzione del livello di automazione del programma: se il livello di automazione è nullo, la responsabilità ricade interamente sull'utente; se il livello di automazione è dichiarato come massimo, la responsabilità ricade interamente sul produttore e sul sistema; in caso di livello di automazione intermedio, vi è un aumento del rischio di responsabilità per tutte le figure.

Le IA non sono soggetti di diritto penale, e non sono pertanto condannabili. Una IA non può cogliere il disvalore di una condanna, e non è possibile paragonare una riprogrammazione ad una funzione educativa e riabilitativa, perché si parlerebbe allora di un nuovo programma.

Anche volendo indagare la possibilità che le IIAA possano diventare a breve soggetti di diritto, spostandoci decisamente al di fuori dell'ambito della Medicina Veterinaria ed entrando in quello della Giurisprudenza, troviamo comunque un collegamento con la legislazione che riguarda gli animali, col cosiddetto *modello zoologico*. Il modello zoologico pone in analogia IA ed animali, riconoscendo ad entrambi capacità cognitive e stati mentali: non essendo gli animali soggetti di diritto penale, è illogico che lo possa diventare un programma di IA. Così come l'uomo ha diritto di proprietà e possesso sugli animali, ha diritto di proprietà e possesso sulle IIAA, e come è tenuto a rispondere civilmente e penalmente dei danni causati dai propri animali, deve essere tenuto a rispondere dei danni causati dai programmi di IA in suo possesso (Lagioia, 2016).

A meno che il produttore non abbia agito con dolo, sarebbe sbagliato puntare il dito contro chi ha sviluppato il programma, dato che uno sviluppo serio presuppone anche uno studio della bontà dell'accuratezza diagnostica, che non sarà mai pari al 100%. Sarebbe

comunque consigliabile per il produttore riportare chiaramente nelle condizioni d'uso che si declina ogni responsabilità di errore di diagnosi, per evitare possibili cavilli legali. La schermata di benvenuto del sito web di VERA riporta: "Avviso: questo modello non può essere ritenuto in alcun modo uno strumento diagnostico e le informazioni contenute sono per uso esclusivo del medico veterinario che in definitiva è l'unico responsabile per le scelte cliniche effettuate sul paziente". La responsabilità d'uso è pertanto del Medico Veterinario che impiega il programma di IA nella pratica clinica.

La "A" in VERA sta appunto per "*Assistant*", poiché il programma è proposto come aiuto, non di pari grado, del Medico Veterinario. Non sarebbe comunque conveniente per un produttore presentare un software di CAD o CADE basato su algoritmi di IA alla stregua di uno specialista, poiché la Corte di Cassazione si è già espressa⁴ (con riferimento alla Medicina Umana) sui profili di responsabilità di un Medico interpellato per un consulto specialistico, attribuendogli gli stessi obblighi professionali dei medici che hanno primariamente in cura il paziente, tra cui la responsabilità.

5.3 – Proposte di studi

Si raccolgono in questo paragrafo le idee per lavori futuri, nate dalla mancanza di bibliografia in merito o dalla necessità di aumentare le capacità dell'algoritmo di IA oggetto di questo studio.

- Studio dell'incidenza degli errori diagnostici su radiografie toraciche da parte di Medici Veterinari.
- Ampliamento del database di radiografie toraciche di gatti in proiezione VD-DV, per sviluppare un algoritmo capace di rilevare le lesioni anche in tali proiezioni.
- Miglioramento delle prestazioni dell'algoritmo oggetto di questo studio, sia in termini di accuratezza diagnostica per le lesioni già considerate, che in termini di nuovi segni che potrebbero essere riconosciuti, che in termini di capacità di generalizzazione, aumentando il numero di radiografie in database, preferibilmente ottenute da istituzioni diverse.

⁴ Cass., sezione IV, 18 dicembre 2009, n. 3365, in Cass. pen., 2011, 2586, con nota di A. Panetta.

6. Conclusioni

Si propone questo algoritmo di CADe basato su intelligenza artificiale. Tale algoritmo ha dimostrato accuratezza elevata nel rilevare, all'interno di radiografie toraciche di gatto in proiezione LL, segni di versamento pleurico, di pattern alveolare, di pattern bronchiale, e nel riconoscere le radiografie rientranti nei limiti della norma. L'accuratezza si è dimostrata moderata nella rilevazione di segni di pneumotorace e cardiomegalia, e bassa per quanto riguarda la rilevazione di masse.

Delle due strutture di CNN testate, ResNet50 si è dimostrata lievemente migliore. Ampliare il database ne migliorerebbe le prestazioni, e aggiungere radiografie provenienti da altre istituzioni veterinarie ne migliorerebbe la capacità di generalizzazione.

L'algoritmo sviluppato potrebbe essere impiegato sin da ora nella pratica clinica per prestare un supporto a Medici Veterinari non esperti. Questo potrebbe valere soprattutto in situazioni di emergenza in Pronto Soccorso, quando può capitare che, per mancanza di tempo o perché lo stato emotivo influenza lo stato cognitivo del Medico Veterinario, il clinico erroneamente non dedichi il tempo necessario all'interpretazione della radiografia scattata.

Si ribadisce che tali algoritmi di CAD e CADe basati su IA non devono mai sostituire il Medico Veterinario nell'emissione della diagnosi. La responsabilità di un errore diagnostico è imputabile solamente al clinico che fa uso del programma senza il necessario spirito critico.

Resta fondamentale il fatto che le radiografie che verranno caricate su VERA debbano essere di ottima qualità. Troppo spesso i medici veterinari tendono a sovrastimare la qualità diagnostica delle radiografie che acquisiscono: in uno studio (Nuth et al., 2014) solo il 7% delle radiografie prese in esame sono risultate completamente prive di imperfezioni, mentre tutte le altre erano caratterizzate da almeno un errore di esposizione, posizionamento del paziente, centratura, o collimazione del fascio radiogeno.

Non è però corretto dire che i medici veterinari dovranno prestare maggior attenzione alla qualità delle radiografie che sottoporranno agli algoritmi di CAD e CADe, perché sarebbe auspicabile che tali attenzioni vengano dedicate alla pratica clinica di ogni giorno.

7. Bibliografia

Articoli:

Banzato T., Wodzinski M., Tauceri F., Donà C., Scavazza F., Müller H. e Zotti A. 2021. An AI-based algorithm for the automatic classification of thoracic radiographs in cats. *Frontiers in Veterinary Science*. doi: 10.3389/fvets.2021.731936.

Banzato T., Wodzinski M., Burti S., Longhin Osti V., Rossoni V., Atzori M. e Zotti A. 2021. Automatic classification of canine thoracic radiographs using deep learning. *Sci Rep*. 11:1–8. doi: 10.1038/s41598-021-83515-3.

Boissady E., de La Comble A., Zhu X. e 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. *Vet Radiol Ultrasound*. 61:619–27. doi: 10.1111/vru.12912.

Bruno M. A., Walker E. A. e Abujudeh H. H. 2015. Understanding and confronting our mistakes: the epidemiology of error in radiology and strategies for error reduction. *RadioGraphics*. 35:1668–76. doi: 10.1148/rg.2015150023.

Burti S., Longhin Osti V., Zotti A. e Banzato T. 2020. Use of deep learning to detect cardiomegaly on thoracic radiographs in dogs. *The Veterinary Journal* 262. doi: 10.1016/j.tvjl.2020.105505.

D'Arrigo G., Provenzano F., Torino C., Zoccali C. e Tripepi G. 2011. I test diagnostici e l'analisi della curva ROC. *Giornale Italiano di Nefrologia: Organo Ufficiale della Società Italiana di Nefrologia*. 28(6):642-7.

Dondeti S., Kannan K. e Manavalan R. 2004. Insights into Artificial Neural Networks and its implications for Pharmacy – A Tutorial Review: Part-1. *Indian journal of pharmaceutical education* 38.

Guan Q. e Huang Y. 2021. Multi-label chest X-ray image classification via category-wise residual attention learning. *Pattern Recognit Lett*. 130:259–66. doi: 10.1016/j.patrec.2018.10.027

Guglielmini C. e Diana A. 2015. Thoracic radiography in the cat: Identification of cardiomegaly and congestive heart failure. *J Vet Cardiol*. 17:S87–S101. doi: 10.1016/j.jvc.2015.03.005.

He K., Zhang X., Ren S. e Sun J. 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

Lamb C. R., Pfeiffer D. U. e Mantis P. 2007. Errors in Radiographic Interpretation Made by Veterinary Students. *Journal of Veterinary Medical Education* 34(2):157-9. DOI: 10.3138/jvme.34.2.157.

Nuth E. K., Armbrust L. J., Roush J. K. e Biller D. S. 2014. Identification and effects of common errors and artifacts on the perceived quality of radiographs. *Journal of the American Veterinary Medical Association*, 244(8), 961-967. DOI: <https://doi.org/10.2460/javma.244.8.961>

O'Shea K. e Nash R. 2015. An Introduction to Convolutional Neural Networks. ArXiv. doi: arXiv:1511.08458v2.

Park S. H., Goo J. M. e Jo C. H. 2004. Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve: Practical Review for Radiologists. *Korean J Radiol.* 2004 Jan-Mar;5(1):11-18. <https://doi.org/10.3348/kjr.2004.5.1.11>

Szegedy C., Vanhoucke V., Ioffe S., Shlens J. e Wojna Z. 2016. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 2818-2826, doi: 10.1109/CVPR.2016.308.

Tzeng F. Y. e Ma K. L. 2005. Opening the black box - data driven visualization of neural networks. VIS 05. IEEE Visualization. pp. 383-390. doi: 10.1109/VISUAL.2005.1532820.

Waite S., Kolla S., Reede D., Gale B., Fuchs T. e Scott J. 2016. Interpretive error in radiology. *Am J Roentgenol.* 208:739-49. doi: 10.2214/ajr.16.16963.

Yamashita R., Nishio M., Kinh Gian Do R. e Togashi K. 2018. Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. SpringerOpen. doi: 10.1007/s13244-018-0639-9.

Zech J. R., Badgeley M. A., Liu M., Costa A. B., Titano J. J. e Oermann E. K. 2018. Variable generalization performance of a deep learning model to detect pneumonia in chest radiographs: A cross-sectional study. *PLoS Med* 15(11): e1002683. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002683>.

Libri:

Bloch A. 1999. La Legge di Murphy del 2000 e altre cose che possono andar male nel nuovo millennio. Zingonia (BG): S.A.T.E. s.r.l. per Longanesi & C. ISBN 88-304-1692-4.

Bradley K. 2016. Radiology of the Thorax. In BSAVA Manual of Canine and Feline Radiography and Radiology, ed. Holloway A. e McConnell J. F., 109-114. E-book: British Small Animal Veterinary Association. e-ISBN: 978-1-9104431-8-7.

Kealy J. K., McAllister H. e Graham J. P. 2011. Chapter three - The Thorax. In Diagnostic Radiology and Ultrasonography of the Dog and Cat. Fifth edition, ed. Kealy et al., 199-350. E-book: Saunders, an imprint of Elsevier Inc. ISBN: 978-1-4377-0150-0.

Mazzetti A. 1991. Una nuova sfida tecnologica. Reti Neurali Artificiali. Introduzione ai principali modelli e simulazione su personal computer. Rodano Millepini (MI): Apogeo - Editrice di Informatica e RAI - Telesoftware. ISBN 88-7303-002-5.

Stocchero M. 2012. Tecniche multivariate per la costruzione dei modelli. In Chemoinformatica: soluzioni e strumenti per scienze e tecnologie biomediche, ed. Mabilia M. et al., 89-91. Segrate (MI): Springer Science & Business Media. e-ISBN 978-88-470-2409-0 DOI 10.1007/978-88-470-2409-0.

Thrall D. E., Alexander K., Gaschen L., Samii V. F., Randall E. K. e Bahr R. 2018. Section IV - The Thoracic Cavity: Canine, Feline, and Equine. In Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology, 7th edition, ed. D. E. Thrall, 567-734. E-book: Elsevier. ISBN: 978-0-323-48247-9.

- 2019. Codice Deontologico. Consiglio Nazionale FNOVI Federazione Nazionale Ordini Veterinari. Torino, 15 novembre.

Tesi di Laurea e Dottorato:

Donà C. 2022. Valutazione della performance di un algoritmo di intelligenza artificiale nella rilevazione automatica delle lesioni toraciche di cane e gatto in radiografie provenienti da database differenti. Relatore Banzato T.. Correlatore Burti S.. Dipartimento di Medicina Animale Produzioni e Salute, Facoltà di Medicina Veterinaria, Università degli Studi di Padova, Legnaro.

Lagioia F. 2016. Responsabilità Penale e Automazione nell'E-Health. Relatore Sartor G. Dottorato di ricerca in Diritto e Nuove Tecnologie. Alma Mater Studiorum - Università di Bologna, Bologna.

Scavazza F. 2022. 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 Banzato T.. Dipartimento di Medicina Animale Produzioni e Salute, Facoltà di Medicina Veterinaria, Università degli Studi di Padova, Legnaro.

Talarico C. 2022. IA e diagnostica per immagini in Medicina Veterinaria - stato dell'arte e prospettive future. Relatore Banzato T.. Dipartimento di Medicina Animale Produzioni e Salute, Facoltà di Medicina Veterinaria, Università degli Studi di Padova, Legnaro.

Sitografia ed elementi multimediali:

Filedict. 2018. <http://en.filedict.com/mha-metaimage-medical-format-20602/>

Mathworks. 2022. <https://it.mathworks.com/help/deeplearning/ref/resnet50.html>
<https://it.mathworks.com/help/deeplearning/ref/inceptionv3.html>
<https://it.mathworks.com/help/deeplearning/ug/pretrained-convolutional-neural-networks.html>

MinSal, Ministero della Salute della Repubblica Italiana. Banca dati dell'Anagrafe Animali d'Affezione. 2022. https://www.salute.gov.it/anagcaninapublic_new/AdapterHTTP

MSD Veterinary Manual. 2020. <https://www.msdrvmanual.com/special-pet-topics/diagnostic-tests-and-imaging/diagnostic-imaging>

VERA Virtual vEterinary Radiology Assistant (beta). 2022.
<https://vera.beta.megiston.com/dashboard>

Wordreference. 2022. <https://www.wordreference.com/>

Zotti A. 2020. Slide per il corso di Diagnostica per Immagini, e appunti annotati dall'autore. Università degli Studi di Padova, Facoltà di Medicina Veterinaria, a.a. 2020-2021, Legnaro.

Ringraziamenti

Ci vuole impegno per evitare che questa sezione diventi la più corposa dell'elaborato. Grazie:

a mamma e papà, che mi hanno sempre supportato in quest'impresa, non mi hanno fatto mancare niente e non mi hanno messo pressione. "Da grande" non voglio solo fare il medico veterinario, voglio anche essere un po' Franco e un po' Tatiana.

a tutti i membri di famiglia pelosi.

Grazie Freki, anche se ero piccolo e probabilmente non avevo neanche idea che esistesse il Veterinario, tu intanto mi hai dato le prime lezioni.

Grazie Houdini e Gelsomina.

Forse sei stata tu, Geri, a farmi capire già alle elementari cosa mi sarebbe piaciuto fare da grande; mi hai fatto vivere momenti indimenticabili come la nascita di Falkor e Fata, mi hai scortato fino all'inizio del mio percorso universitario; sono sempre stato fiero di te, immagino che soprattutto ora lo sia anche tu.

Lo stesso vale per te, Falkor, castròn, miglior mio amico. Festeggiamo, saltiamo, e tirami una testata sul mento.

L'affetto che continui a mostrarmi dopo esser stato un mio paziente, Musky, è per me una delle migliori prove della bontà del mio lavoro.

Grazie Bora per avermi gonfiato nuovamente le vele dopo un enorme smacco. Grazie per le pagliacciate che mi hanno fatto ridere, per esserti prestata come modello anatomico, per avermi scortato in questo percorso come mia amica. Grazie per Amelia.

Grazie Amelia per avermi messo alla prova ancor prima di nascere, e per la magia che hai portato in quest'ultimo anno di studi.

ai familiari che negli ultimi anni non mi hanno fatto mancare ogni tipo di supporto per gli studi, fosse qualche soldino, o mille auguri per la mia carriera universitaria. Grazie Nonna Esther, anche se ci siamo salutati che i miei studi erano ancora solo un progetto. Grazie Nonno Sandy. Grazie Zia Nives. Grazie Margherita, Simone e Sergio.

Grazie Vivi per la competizione implicita, probabilmente sentita solo da me, che mi ha fatto raggiungere certi risultati anche per la necessità di essere un bravo fratello maggiore.

al mio veterinario di fiducia, Egon, e a Ricky, che mi hanno introdotto alla professione e mi han fatto mettere le mani in pasta già prima della laurea. Grazie, Colleghi.

a tutti gli abitanti del mondo del ciclismo che hanno dimostrato la giusta sensibilità e attenzioni verso le mie necessità, e che oltre a coltivare e festeggiare i miei successi sportivi si sono sempre interessati anche ai miei successi universitari. Grazie di avermi permesso di continuare queste attività parallele, *diesse* Christian e tutta la A.S.D. 360 MTB, che mi ha accolto in un mio momento di difficoltà.

ai miei amici. Dove sarei senza?

Dall'università

Chiara e Filippo, assieme ai quali le migliaia di radiografie e le decine di ore di lavoro sono sembrate molte meno.

Ceci, miglior mia amica in questo percorso dal primo anno, fidata compagna di ripassi, cene, confessioni, concerti e karaoke di dubbio gusto, di un altruismo smisurato in materia di appunti.

Dani, sempre il primo a dare un esame, e poi subito pronto a dare una mano a chi lo stava ancora preparando. Tipo me. Non è un caso che Daniele e Cecilia siano i primi due laureati della coorte.

E tutti i miei compagni di corso, e di università, che hanno condiviso con me anche un solo piacevole momento di studio, di relax, di festa.

A casa

Mati, Samu, Orso, Manuel e Maver, eterogenea, sgangherata, fidata e affezionata compagnia che in questi cinque anni mi ha permesso di staccare i pensieri dall'università per qualche ora quando ci incontravamo.

al Professor Banzato, che mi ha subito accolto nel suo progetto per ricavarne questa Tesi di Laurea, portandomi ad approfondire le mie conoscenze in campi interessanti. Grazie per le correzioni e le spiegazioni, per il rapporto umano e l'ambiente sereno in cui mi sono ritrovato a lavorare. Ho sentito diversi laureati lamentarsi del proprio Relatore, io non avrò motivo di fare lo stesso.

a tutti gli animali, di ogni specie, che sono stati parte della mia formazione in mille modi.

Ubi mors gaudet succurrere vitae.

