

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Dipartimento di Medicina Animale, Produzioni e Salute

Corso di laurea magistrale a ciclo unico in

MEDICINA VETERINARIA

Sviluppo e Test di un algoritmo basato
sull'Intelligenza Artificiale per la valutazione
automatica della qualità di radiografie
toraciche latero-laterali di gatto

Relatore

Prof. Banzato Tommaso

Correlatrice

Dott.ssa Burti Silvia

Laureanda

Chiara Speziari

Matricola n.

1239660

ANNO ACCADEMICO 2023/2024

*“Fino a quando non avrai amato un animale,
una parte della tua anima rimarrà sempre senza luce”*

Anatole France

*A Briciola, Santiago, Miky e Australia.
A Cleo, Panna, Pepe, Chicca, Cookie e Dobby.*

SOMMARIO

CAPITOLO 1 RIASSUNTO	1
CAPITOLO 2 ABSTRACT	5
CAPITOLO 3 INTRODUZIONE	9
3.1 Errori di interpretazione radiografica in radiologia veterinaria	9
3.2 Utilizzo di sistemi di IA per migliorare l'efficacia diagnostica	11
3.3 Intelligenza artificiale	12
3.3.1 Machine Learning	14
3.3.2 Deep Learning.....	16
3.3.3 Reti Neurali Convolutionali	18
3.3.4 Addestramento di una CNN.....	23
3.3.5 Overfitting.....	25
3.3.6 Transfer Learning.....	28
3.3.7 VERA.....	30
CAPITOLO 4 RADIOLOGIA TORACICA DEL GATTO	33
4.1 Principi di interpretazione radiografica	33
4.1.1 Formazione dell'immagine	34
4.1.2 Geometria radiografica	35
4.2 Radiologia Digitale.....	37
4.3 La qualità radiografica.....	39
4.4 Proiezioni radiografiche e corretto posizionamento del paziente.....	43
4.4.1 Proiezione Latero-Laterale.....	45
4.4.2 Proiezioni Sagittali.....	47
4.4.3 Contenimento del paziente.....	51
4.5 Differenze anatomiche e radiografiche tra cane e gatto	52

4.6 Fattori di variabilità radiografica nel gatto	54
4.7 Reperti patologici più frequenti nelle radiografie di gatto	55
4.7.1 Pattern Interstiziale	55
4.7.2 Pattern Bronchiale	57
4.7.3 Pattern Alveolare	59
4.7.4 Versamento Pleurico.....	62
4.7.5 Pneumotorace	64
4.7.6 Pneumomediastino.....	65
4.7.7 Pneumoderma	66
4.7.8 Megaesofago.....	67
4.7.9 Masse	69
4.7.10 Fratture.....	71
4.7.11 Ernia Diaframmatica.....	72
4.7.12 Cardiomegalia.....	74
CAPITOLO 5 OBIETTIVI DELLO STUDIO	79
CAPITOLO 6 MATERIALI E METODI	81
6.1 Raccolta dati e creazione del database	81
6.2 Analisi delle immagini	81
6.3 Aspetti qualitativi considerati.....	83
6.4 Allenamento della rete neurale.....	91
6.5 Analisi statistica	91
CAPITOLO 7 RISULTATI	95
CAPITOLO 8 DISCUSSIONE	99
8.1 Confronto con la Letteratura	101
8.2 Confronto delle Performance dell’algoritmo tra Cane e Gatto	102
8.3 Limiti dello studio	104
8.4 Responsabilità	105

CAPITOLO 9 CONCLUSIONI	109
CAPITOLO 10 BIBLIOGRAFIA.....	113
10.1 Articoli.....	113
10.2 Libri	124
10.3 Altri documenti consultati	125
10.4 Sitografia.....	125

Capitolo 1

RIASSUNTO

L'indagine radiografica in medicina veterinaria rappresenta un importante strumento diagnostico, spesso utilizzato come primo screening in situazioni di emergenza o di controllo preanestetico e preoperatorio dei pazienti. Poiché l'imaging medico contribuisce in modo determinante al processo diagnostico complessivo, rappresenta anche una delle principali fonti potenziali di errori diagnostici. Una parte di questi errori, definiti errori tecnici, possono essere dovuti all'errato posizionamento del paziente o all'errato settaggio dei parametri radiografici.

Gli algoritmi di Intelligenza Artificiale, sempre più diffusi ed utilizzati nella diagnostica per immagini veterinaria, potrebbero rivelarsi un utile strumento per ridurre gli errori tecnici, indicando all'operatore se e in che misura l'immagine radiografica non è stata scattata in maniera corretta, suggerendo quindi di ripetere lo studio ed evitando di incorrere nell'errata interpretazione di un'immagine che può rivelarsi fuorviante.

In quest'ottica, si è provveduto a sviluppare, allenare e verificare l'efficacia di un algoritmo di Intelligenza Artificiale nell'identificare le radiografie toraciche latero-laterali di gatto che risultano essere non utilizzabili ai fini diagnostici per errori di posizionamento e/o esposizione.

È stato utilizzato un database di 2.158 immagini radiografiche toraciche latero-laterali di gatti adulti. In fase di addestramento, ad ogni alterazione della qualità radiografica è stato associato, tramite valutazione manuale, uno o più dei seguenti Tag: Correct, Underexposed, Overexposed, Blurred, Rotated, Cut, Foreign_object, Neck_mispositioning e Limb_mispositioning. Le immagini sono state successivamente suddivise in Set di Training, Validation e Test, mantenendo un equilibrio tra le etichette applicate.

Le immagini sono state convertite da formato DICOM a MHA per permetterne l'utilizzo da parte delle Rete Neurale Convolutionale ResNet-50, preaddestrata sul database ImageNet. L'accuratezza del modello è stata valutata utilizzando la curva ROC e l'area sottostante ad essa (AUC). Sono inoltre stati calcolati Sensibilità, Specificità,

PLR e NLR per ognuno dei Tag qualitativi considerati. Le prestazioni della CNN sono state classificate in base ai valori di AUC, da eccellente a scarsa.

L'algoritmo è stato in grado di classificare correttamente gli errori qualitativi nelle radiografie toraciche latero-laterali di gatto con un'accuratezza complessiva del 78%. Gli errori identificati con maggior precisione sono stati quelli relativi ai Tag Overexposed, Cut e Limb_mispositioning. L'accuratezza è risultata discreta per i Tag Rotated, Foreign_object e Neck_mispositioning, mentre è risultata scarsa per i Tag Blurred e Underexposed.

Alla luce dei dati raccolti, l'autrice ritiene che l'algoritmo basato sull'Intelligenza Artificiale sia uno strumento promettente per essere utilizzato in futuro nella pratica clinica, permettendo di migliorare l'accuratezza dell'interpretazione da parte dei medici veterinari, limitando gli errori tecnici che possono influenzare la diagnosi radiografica.

Capitolo 2

ABSTRACT

The radiographic investigation in Veterinary Medicine represents an important diagnostic tool, often used as a first screening in emergency situations or for pre-anaesthetic and pre-operative control of patients. Because medical imaging contributes significantly to the overall diagnostic process, it also represents a major potential source of diagnostic errors. Some of these errors, defined as technical errors, may be due to the incorrect positioning of the patient or the incorrect setting of radiographic parameters.

Artificial Intelligence algorithms, increasingly widespread and used in veterinary image diagnostics, could be a useful tool for reducing technical errors, by underlying if and to what extent the radiographic image was not taken correctly, suggesting therefore to repeat the study and avoid incurring the incorrect interpretation of an image which may prove misleading.

Steps were taken to develop, train and verify the effectiveness of an Artificial Intelligence algorithm in identifying lateral thoracic radiographs of cats that appear to be unusable for diagnostic purposes due to positioning and/or exposure errors.

The algorithm was trained using a database of 2.158 lateral thoracic radiographic images of adult cats. During the training phase, each error was associated, through manual evaluation, with one or more of the following tags: Correct, Underexposed, Overexposed, Blurred, Rotated, Cut, Foreign_object, Neck_mispositioning and Limb_mispositioning. The images were then divided into Training, Validation and Test Sets, maintaining a balance between the labels applied.

The images were converted from DICOM to MHA format to be used by the ResNet-50 Convolutional Neural Network, pre-trained on the ImageNet database. The accuracy of the model was assessed using the ROC curve and the area under it (AUC). Sensitivity, Specificity, PLR and NLR were also calculated for each of the errors considered. CNN performance was ranked based on AUC values, from excellent to poor.

The algorithm was able to correctly classify qualitative errors in cat lateral chest radiographs with an overall accuracy of 78%. The errors most precisely identified were

those classified as Overexposed, Cut and Limb_mispositioning. The accuracy was fair for Rotated, Foreign_object and Neck_mispositioning errors, while it was poor for the Blurred and Underexposed images.

The author concludes that the algorithm based on Artificial Intelligence is a promising tool to be used in clinical practice in the future, by allowing the veterinarians to improve the accuracy of interpretation, and by limiting technical errors that can influence the radiographic diagnosis.

Capitolo 3

INTRODUZIONE

3.1 Errori di interpretazione radiografica in radiologia veterinaria

Gli errori d'interpretazione in radiologia sono comuni sia nella medicina umana (Waite et al., 2016; Kelly et al., 2016) che in quella veterinaria (Alexander, 2010). Il tasso medio di errore in medicina umana è circa del 26% (Herman e Hessel, 1975) e, nonostante la sempre miglior formazione e specializzazione dei radiologi, è rimasto praticamente invariato negli ultimi cinquant'anni (Berlin, 2007). Nel 1949, Garland scoprì che i radiologi incorrevano in un tasso di errore del 33% nell'interpretazione delle radiografie positive (che contengono un'anomalia), misurato rispetto all'accordo di un gruppo di esperti. In una pratica clinica tipica (composta da studi normali e anormali), è stato riscontrato che il tasso di errore diagnostico è pari a circa il 4% (Siegle et al., 1998), che si traduce in circa 40 milioni di errori interpretativi all'anno in tutto il mondo (Bruno et al., 2015).

Gli errori d'interpretazione possono essere classificati in errori tecnici, di percezione e di analisi (Alexander, 2010). Gli errori tecnici sono quelli correlati alla creazione dell'immagine radiografica e includono: numero e tipo di proiezione, posizionamento del paziente, settaggio dei parametri radiografici, uso inappropriato di griglie e collimazione, errori di processazione e altri artefatti d'immagine. Anche se alcuni di questi errori sono stati limitati dall'introduzione della radiografia digitale, non sono però stati eliminati, anzi ne sono emersi di nuovi: ad esempio, sottoesposizione e sovraesposizione possono comunque ancora esserci (Drost et al., 2008; Jiménez et al., 2008); inoltre, deve essere considerato il mezzo attraverso cui vengono visualizzate le radiografie, in termini di luminosità, risoluzione, scala di grigi e calibrazione dello schermo (Krupinski, 2006).

Gli errori di percezione, definita come la consapevolezza del contenuto di un'immagine radiografica (Kundel, 2006), si hanno quando si cerca una lesione, e quindi nel trasformare una struttura tridimensionale partendo da un'immagine

bidimensionale. Comprendono sommazione, silhouetting, mach lines, magnificazione e distorsione, e spesso portano a diagnosi falsamente positive (Thrall Donald E., 2018); inoltre, è naturale concentrarsi solo sul centro dell'immagine, dimenticandosi sistematicamente di valutare le strutture ai margini, andando quindi incontro a falsi negativi.

Causa dell'errore	Spiegazione	Frequenza (%)
Complacency	Una lesione non patologica viene identificata ma attribuita alla causa sbagliata (risultato falsamente positivo)	0.9
Faulty Reasoning	La lesione viene identificata e interpretata come anomala ma viene attribuita alla causa sbagliata (risultato correttamente positivo ma classificato erroneamente)	9.0
Lack of Knowledge	La lesione viene riscontrata ma la si attribuisce alla causa sbagliata per mancanza di conoscenza da parte dell'interprete	3.0
Underreading (missed finding)	La lesione è presente ma non viene identificata	42.0
Poor Communication	Un'anomalia viene identificata e interpretata correttamente, ma il messaggio non arriva al clinico	0.0
Technique	La lesione non viene identificata a causa dei limiti dell'esame o della tecnica	2.0
Prior Examination	La lesione non viene identificata a causa della mancata consultazione di studi o radiografie precedenti	5.0
History	La lesione non viene identificata a causa di un'anamnesi clinica inaccurata o incompleta	2.0
Location	La lesione non viene identificata perché si trova al di fuori dell'area di interesse della radiografia	7.0
Satisfaction of Search	La lesione non viene identificata perché non si prosegue con la ricerca dopo che è stata identificata una prima anomalia	22.0
Complication	Una complicazione dovuta alla procedura	0.5
Satisfaction of Report	La lesione non viene identificata perché ci si affida al referto radiologico di un esame precedente	6.0

Tabella 3.1: Classificazione degli errori in diagnostica radiologica (Kim e Mansfield, 2014).

Gli errori di analisi si hanno invece quando si passa al secondo step dell'interpretazione radiografica, ovvero nel momento in cui si deve attribuire un significato clinico a ciò che viene identificato nella radiografia; tali errori possono essere dovuti a diverse cause (Tabella 3.1). Spesso un segno radiografico viene visto, ma non

viene identificato come patologico (Krupinski, 2000). Inoltre, il livello di competenza gioca un ruolo importante: studenti e neolaureati tendono a sovrainterpretare come patologiche immagini radiografiche normali, in quanto poche radiografie non patologiche vengono viste durante le lezioni o i tirocini pratici (Gatt et al., 2003; Lamb et al., 2007). Un altro errore di analisi è il mancato confronto con radiografie precedentemente esaminate; una storia clinica accurata aumenta la sensibilità diagnostica, ma informazioni fuorvianti possono influenzare l'interprete, aumentando le diagnosi falsamente positive (Doubilet e Herman, 1981). Nella tabella, che fa riferimento ad uno studio del 2014, viene riportata la frequenza con cui vengono commessi i principali errori di analisi (Kim e Mansfield, 2014).

3.2 Utilizzo di sistemi di IA per migliorare l'efficacia diagnostica

Tra gli errori di interpretazione precedentemente classificati, si può notare come alcuni di questi derivino dalla mancanza di esperienza dell'operatore. Nella pratica clinica, la disponibilità di medici veterinari specializzati in radiologia è limitata, e le valutazioni in condizioni di emergenza vengono solitamente effettuate da medici veterinari generalisti, che non solo non hanno un occhio specialistico, ma devono anche occuparsi di diversi pazienti contemporaneamente, e rischiano quindi di incorrere in errori diagnostici.

Oltretutto, è importante prendere in considerazione le difficoltà che si riscontrano in medicina veterinaria durante l'acquisizione di un'immagine radiografica. Se paragonata alla medicina umana, oltre alle difficoltà dovute a risorse più limitate, la differenza fondamentale è data dal contenimento del paziente: ci si interfaccia con animali che sono solitamente scarsamente o per nulla collaborativi, che devono essere contenuti e immobilizzati da un operatore; nei casi in cui risulti essere molto complesso, o in presenza di dolore, è consigliato porre l'animale in sedazione o anestesia generale (Meomartino et al., 2021).

Alla luce di queste problematiche, ci si trova spesso di fronte a radiografie di qualità non ottimale, non solo per errori di posizionamento dell'animale, ma anche di settaggio

dei parametri radiologici: queste radiografie possono causare ulteriori errori di interpretazione, poiché vi è la possibilità che nascondano lesioni in realtà presenti o contrariamente creino artefatti che un medico veterinario non specializzato o con poca esperienza potrebbe scambiare per lesioni (Martin et al., 2013).

Negli ultimi anni, tra le più promettenti applicazioni degli algoritmi computerizzati di Intelligenza Artificiale (Artificial Intelligence, AI) c'è la diagnostica per immagini, in particolare in ambito radiologico (Oren et al., 2020). L'utilizzo di dispositivi di rilevamento assistito (computer-aided detection, CAD) risulterebbe quindi molto utile per supportare il clinico durante l'analisi radiografica, riducendo l'incidenza di errori e migliorando il processo diagnostico (Burti et al., 2020).

3.3 Intelligenza artificiale

“I radiologi non saranno sostituiti dall’Intelligenza Artificiale. I radiologi che utilizzano e comprendono l’Intelligenza Artificiale sostituiranno i radiologi che non lo fanno”.

Curt Langlotz, Professore di Radiologia ed Informatica Biomedica, 2017

L’Intelligenza Artificiale è definita come *“quella disciplina, appartenente all’informatica, che studia i fondamenti teorici, le metodologie e le tecniche che consentono di progettare sistemi hardware e sistemi di programmi software capaci di fornire all’elaboratore elettronico prestazioni che, a un osservatore comune, sembrerebbero essere di pertinenza esclusiva dell’intelligenza umana”* (Somalvico, 1987).

Lo studio dell’Intelligenza Artificiale si propone di superare il processo d’informazione basato sulla logica matematica e sulla ripetibilità del processo, e quindi consentire lo svolgimento di funzioni e prestazioni intellettive tipiche dell’essere umano, rendendo il processo informatico in grado d’interagire non solo con altri processi informatici, ma anche con l’uomo stesso, accumulando esperienza e sviluppando autonomamente ulteriori capacità.

I campi di applicazione dell'intelligenza artificiale sono molteplici, e tra questi rientra anche l'attività medica sanitaria, umana e veterinaria, soprattutto per quanto riguarda la diagnostica radiologica, in cui il rapporto professionista-paziente è strettamente connesso all'utilizzo di apparecchiature che stanno divenendo sempre più tecnologiche ed efficienti (Pasceri et al., 2020).

Nell'imaging medicale, le reti neurali artificiali (Artificial Neural Network, ANN) sono la spina dorsale del Machine Learning, o "*apprendimento automatico*" (ML) e del Deep Learning, o "*apprendimento profondo*" (DL). Una ANN è un algoritmo di analisi composto da strati di nodi connessi, i cui input possono essere caratteristiche randomiche che sono state estratte da file immagine o, se si utilizza una rete neurale convoluzionale (Convolutional Neural Network, CNN), possono essere le immagini stesse (Currie et al., 2019).

Le tecnologie di Intelligenza Artificiale vengono classificate in base alla loro capacità di imitare le caratteristiche umane, alla tecnologia che utilizzano, all'uso e alle applicazioni nel mondo reale e in base alla teoria della mente (Strelkova, 2017). A seconda di queste caratteristiche, ogni sistema di AI, reale o ipotetico, rientra in una delle seguenti categorie:

- Intelligenza Artificiale Ristretta (Artificial Narrow Intelligence, ANI): anche conosciuta come "Weak AI", o AI Debole; progettata per svolgere compiti specifici, senza la capacità di apprendere oltre lo scopo a cui è destinata. Questi strumenti di AI sono efficaci nella gestione di compiti specifici come il riconoscimento di immagini, la guida autonoma di automobili, il riconoscimento vocale e la traduzione linguistica. Opera utilizzando algoritmi di apprendimento automatico addestrati su una grande quantità di dati, per riconoscere modelli e fare previsioni. Tuttavia, può eseguire solo i compiti per cui è programmata e non può generalizzare oltre la sua formazione. Non è quindi in grado di ragionare o comprendere il contesto delle attività (Khan, 2020).
- Intelligenza Artificiale Generale (Artificial General Intelligence, AGI): anche conosciuta come "Strong AI", o AI Forte; è più simile all'intelligenza umana, può svolgere molti compiti contemporaneamente. L'algoritmo può apprendere e

risolvere problemi complessi proprio come fanno gli esseri umani, imparando a comprendere i processi di pensiero umani, non limitandosi alla semplice imitazione. È considerata la fase successiva nella progressione evolutiva dell'Intelligenza Artificiale (Granata, 2023).

- Superintelligenza Artificiale (Artificial Super-Intelligence, ASI): si tratta di un algoritmo più intelligente della mente umana, capace di svolgere ogni compito in maniera più efficace. È considerata l'apice dell'Intelligenza Artificiale: ciò potrebbe rappresentare una sfida per gli esseri umani in vari settori sia lavorativi che della vita quotidiana, in quanto la macchina potrebbe risolvere problemi difficili e apprendere molto più rapidamente di noi. Attualmente, nonostante il continuo lavoro dei ricercatori, rimane un obiettivo irrealizzato (Strelkova, 2017).

Quando si parla di Intelligenza Artificiale applicata all'imaging medico, si ha a che fare con un'Intelligenza Artificiale Ristretta (ANI).

3.3.1 *Machine Learning*

Negli ultimi anni sono stati sviluppati dispositivi di rilevamento assistito (CAD) per supportare i medici umani e veterinari durante la fase di riconoscimento delle alterazioni nelle immagini radiografiche attraverso l'utilizzo di output generati da computer.

I sistemi di Intelligenza Artificiale si sono dimostrati eccellenti nel riconoscere autonomamente modelli complessi nei dati di imaging, fornendo valutazioni sia quantitative che qualitative delle caratteristiche radiografiche (Zech et al., 2018).

Gli algoritmi utilizzati nell'AI vengono classificati come "Machine Learning", ovvero algoritmi di apprendimento automatico (Wang et al., 2012).

Il Machine Learning è un ramo della ricerca sull'intelligenza artificiale che si concentra sulla progettazione e sullo sviluppo di programmi e architetture software che consentono ai sistemi AI di migliorare le proprie performance. Se viene applicato un algoritmo di Machine Learning a un insieme di dati e ad un certo grado di classificazione di questi, il sistema ha la capacità di apprendere dai dati di addestramento e applicare ciò che ha imparato per creare una previsione (Erikson et al., 2017). Se l'algoritmo

ottimizza i suoi parametri migliorando le sue prestazioni, si ritiene che stia imparando quel determinato compito.

Uno degli usi più popolari del ML nell'analisi delle immagini mediche è la classificazione di oggetti come lesioni in determinate classi (ad esempio, anormale o normale, lesioni o non lesioni, maligno o benigno) in base a caratteristiche di input ottenute da database di addestramento (questa classe di ML è definita ML basata su funzionalità) (Suzuki, 2012). Il compito del Machine Learning è determinare i confini "ottimali" per separare le classi di input su cui è stato allenato (Duda et al., 2001).

Esistono diverse tipologie di dati rilevanti nell'ambito dell'imaging medico veterinario, come ad esempio immagini radiografiche, referti, dati segnaletici e anamnestici del paziente, e tanti altri. Ogni dato può essere analizzato ed elaborato in numerosi modi attraverso l'Intelligenza Artificiale.

I tipi di apprendimento possono essere classificati in supervisionato (Supervised Learning) e non supervisionato (Unsupervised Learning) (Wang et al., 2012).

La differenza principale tra queste due classi è l'esistenza di etichette nel sottoinsieme dei dati di training. L'apprendimento automatico supervisionato implica attributi di output predeterminati, oltre all'uso di attributi di input (Kotsiantis, 2007). Gli algoritmi tentano di prevedere e classificare gli input, e la loro accuratezza dipende dalla quantità e dalla precisione degli output predeterminati (Alloghani et al., 2020). Il processo di apprendimento si interrompe nel momento in cui l'algoritmo raggiunge un livello accettabile di prestazioni (Ciaburro, 2017). Tecnicamente gli algoritmi supervisionati eseguono compiti analitici utilizzando prima i dati di addestramento, e solo successivamente costruiscono funzioni contingenti per mappare nuove istanze dell'attributo (Libbrecht e Noble, 2015). Gli algoritmi di apprendimento supervisionato sono ulteriormente classificati in algoritmi di classificazione e regressione (Alpaydin, 2014; Kotsiantis, 2007).

L'apprendimento non supervisionato, invece, implica il riconoscimento di pattern senza il coinvolgimento di un attributo target: tutte le variabili utilizzate nell'analisi vengono utilizzate come input. Questi algoritmi sono adatti a creare etichette nei dati, le quali vengono successivamente utilizzate per implementare compiti di apprendimento

supervisionato (Hofmann, 2001). Tramite apprendimento non supervisionato gli algoritmi di clustering identificano i raggruppamenti intrinseci dei dati senza etichetta, e successivamente assegnano un'etichetta a ciascun valore (Dougherty et al., 1995; Marshland, 2015); gli algoritmi di mining associativo, invece, tendono a identificare regole che rappresentano accuratamente le relazioni tra gli attributi (Alloghani et al., 2020). Gli Algoritmi di Machine Learning, quindi, consentono all'AI di elaborare grandi quantità di dati e di utilizzarli per migliorarsi, diventando più intelligente, senza bisogno di un'ulteriore programmazione.

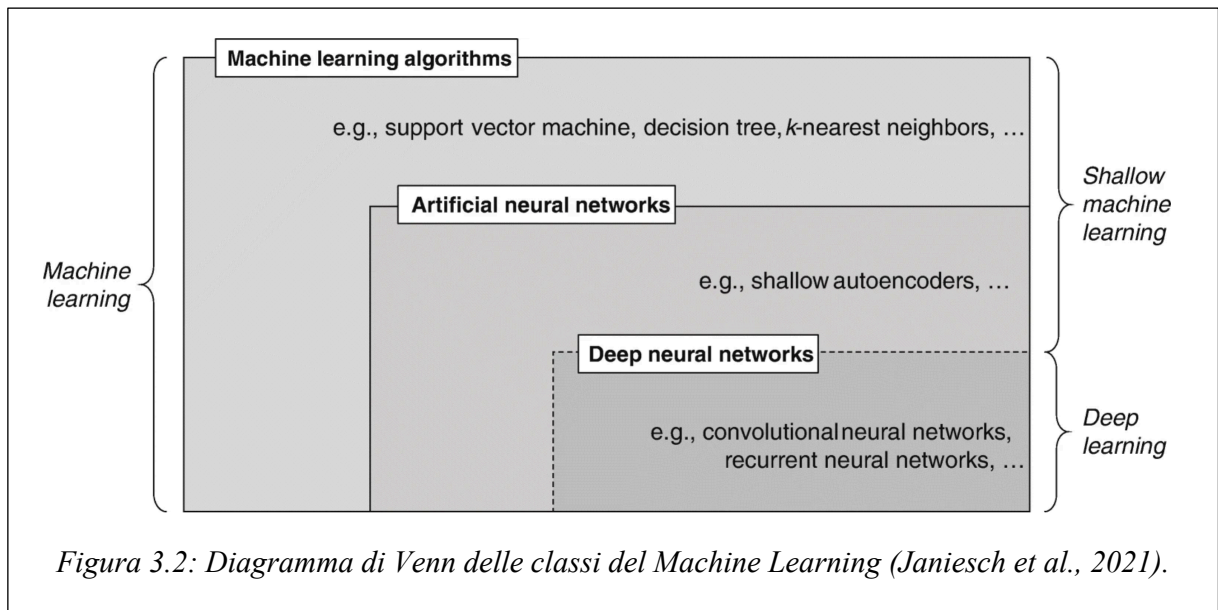
Poiché l'obiettivo del ML è ridurre l'intervento umano, sono state sviluppate tecniche di Deep Learning, che eliminano la componente manuale di etichettatura dei dati in ogni fase. Il DL è quindi un sottoinsieme del ML, anche considerato come una tecnica di Machine Learning avanzata.

3.3.2 *Deep Learning*

Il Deep Learning è la branca dell'Intelligenza Artificiale che utilizza reti di semplici unità interconnesse per estrarre schemi dai dati e risolvere problemi complessi (Ueda et al., 2019). Si basa su livelli di reti neurali, che sono algoritmi modellati in maniera approssimativa sulla base del cervello umano (Figura 3.2). I modelli di DL acquisiscono informazioni e dati da diverse fonti e li analizzano senza che debba intervenire l'essere umano.

Il Deep Learning sta facendo grandi progressi nella risoluzione di problemi che per molti anni non è stato possibile risolvere tramite Intelligenza Artificiale (LeCun, 2015). Si è rivelato molto efficace nello scoprire strutture complesse in grandi quantità di dati, ed è quindi applicabile a molti settori della scienza, dell'economia e del governo.

La radiologia è un ambito di applicazione molto naturale per il DL, in quanto è basato sull'estrazione di informazioni utili partendo da immagini. Dal punto di vista della diagnostica per immagini, le tecniche di deep learning sono suddivise nelle seguenti cinque categorie: classificazione, rilevamento di oggetti, segmentazione semantica, elaborazione delle immagini ed elaborazione del linguaggio naturale (Natural Language Processing, NLP) (Ueda et al., 2019).



La classificazione è un processo con il quale gli oggetti vengono riconosciuti, differenziati e compresi. È la tecnologia di base del Deep Learning, e la chiave per ottenerla è una Rete Neurale Convoluzionale (CNN). Le prime CNN sono state utilizzate per riconoscere singoli oggetti in immagini molto piccole (Rumelhart e Williams, 1986); da allora si è passati a immagini sempre più grandi. In generale, più profonda è la rete, migliore è la precisione, perché le reti più profonde possono esprimere forme più complicate, man mano che il numero di strati convoluzionali si approfondisce (Ueda et al., 2019). Purtroppo, però, più profonda è la rete e più difficile è la back-propagation, o retropropagazione dell'errore, un algoritmo per l'addestramento delle reti neurali.

Il rilevamento di oggetti è l'estrazione di aree particolari dalle immagini. Questi metodi hanno architetture più profonde, e sono in grado di apprendere caratteristiche più complesse. La loro espressività e i loro algoritmi di addestramento consentono di apprendere rappresentazioni informative degli oggetti senza la necessità di progettare manualmente le funzionalità (Ueda et al., 2019). Utilizzano come base le tecniche di DL sviluppate nella classificazione.

La segmentazione semantica è la partizione di un'immagine in diverse parti coerenti. Le tecniche di DL di maggior successo per la segmentazione semantica derivano da Reti Completamente Convoluzionali (Fully Convolutional Networks, FCNs), in cui i modelli

di classificazione esistenti e ben conosciuti vengono trasformati in modelli completamente convoluzionali sostituendo i livelli completamente connessi: quindi, la segmentazione semantica dipende dalla classificazione (Long et al., 2015).

L'elaborazione delle immagini è la tecnica di conversione delle immagini, e la più conosciuta e importante è SR (Super Resolution); il modello più semplice è una CNN a tre strati, con funzione di estrazione di patch, mappatura non lineare e ricostruzione (Park et al., 2003).

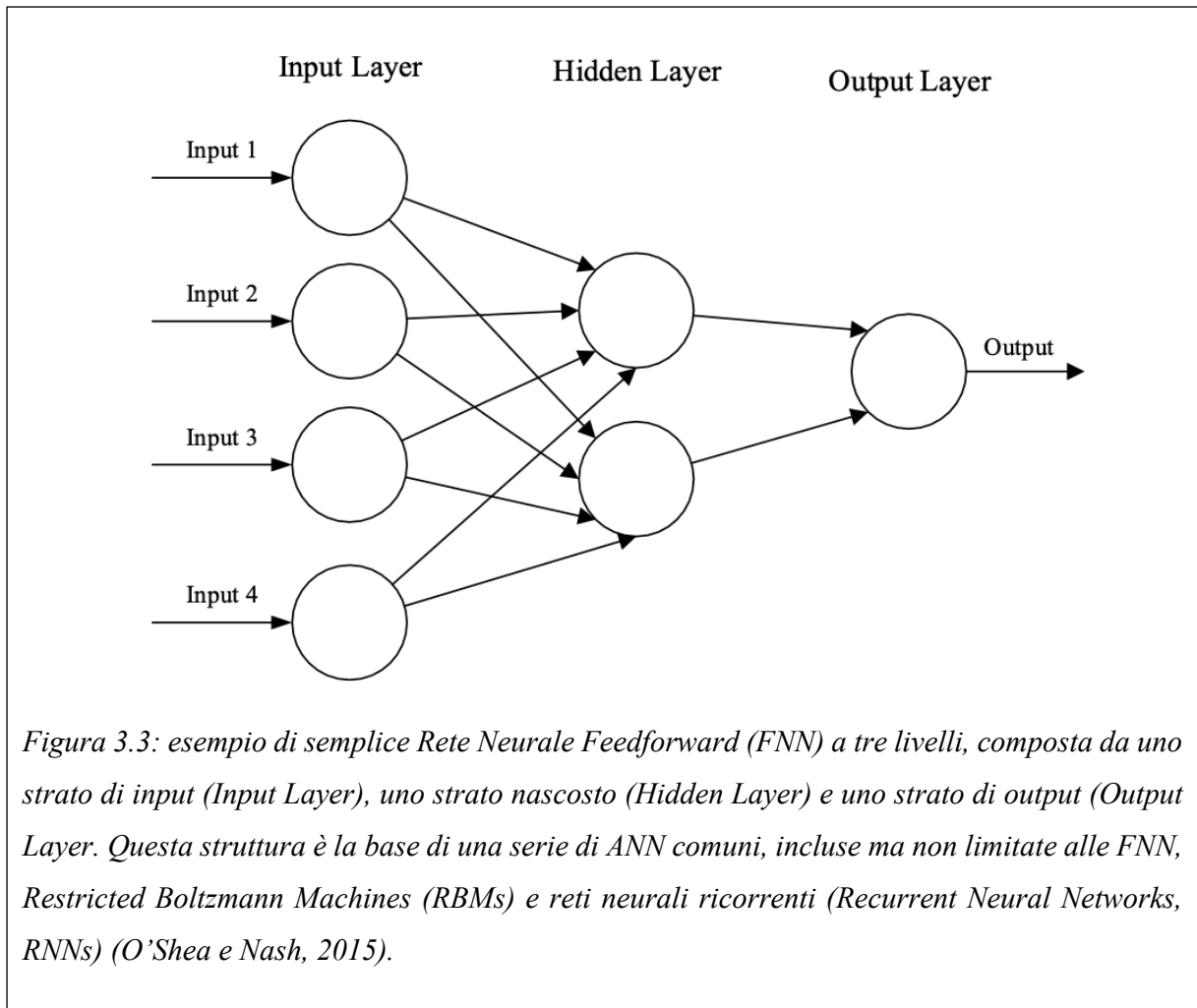
L'elaborazione del linguaggio naturale (NLP), infine, è una gamma di tecniche computazionali per l'analisi e la rappresentazione del linguaggio umano, e consiste di due passaggi: la rappresentazione distribuita, cioè rappresentare ogni parola, carattere e frase in vettori (catturando la somiglianza tra le parole), e il trattamento delle rappresentazioni tramite CNN. L'uso principale dell'NLP in radiologia è la classificazione semantica nei referti radiologici: è un metodo fondamentale utilizzato per estrarre dati dai referti o dalle cartelle cliniche per permetterne l'analisi (Ueda et al., 2019).

Quindi, a differenza del Machine Learning, che presenta un picco massimo del livello di prestazioni, i sistemi di Deep Learning sono in grado di migliorare la propria resa all'aumentare dei dati, poiché l'estrazione delle caratteristiche di determinati oggetti avviene non più in modo manuale, ma automatico: la rete neurale impara autonomamente ad analizzare i dati e a svolgere un determinato compito (McBee et al., 2018).

3.3.3 Reti Neurali Convoluzionali

Le reti neurali artificiali (ANN) sono sistemi di elaborazione computazionale fortemente ispirati al funzionamento dei sistemi nervosi biologici, come il cervello umano, e sono costituite da un elevato numero di nodi computazionali interconnessi (denominati neuroni), il cui lavoro si intreccia in modo distribuito per apprendere collettivamente dall'input al fine di ottimizzare il suo output finale (Figura 3.3). Si tratta di un sistema di Deep Learning. Viene caricato l'input, solitamente sottoforma di vettore

multidimensionale, allo strato di input (Input Layer), il quale lo distribuirà agli strati nascosti; questi a loro volta prenderanno decisioni sulla base del livello precedente e valuteranno il modo in cui un cambiamento stocastico al suo interno danneggia o migliora il risultato finale: questo è indicato come processo di apprendimento (O'Shea e Nash, 2015).



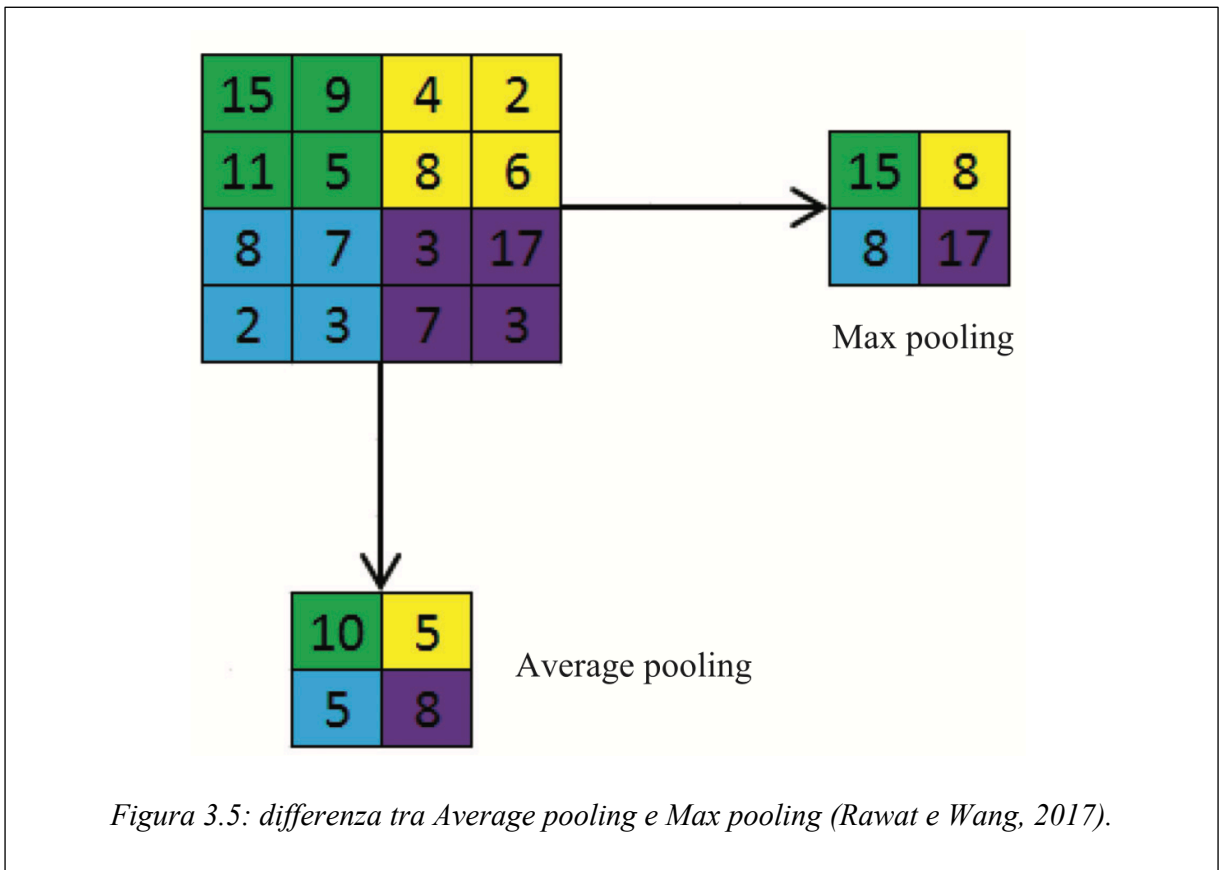
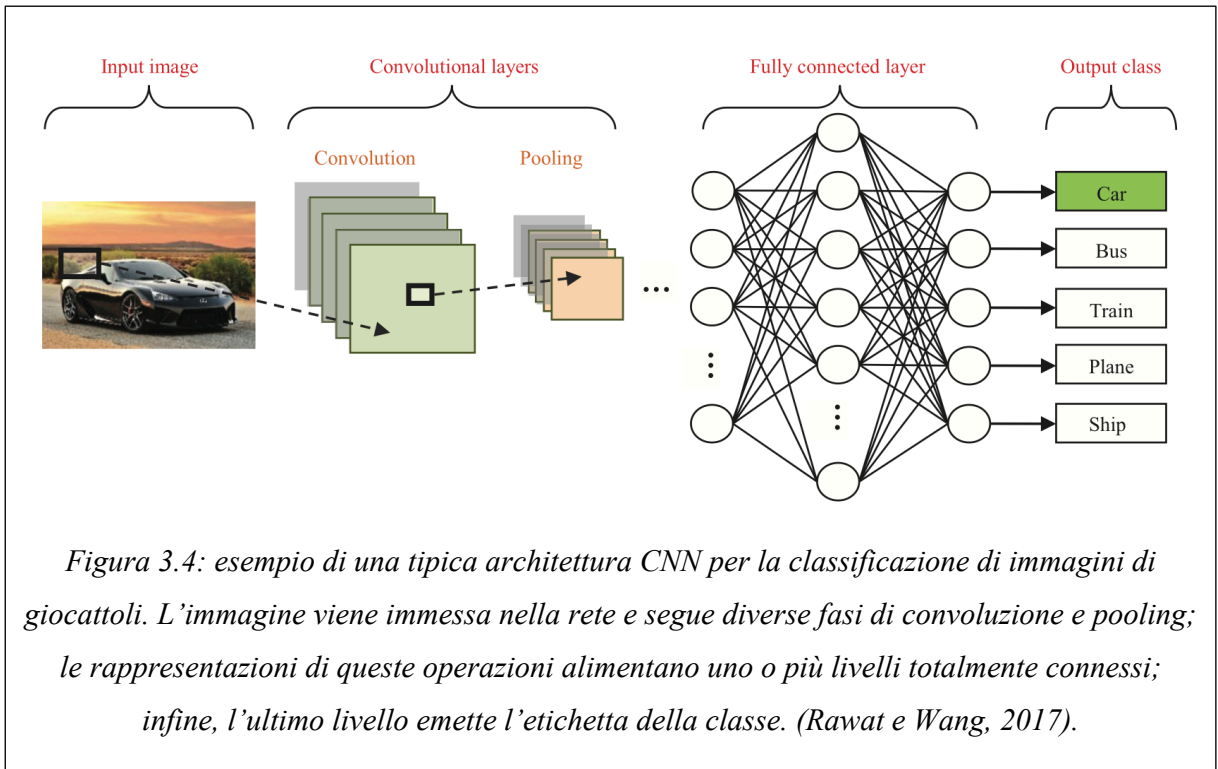
Le reti neurali convoluzionali (CNNs) sono un sottoinsieme di Deep Neural Network (DNN) adatto al riconoscimento di immagini, e sono analoghe alle ANN tradizionali in quanto sono costituite da neuroni che si auto-ottimizzano attraverso l'apprendimento. Ogni neurone riceverà comunque un input ed eseguirà un'operazione, come un prodotto scalare seguito da una funzione non lineare. Dai vettori di immagini grezze in input all'output finale del punteggio della classe, l'intera rete esprimerà comunque un'unica

funzione di punteggio percettivo. L'ultimo livello conterrà le funzioni di perdita associate alle classi e continueranno ad essere applicati tutti i suggerimenti e i trucchi sviluppati per le ANN tradizionali.

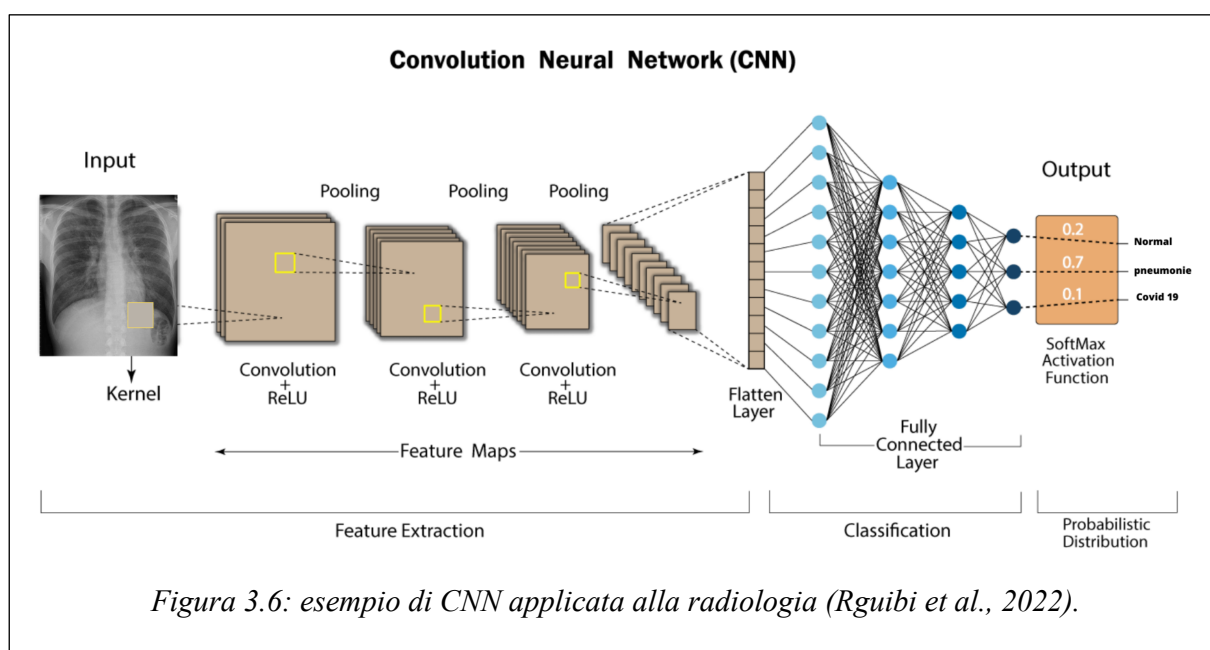
Si tratta di reti feedforward, in quanto il flusso delle informazioni avviene in una sola direzione, dagli input agli output. Come le ANN, anche le Reti Neurali Convoluzionali sono ispirate alla biologia, in particolare alla corteccia visiva del cervello, che consiste di strati alternati di cellule semplici e complesse (Hubel e Wiesel, 1959). La maggior parte delle CNN sono costituite da nodi, tra loro interconnessi, organizzati in livelli chiamati “layers”: i nodi iniziali hanno il compito di ricevere l’input (l’immagine che deve essere classificata) e i finali di formulare l’output (ovvero la classificazione della stessa). Tra i layers di input e output vi sono dei nodi intermedi detti “hidden layers”, perché processano i dati di input producendo dei risultati che restano nascosti finché non raggiungono i livelli di output: tanti più hidden layers sono presenti nella CNN, tanto più efficacemente svolgerà il suo compito. Esistono quindi strati convoluzionali (Convolutional layers) e di pooling (Pooling layers) raggruppati in moduli, seguiti da strati totalmente connessi (Fully Connected layers); questi moduli sono spesso impilati uno sull’altro a formare un modello profondo (Figura 3.4; Rawat e Wang, 2017).

I layers convoluzionali e di pooling si occupano dell’estrazione delle caratteristiche, o “features”, mentre i fully connected layers fanno corrispondere tali features alla classificazione finale, cioè l’output (Yamashita et al., 2018).

In particolare, i neuroni nei Convolutional Layers sono organizzati in mappe di caratteristiche (Feature Maps): ogni neurone in una mappa ha un suo campo recettivo, collegato ad un “quartiere” di neuroni nello strato precedente tramite una serie di pesi addestrabili, a volte indicati come “banca di filtri” (LeCun et al., 2015). Gli input vengono convoluti con i pesi appresi per formare una nuova mappa delle caratteristiche, e i dati vengono quindi inviati tramite una funzione matematica ad attivazione non lineare detta “convoluzione discreta” (da cui il nome CNN), che consente l’estrazione di caratteristiche non lineari (Rawat e Wang, 2017). L’estrazione di informazioni dall’immagine avviene tramite un Kernel, una matrice di parametri che vengono applicati ad ogni porzione dell’immagine.



Lo scopo dei Pooling Layers, invece, è quello di ridurre la risoluzione spaziale delle feature maps ed unire caratteristiche simili, fungendo quindi, come suggerisce il nome, da filtri di raggruppamento, convogliando diverse features in un'unica che le comprenda (LeCun et al., 2015). Inizialmente si era soliti utilizzare i pooling layers per propagare la media di tutti i valori di input di un pool agli strati di output (Average Pooling); nei modelli più recenti, invece, i pooling layers propagano allo strato successivo il valore massimo all'interno del campo recettivo (Max Pooling), selezionando quindi l'elemento più grande all'interno del pool (Figura 3.5; Rawat e Wang, 2017).



Diversi livelli convoluzionali e di pooling vengono solitamente impilati uno sull'altro per estrarre rappresentazioni di caratteristiche più astratte durante lo spostamento attraverso la rete neurale. I fully connected layers che seguono interpretano queste rappresentazioni e svolgono una funzione di ragionamento ad alto livello, disponendo le features secondo una gerarchia per riconoscere caratteristiche più complesse (Hinton et al., 2012).

La funzione di attivazione applicata all'ultimo strato fully connected è solitamente diversa dalle altre: è infatti necessario selezionare una funzione di attivazione appropriata all'attività. Per quanto riguarda la classificazione multiclasse, la funzione applicata è una SoftMax, che normalizza i valori reali di output dall'ultimo fully

connected layer alle probabilità della classe target, dove ciascun valore varia tra 0 e 1 e tutti i valori si sommano a 1 (Yamashita et al., 2018). Si tratta quindi di una distribuzione probabilistica all'interno delle diverse classi (Figura 3.6).

3.3.4 Addestramento di una CNN

Affinché una rete neurale sia utilizzabile, però, deve essere inizialmente addestrata attraverso un set di dati che, nel caso delle CNN, è un dataset di immagini. In particolare, il dataset di immagini viene suddiviso in dataset di addestramento (training), validazione (validation) e test: il primo viene utilizzato per addestrare il modello, il secondo per monitorare le sue performance, ottimizzarne gli iperparametri ed eseguire la selezione, mentre il terzo serve per valutare le performance del modello finale (Figura 3.7).

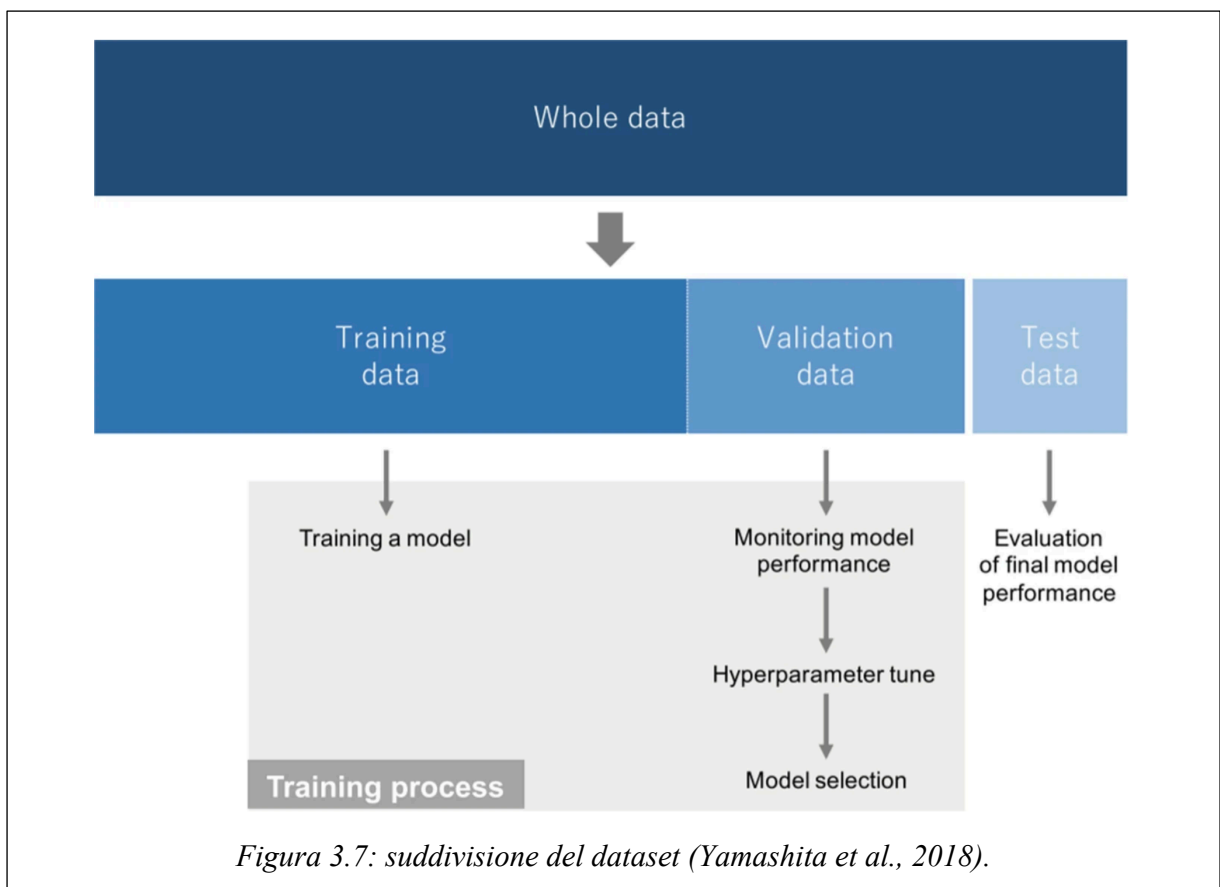


Figura 3.7: suddivisione del dataset (Yamashita et al., 2018).

L'addestramento, che avviene sul training set, è un processo di ricerca dei Kernels (negli strati di convoluzione) e dei pesi (negli strati fully connected) che riducono al minimo le differenze tra le previsioni di output e le etichette che vengono fornite dal dataset di training (ground truth label). Solitamente per l'addestramento delle reti neurali viene utilizzato un metodo di backpropagation: le prestazioni di un modello con Kernels e pesi particolari vengono calcolate da una funzione obiettivo (loss function¹) attraverso la propagazione in avanti (forward propagation) su un training set e i parametri apprendibili, quindi kernels e pesi, vengono aggiornati in base al valore obiettivo attraverso un algoritmo di ottimizzazione di discesa del gradiente (gradient descent²).

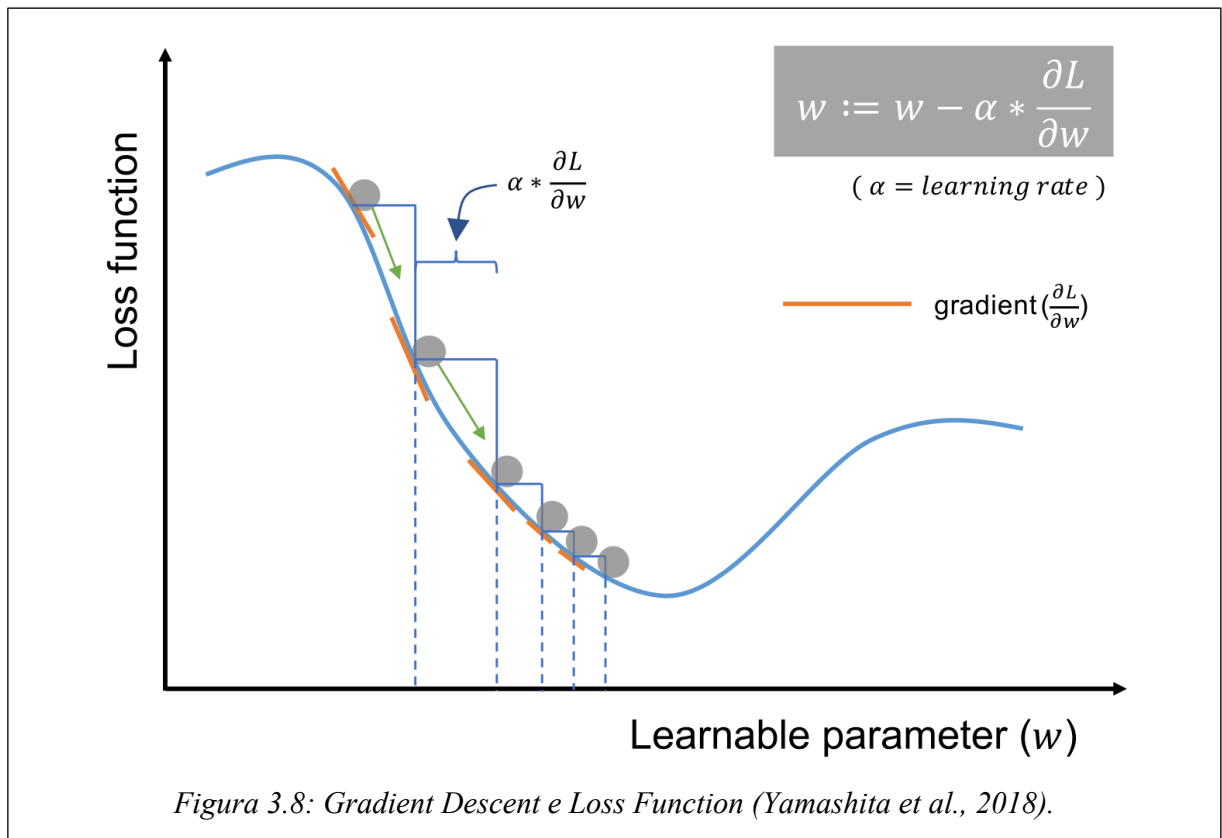
La loss function comunemente utilizzata per la classificazione multiclasse è la Cross-Entropy³ (Yamashita et al., 2018). Il gradient descent è un algoritmo di ottimizzazione che aggiorna iterativamente i parametri apprendibili in modo da ridurre al minimo la perdita, che misura la distanza tra una previsione di output e il ground truth label. Il gradiente della loss function fornisce la direzione in cui la funzione ha il tasso di aumento più ripido e tutti i parametri vengono aggiornati nella direzione negativa del gradiente con step determinati dal tasso di apprendimento (Figura 3.8).

Il tasso di apprendimento è uno degli iperparametri più importanti da impostare prima dell'inizio della fase di apprendimento: per ragioni come la limitazione di memoria, i gradienti della loss function vengono calcolati utilizzando un sottoinsieme del training set chiamato "mini-batch" e applicati poi ai batch successivi. Questo metodo è chiamato discesa del gradiente stocastico (Stochastic Gradient Descent, SGD): il modello viene testato utilizzando un mini-batch, vengono calcolati i gradienti della loss function, l'errore, se presente, e vengono aggiustati i parametri e i kernel di conseguenza; questo processo viene poi ripetuto per i batch successivi (Yamashita et al., 2018).

¹ Una Loss function misura il grado di accuratezza con cui un certo modello statistico descrive un set di dati empirici di un dato fenomeno.

² Un Gradient descent è un algoritmo di ottimizzazione generico in grado di individuare il valore minimo di una loss function, consentendo di sviluppare un modello dalle accurate previsioni.

³ La Cross-entropy misura la quantità di dati necessari per identificare una caratteristica da una serie di possibilità quando si utilizzano previsioni basate su una distribuzione probabilistica specifica. È la funzione che permette ai modelli di AI di migliorarsi.



3.3.5 Overfitting

Un'attenta raccolta dei dati, e quindi delle ground truth label, con cui addestrare un modello, è fondamentale per ottenere una CNN funzionale. I dati raccolti, come visto in precedenza, vengono suddivisi in set di training, validation e test. È necessario avere set di validazione e test separati perché l'addestramento di un modello implica la continua messa a punto dei suoi iperparametri e, poiché questo processo viene eseguito sulla base delle prestazioni del validation set, alcune informazioni su questo dataset si diffondono al modello stesso, ovvero si adattano eccessivamente al set di validazione (overfitting), anche se il modello non viene mai addestrato direttamente su di esso per i parametri apprendibili. Quindi è già garantito che il modello funzionerà bene sul set di validazione. Pertanto, è necessario un set di dati completamente nuovo, il test set, per verificare la prestazione del modello su dati mai visti, e quindi la sua generalizzabilità (Yamashita et al., 2018).

Questo processo di adattamento prende il nome di Overfitting. È un concetto molto importante nella maggior parte degli algoritmi di apprendimento automatico ed è

fondamentale prendere precauzioni per ridurre gli effetti. Se il nostro modello dovesse mostrare segni di overfitting, potremmo ottenere una ridotta capacità di individuare caratteristiche generalizzate non solo per il nostro test set, ma anche per i set di dati nuovi su cui dovrà effettivamente funzionare (O'Shea e Nash, 2015). È come se il modello finisse per memorizzare il rumore di fondo invece di captare il segnale. Il test set gioca quindi un ruolo fondamentale nella corretta valutazione delle prestazioni del modello. È perciò importante effettuare controlli di routine per riconoscere l'overfitting, monitorando la perdita sui set di addestramento e validazione. Se il modello ha prestazioni troppo elevate sul training set rispetto al validation set, significa che si sta adattando troppo alle immagini del dataset di addestramento, e sta andando di conseguenza incontro ad overfitting: non è quindi in grado di generalizzare (Figura 3.9). Se, invece, il modello ha prestazioni scarse sia sul training set che sul validation set significa che non è stato adeguato ai dati e non è perciò ottimale: in questo caso siamo in una situazione di underfitting (Yamashita et al., 2018). Un modello si ritiene ottimale quando l'errore sul training e sul validation set è minimo e con poca differenza tra i due.

La soluzione migliore per ridurre l'overfitting è implementare il training set, quindi avere più dati di addestramento. Un modello allenato su un dataset più ampio solitamente generalizza meglio, anche se questo non è sempre vero nell'imaging medico. Altre soluzioni includono la regolarizzazione con dropout, il weight decay, la normalizzazione del batch oppure ridurre la complessità dell'architettura. Il dropout è una tecnica di regolarizzazione in cui alcune variabili selezionate casualmente vengono impostate a zero durante l'addestramento, in modo che il modello diventi meno sensibile a specifici pesi (Hinton et al., 2012). Il weight decay, o regolarizzazione L2, riduce l'overfitting penalizzando i pesi del modello in modo che assumano solo valori piccoli. La normalizzazione del batch è un livello supplementare che normalizza in modo adattivo i valori di input del livello successivo, mitigando il rischio di overfitting e migliorando il flusso del gradiente attraverso la rete neurale, consentendo quindi tassi di apprendimento più elevati (Ioffe e Szegedy, 2015).

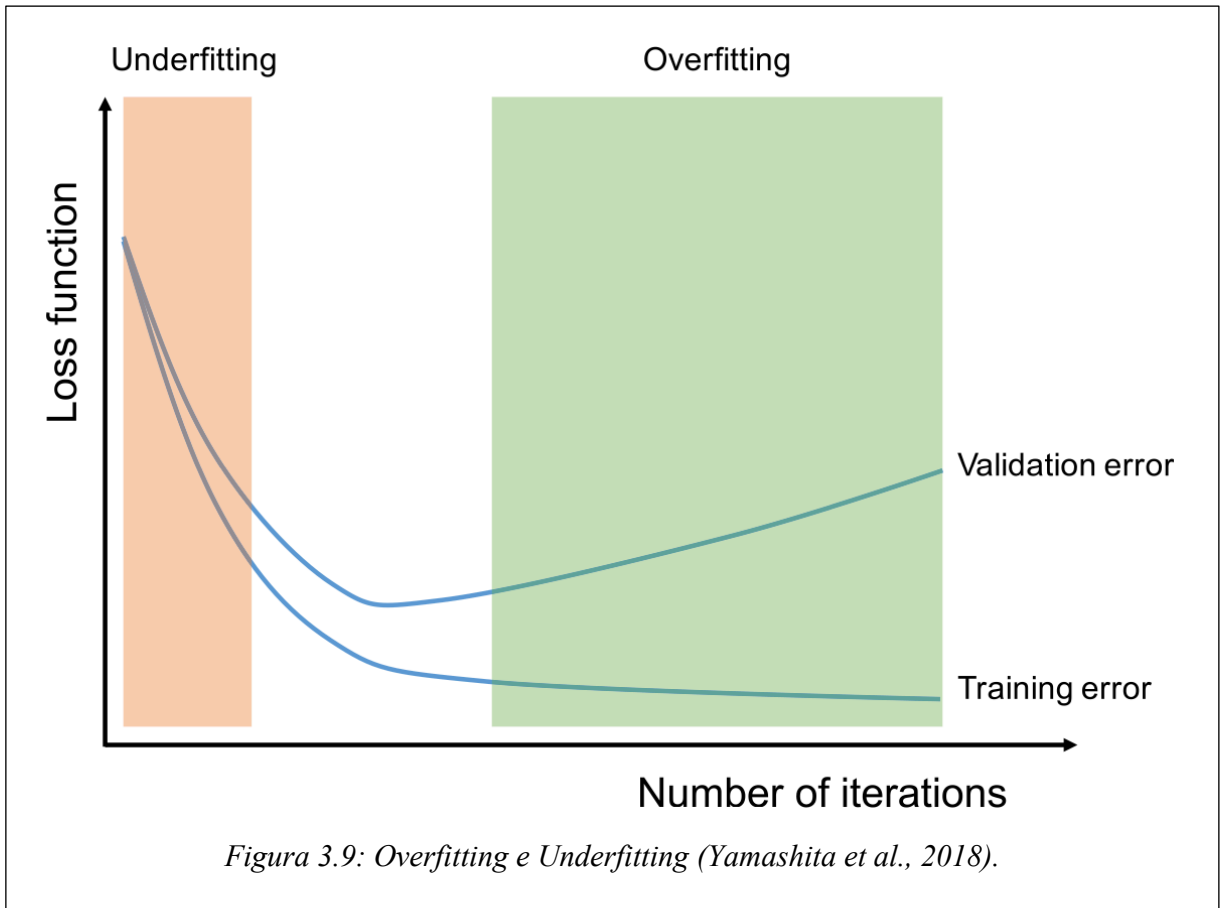


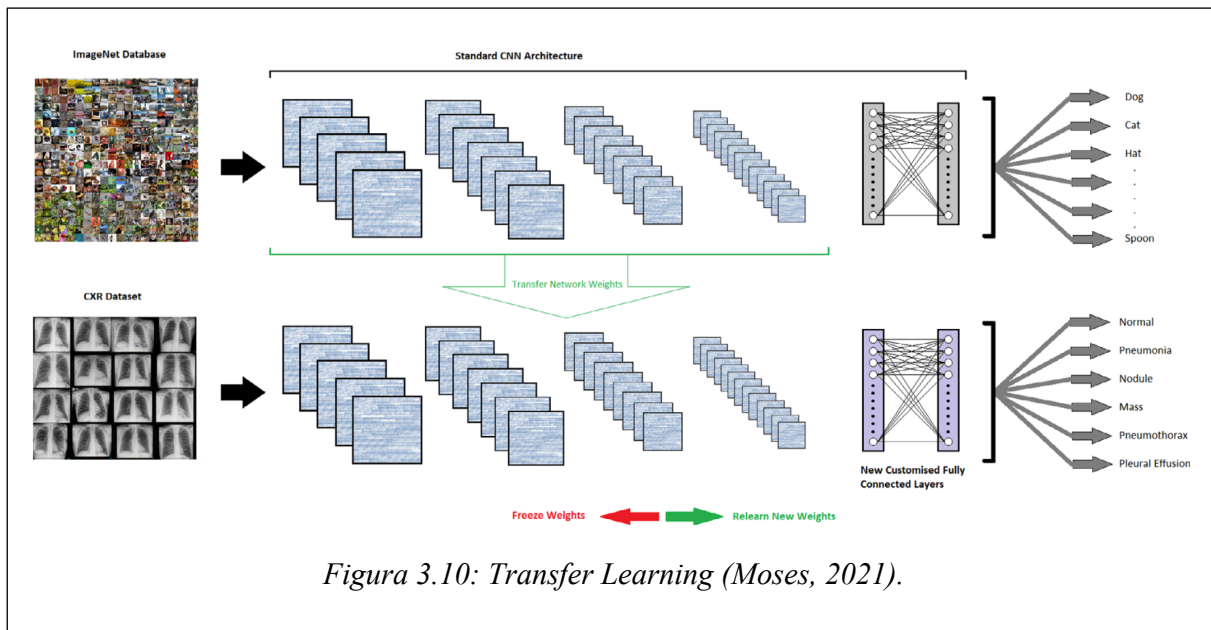
Figura 3.9: Overfitting e Underfitting (Yamashita et al., 2018).

Oltre che dell'allenamento della Rete Neurale, è importante occuparsi della sua generalizzazione, ovvero della sua capacità di riconoscere accuratamente immagini mai analizzate in precedenza. Per quanto riguarda la radiologia diagnostica, è possibile utilizzare come dataset di confronto dei database di altri ospedali (Zech et al., 2018). Questo permette di verificare la funzionalità del modello ad una serie di immagini quanto più differenti possibili.

Nonostante questi sforzi, esiste ancora il timore di overfitting al validation set piuttosto che al training set a causa della perdita di informazioni durante il processo di messa a punto degli iperparametri e di selezione del modello. Pertanto, riportare le prestazioni del modello finale su un test set separato e, idealmente, su validation set esterni, se possibile, è fondamentale per verificare la generalizzabilità del modello (Yamashita et al., 2018).

3.3.6 Transfer Learning

Una grande quantità di dati correttamente etichettati nell'imaging medico è auspicabile ma raramente disponibile a causa del costo e del carico di lavoro. È quindi disponibile una tecnica di apprendimento, definita come Transfer Learning, per addestrare un modello in modo efficiente su un set di dati più ridotto (Figura 3.10).



Il Transfer Learning è una strategia comune ed efficace per addestrare una rete neurale su un set di dati di piccole dimensioni, in cui la CNN viene pre-addestrata su un database generico estremamente ampio e ben etichettato, come ad esempio ImageNet, che attualmente conta 14.197.122 immagini con 1000 classi, che vengono riutilizzate e applicate al compito di interesse.

A questo punto gli strati convoluzionali della rete conterranno dati caratteristici relativi al rilevamento di pattern comuni. Per far sì che la rete sia in grado di riconoscere nuove funzionalità superiori, solo alcuni strati vengono riqualificati (o “messi a punto”), inclusa una piccola quantità di convolutional layers di ordine superiore e i fully connected layers finali, utilizzando un dataset più piccolo, che contiene in input le categorie di classificazione desiderate (Moses, 2021).

Il presupposto di base del transfer learning è che le caratteristiche generiche apprese su un set di dati sufficientemente grande possano essere condivise tra set di dati

apparentemente differenti. Questo è un vantaggio unico del DL, molto utile quando si è in presenza di dataset di piccole dimensioni. Al momento, molti modelli preaddestrati su ImageNet sono disponibili al pubblico e facilmente accessibili, insieme ai loro kernel e pesi appresi, come ResNet e Inception (He et al., 2016; Szegedy et al., 2015).

Esistono due modi per utilizzare una rete preaddestrata: estrazione di funzionalità fisse e messa a punto (Yamashita et al., 2018).

Il metodo di estrazione di caratteristiche fisse è un processo per rimuovere fully connected layers da una rete pre-addestrata su ImageNet mantenendo il resto della rete, quindi i convolutional e i pooling layers (che prendono il nome di base convoluzionale), come estrattore di caratteristiche fisse (fixed feature extractor, FFE). In questo scenario, qualsiasi classificatore di ML può essere aggiunto sopra l'FFE, con conseguente addestramento limitato al classificatore aggiunto su un dataset di interesse. Questo approccio non è comune nell'imaging medico a causa della grande differenza tra ImageNet e le immagini mediche (Zeiler e Fergus, 2014).

Un metodo di messa a punto, più spesso applicato alla ricerca radiologica, consiste non solo nel sostituire i fully connected layers del modello preaddestrato con un nuovo set di strati completamente connessi da riqualificare su un determinato set di dati, ma nel mettere a punto tutti o parte dei Kernels nella base convoluzionale preaddestrata mediante backpropagation. Tutti gli strati nella base convoluzionale possono essere messi a punto o, in alternativa, alcuni strati possono essere semplicemente corretti mentre si mettono a punto i layers più profondi. Questo perché le caratteristiche del primo strato appaiono più generiche, mentre le successive diventano progressivamente più specifiche per un particolare set di dati o attività (Yosinski et al., 2014).

Uno svantaggio del transfer learning sono i suoi vincoli sulle dimensioni di input: l'immagine in ingresso deve essere 2D con tre canali rilevanti per RGB, perché il set di dati ImageNet è costituito da immagini di questo tipo, mentre le immagini mediche in scala di grigi hanno un solo canale (i livelli di grigio); inoltre, per lo stesso motivo, l'altezza e la larghezza dell'immagine possono essere arbitrarie, ma non troppo piccole (Yamashita et al., 2018).

3.3.7 VERA



Il programma VERA, Virtual vEterinary Radiology Assistant, è uno strumento sperimentale per la rilevazione automatica di alcune delle lesioni più comuni rinvenibili nelle radiografie toraciche di cane e gatto, e per la valutazione della qualità di tali radiografie.

Il programma si propone come supporto all'attività clinica quotidiana, pensato soprattutto per le situazioni emergenziali in cui non è sempre disponibile la valutazione da parte di un radiologo esperto.

L'operatore inserisce in input l'immagine radiografica; il programma valuta la qualità della radiografia e, se la ritiene accettabile, fornisce in output la lettura dell'immagine, indicando quali lesioni sono state rinvenute.

Sarà poi compito del medico veterinario, sulla base delle lesioni individuate dall'AI, formulare una diagnosi coerente con il quadro clinico del paziente.

Capitolo 4

RADIOLOGIA TORACICA DEL GATTO

Nel 2023 sul territorio italiano si stima la presenza di oltre 19 milioni di cani e gatti, con questi ultimi che superano i 10 milioni, contro i 16 milioni totali e i 7,9 milioni di gatti nel 2020 (Fonte: Euromonitor). I presenti dati riflettono un crescente interesse della popolazione verso questi animali domestici. Tale incremento ha comportato una maggiore richiesta di cure veterinarie specifiche per i felini, evidenziando la necessità di strumenti e risorse adeguati che siano comparabili a quelli sviluppati per i cani. La medicina veterinaria, pertanto, deve adattarsi a questa nuova domanda, garantendo che le strutture e le tecnologie disponibili siano in grado di soddisfare le esigenze sanitarie dei gatti con la stessa efficacia e attenzione riservata ai cani, promuovendo così il benessere e la salute di tutti gli animali domestici.

4.1 Principi di interpretazione radiografica

La radiografia toracica è uno strumento essenziale nello studio delle malattie sia toraciche che sistemiche. È uno strumento di screening diagnostico molto popolare, in quanto è efficiente in termini di tempo e costi, utilizza attrezzature facilmente disponibili, è relativamente facile da eseguire e non invasivo.

Nonostante la radiografia sia facile da eseguire, è necessaria una tecnica precisa per garantire l'acquisizione di immagini di alta qualità: una tecnica inadeguata è causa comune di diagnosi errata. Inoltre il torace è una regione di difficile interpretazione, a causa degli effetti di sovrapposizione, dell'ampia gamma di differenze anatomiche e fisiologiche, della somiglianza di segni radiografici tipici di processi fisiologici e patologici e per la mancanza di conferma da parte di altri test non invasivi (Schwarz e Johnson, 2008).

Donald E. Thrall, in “Textbook of Veterinary Diagnostic Radiology”, propone un elenco di domande che il clinico dovrebbe porsi prima di procedere con l’interpretazione radiografica:

- Sono state eseguite tutte le proiezioni radiografiche necessarie?
- Il posizionamento è adeguato oppure può compromettere l’interpretazione?
- La tecnica è adeguata, oppure le immagini sono sovraesposte o sottoesposte?
- Le immagini sono state acquisite utilizzando una griglia antidiffusione? Avrebbe dovuto essere utilizzata una griglia antidiffusione?
- Il paziente è stato sedato o anestetizzato per l’esame radiografico? Ciò ha influito sull’aspetto delle immagini?
- Qual è la razza e la conformazione anatomica del paziente e in che modo ciò influenzerà l’immagine?
- Le immagini sono analogiche o digitali?
- Ci sono aspetti morfologici del paziente che influenzeranno l’aspetto delle radiografie? Ad esempio un arto mancante, noduli o masse cutanee che si sovrappongono al torace.

Solo dopo aver considerato questi aspetti, l’attenzione del clinico può dirigersi all’identificazione delle anomalie radiografiche. Per far questo è consigliabile sviluppare un approccio organizzato alla ricerca dei segni radiografici, per evitare di concentrarsi solo sul centro dell’immagine o su un singolo aspetto, trascurando altre lesioni che possono invece essere presenti (Halvorsen e Swanson, 1990). È consigliabile eseguire lo screening in ordine nelle seguenti regioni: costole, vertebre e sternebre; tessuti molli della parete toracica; spazio pleurico; mediastino; cuore; trachea e bronchi principali; vasi polmonari; parenchima polmonare (Thrall, 2018).

4.1.1 *Formazione dell’immagine*

La formazione dell’immagine radiografica è possibile perché alcuni raggi X che colpiscono il paziente vengono assorbiti, mentre altri penetrano e colpiscono una cassetta o una lastra di imaging. La radiografia è quindi un’immagine del modello di emissione dei raggi X da un paziente. A volte il termine raggi X viene incorrettamente

utilizzato come termine sostitutivo di radiografia: il primo, infatti, descrive il tipo di energia utilizzata per creare l'immagine, non l'immagine radiografica stessa.

Sia che si utilizzi la pellicola o l'imaging digitale, si applicano le seguenti generalizzazioni. Le aree nere dell'immagine rappresentano le regioni in cui molti raggi X sono passati attraverso il paziente e hanno colpito il ricevitore, mentre le aree dell'immagine bianche rappresentano le regioni in cui molti raggi X sono stati assorbiti dal paziente e pochi o nessuno hanno colpito il ricevitore. Tra questi due estremi del bianco e del nero ci sono molte sfumature di grigio, la cui entità è direttamente correlata al numero di raggi X che penetrano nel paziente e raggiungono il ricevitore.

Di particolare importanza è il fatto che i raggi X vengono assorbiti in modo eterogeneo dall'organismo, a seconda della composizione dei tessuti (Figura 4.1). Se l'assorbimento dei raggi X fosse uniforme, la radiografia sarebbe omogeneamente grigia o bianca. Se non si verificasse alcun assorbimento, la radiografia sarebbe omogeneamente nera. I tessuti molli sono visibili perché hanno assorbito alcuni raggi X dal fascio primario. Le ossa sono più radiopache dei tessuti molli, poiché assorbono più raggi X. Il chiodo e il microchip sono quasi totalmente radiopachi, perché i raggi X non riescono ad attraversarli (Thrall, 2018).

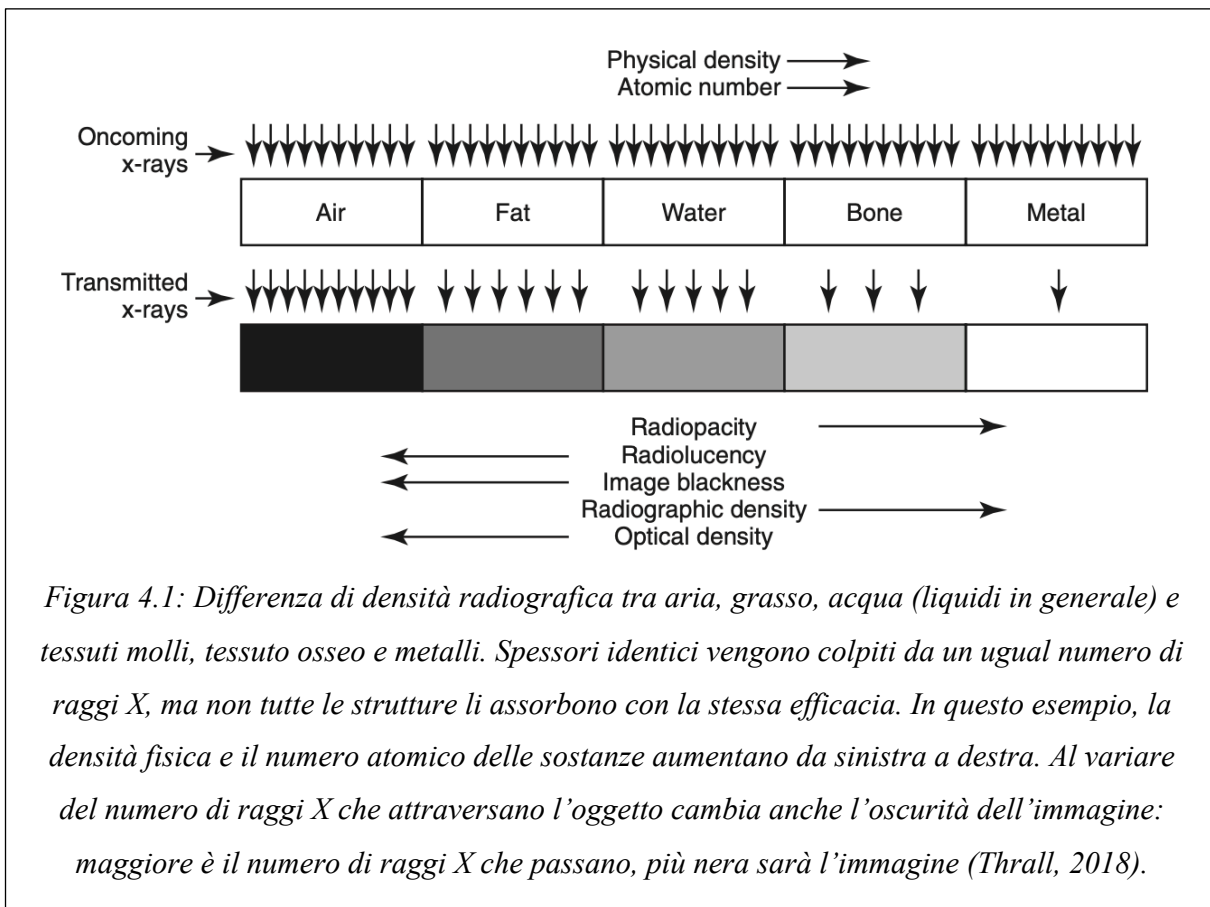
4.1.2 *Geometria radiografica*

Uno dei limiti principali dell'imaging radiografico è che riproduce immagini bidimensionali di un paziente tridimensionale. Le conseguenze di ciò sono:

- Ingrandimento e distorsione;
- Immagine “insolita”;
- Perdita della percezione volumetrica;
- Sovrapposizione;
- Silhouette Sign.

L'ingrandimento dipende principalmente dalla distanza tra la struttura e il ricevitore e aumenta proporzionalmente; questo riduce i dettagli. Il suo effetto è ridotto al minimo quando i pazienti sono posizionati in modo standard per la radiografia, poiché qualsiasi

ingrandimento che si verifica diventa semplicemente parte del normale aspetto radiografico (Thrall, 2018).



La distorsione è un ingrandimento disuguale che si verifica quando i piani dell'oggetto e del ricevitore non sono paralleli; fa sì che l'immagine non sia una rappresentazione accurata della vera forma o posizione dell'oggetto. La distorsione causata da anomalie anatomiche o da un posizionamento non standard del paziente può limitare la qualità diagnostica della radiografia (Thrall, 2018).

Nel concetto di “immagine insolita” l'intero paziente non è orientato in modo standard rispetto al ricevitore e, di conseguenza, l'immagine non rappresenterà il paziente in modo accurato e potrebbe addirittura non essere riconoscibile. Come nel caso della distorsione, la standardizzazione del posizionamento del paziente porta a un'immagine familiare e, quindi, riconoscibile. Se il posizionamento del paziente si discosta dallo

standard, la non familiarità dell'immagine può portare a una diagnosi errata (Thrall, 2018).

Per rimediare alla perdita della concezione volumetrica, la valutazione accurata della geometria tridimensionale necessita di due radiografie dell'oggetto, una acquisita con un angolo di 90 gradi rispetto all'altra, per permettere la ricostruzione mentale della geometria tridimensionale. Pertanto, per ciascun esame radiografico è necessario ottenere almeno due proiezioni inclinate di 90 gradi l'una rispetto all'altra. Le viste realizzate a 90 gradi l'una rispetto all'altra sono chiamate viste ortogonali o proiezioni ortogonali (Thrall, 2018).

La sovrapposizione di una struttura su un'altra può creare un'evidente opacità che può essere erroneamente interpretata come malattia. Naturalmente, in ogni radiografia vi è un'ampia sovrapposizione di strutture e le opacità di sovrapposizione sono comuni. Anche in questo caso, con la visualizzazione ripetuta delle radiografie in modo standard e l'utilizzo del posizionamento standard del paziente la maggior parte di questa sovrapposizione viene riconosciuta come normale (Thrall, 2018).

Il Silhouette Sign si verifica quando due strutture della stessa radiopacità sono in contatto, impedendo di distinguerne il confine. Al contrario, se due strutture della stessa radiopacità sono separate da una sostanza di diversa radiopacità, i loro confini possono essere distinti radiograficamente a causa del contrasto fornito dalla sostanza interposta (Felson e Belson, 1950).

4.2 Radiologia Digitale

La radiologia digitale è stata utilizzata nell'imaging medico sin dagli anni '80, con una più recente e rapida accettazione anche nella professione veterinaria. Utilizzando l'acquisizione di immagini avanzate e la tecnologia informatica, le immagini radiografiche vengono visualizzate sul monitor di un computer. Ciò è vantaggioso, perché le immagini radiografiche possono essere visualizzate e regolate attraverso un software per computer dedicato, permettendo quindi la massimizzazione della qualità dell'immagine diagnostica. È possibile accedere alle immagini digitali da diversi

computer, recuperarle immediatamente dagli archivi informatici e trasmetterle via Internet per consultazione o riferimento del caso. L'acquisizione delle immagini digitali è più rapida rispetto alla radiografia tradizionale su schermo, migliorando il flusso di lavoro e la produttività dei pazienti. Vengono inoltre eliminati i costi associati allo sviluppo delle pellicole radiografiche (Mattoon, 2006).

Il metodo di acquisizione dell'immagine è analogo alla radiologia tradizionale: quindi anche nella radiologia digitale, se non si utilizzano tecniche radiografiche corrette, si otterranno immagini di scarsa qualità e conseguentemente non diagnostiche (Thrall, 2018).

Entra però in gioco un nuovo fattore che influisce sulla qualità dell'immagine, ovvero la qualità delle apparecchiature di acquisizione della stessa, nonché dei monitor su cui la radiografia viene visualizzata e i software utilizzati per manipolare le immagini (Holloway e McConnell, 2013).

Esistono due tipologie principali di hardware di acquisizione in radiologia digitale: la Radiografia Computerizzata (Computed Radiography, CR) e la Radiografia Digitale Diretta (Direct Digital Radiography, DDR) (Widmer, 2008). Nei sistemi CR il dispositivo di registrazione digitale è una cassetta che contiene una lastra di imaging flessibile, mentre nei sistemi DDR il dispositivo di registrazione è una lastra di imaging rigida o un chip di imaging e, quindi, non vi è nessuna cassetta (Thrall, 2018).

La base di un'immagine digitale è un file che contiene informazioni relative a un segnale che è stato misurato. In questo caso, il segnale è il modello di emissione di raggi X da un paziente, cioè la radiografia. Nella fotografia digitale, il segnale è il colore e l'intensità della luce emessa da un mezzo e focalizzata da una lente su un recettore.

Nell'imaging medico diagnostico, il file del computer è in formato DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine). Un file DICOM è un formato di file per computer dello stesso tipo di base dei file .jpeg e .tiff. Oltre alle informazioni effettive sull'immagine, ogni file DICOM contiene una gran quantità di informazioni accessorie memorizzate in quelli che vengono chiamati tag di metadati, che contengono altre informazioni correlate all'immagine, inclusi: il produttore del dispositivo che ha

generato l'immagine, la data e l'ora di acquisizione, informazioni demografiche del paziente, parametri di acquisizione, identificativo del referente, del professionista e dell'operatore (Graham et al., 2005).

Il formato file DICOM è stato derivato principalmente per coerenza e per garantire l'interconnettività tra i dispositivi di imaging (Wright et al., 2008). Senza un'interconnettività continua, come accadrebbe se ogni fornitore codificasse l'immagine radiografica digitale in un formato file proprietario, la comodità di avere immagini in formato digitale verrebbe notevolmente ridotta. Lo standard DICOM prevede la trasmissione di immagini mediche da un dispositivo a un altro, ad esempio dalla macchina a raggi X al server o dal server alla workstation, utilizzando un protocollo di rete che funziona sopra il protocollo standard Internet esistente. Le immagini DICOM possono anche essere trasferite utilizzando la tecnologia basata su browser e ciò migliora la portabilità delle immagini, in particolare quando si accede alle immagini oltre la rete locale (Thrall, 2018).

4.3 La qualità radiografica

L'utilità diagnostica di una radiografia è direttamente correlata alla qualità dell'immagine. Di conseguenza, è essenziale utilizzare costantemente una buona tecnica per ottenere i migliori risultati possibili dalle attrezzature disponibili. Quando si esegue un esame radiografico è quindi importante standardizzare il maggior numero possibile di fattori, per garantire risultati coerenti (Ewers, 2007).

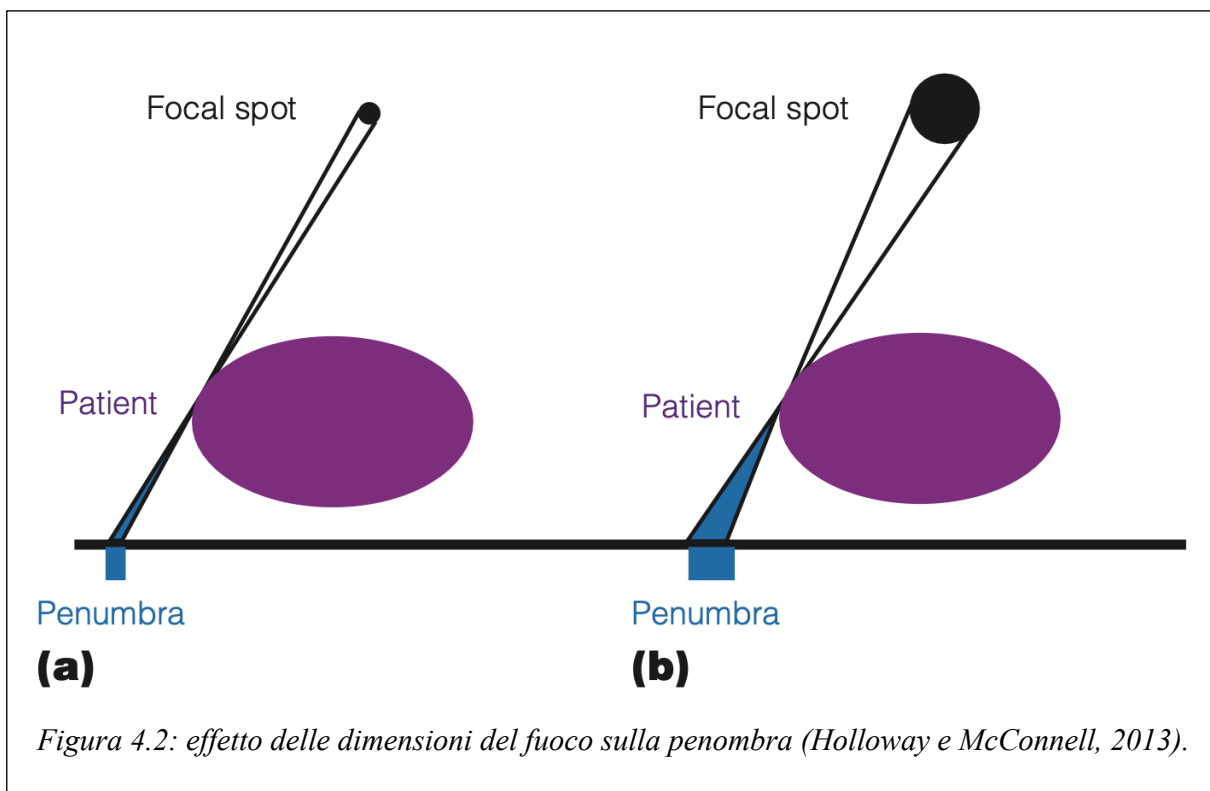
In particolare, esistono diversi elementi che influenzano il dettaglio radiografico, ovvero il livello di definizione delle ombre, e quindi la capacità di riprodurre lo spazio anche minimo che separa due strutture vicine. Tra questi fattori figurano il movimento del soggetto, le dimensioni del fuoco, la distanza fuoco-film, la distanza oggetto-film, le radiazioni secondarie o diffuse e la distorsione d'immagine (Kevin Kealy et al., 2011).

Con “movimento del soggetto” si fa riferimento sia ai movimenti involontari, come il battito cardiaco, il respiro e il movimento delle anse intestinali, sia quelli volontari, che costituiscono un problema in medicina veterinaria, in quanto molto spesso il

paziente non è collaborativo, e difficilmente resterà immobile nel momento in cui viene scattata la radiografia.

Le dimensioni del fuoco sono direttamente correlate alla penombra, definita come la parte esterna dell'ombra che si forma attorno ad un oggetto: se il fuoco fosse una vera sorgente puntiforme, sulla pellicola si formerebbe un'ombra senza sfocatura dei bordi e, quindi, non ci sarebbe la penombra (Figura 4.2). Tuttavia, poiché questo non è possibile, l'immagine formata dai fotoni dei raggi X è originata da più punti: un fotone proveniente da una parte della macchia focale fa sì che l'ombra dell'oggetto venga rappresentata in un punto diverso rispetto al fotone proveniente da un altro punto del fuoco; ciò porta alla penombra (Holloway e McConnell, 2013).

Altro fattore che influenza la formazione della penombra è la distanza oggetto-film (Object – film distance, OFD): all'aumentare della distanza aumenta la penombra. Per questo motivo, per ottenere un'immagine nitida è opportuno posizionare la parte del corpo che deve essere indagata il più vicino possibile alla pellicola (Holloway e McConnell, 2013).



La distanza fuoco-film (Focal spot – film distance, FFD), ovvero la distanza tra il fuoco e la pellicola, contribuisce ulteriormente al dettaglio. In particolare, all'aumentare della FFD diminuisce la penombra e aumenta il dettaglio. Nella pratica clinica, questa distanza non dovrebbe essere mai minore di 90 cm, poiché sotto questo valore la perdita di dettaglio è irrecuperabile, e mai maggiore di 110 cm, poiché servirebbero radiazioni troppo elevate, che sarebbero un alto rischio per il paziente (Thrall, 2018).

Il fenomeno della magnificazione, ovvero l'ingrandimento artefattuale dell'immagine, è direttamente proporzionale alla distanza oggetto-film e inversamente proporzionale alla distanza fuoco-film. Quanto più un oggetto è vicino alla cassetta (OFD minore), tanto più vicino sarà alle dimensioni reali dell'immagine, tanto più è lontano e maggiore sarà la magnificazione (Holloway e McConnell, 2013).

È importante ricordare che solo gli oggetti posti parallelamente al fascio di raggi X vengono visualizzati con precisione, mentre quelli che non si trovano al centro del raggio, o che non sono paralleli alla pellicola, risultano distorti a causa della distorsione d'immagine, ovvero un ingrandimento diseguale, poiché alcune parti sono più lontane dalla pellicola rispetto ad altre (Holloway e McConnell, 2013).

Le radiazioni secondarie o diffuse, ovvero quelle che raggiungono il film con un'inclinazione diversa dalle altre, contribuiscono a calare ulteriormente il dettaglio radiografico. Sono direttamente proporzionali alla densità fisica del soggetto, allo spessore del corpo irradiato e al kVp (kilo-Volt-peak, ovvero la differenza di potenziale applicata tra catodo e anodo del tubo radiogeno). Queste determinano la comparsa del "Film Fog", ovvero il rumore d'immagine, che può essere limitato utilizzando delle griglie, ossia delle barriere radiograficamente inerti che riducono il numero di radiazioni diffuse le quali raggiungono e alterano il film o l'immagine radiografica (Holloway e McConnell, 2013).

Oltre al dettaglio, per ottenere una radiografia qualitativamente accettabile è importante avere un adeguato contrasto radiografico, ovvero la differenza tra le diverse densità radiografiche (tonalità di grigio) visibili sulla radiografia, il quale è positivamente correlato al dettaglio. In assenza di contrasto non è possibile valutare i diversi organi o il corretto disegno trabecolare dei tessuti duri. Il contrasto radiografico

dipende dalle caratteristiche del corpo esposto, dalla tecnica radiologica, dal film fog e dalle radiazioni diffuse (Holloway e McConnell, 2013). Il corpo esposto può variare per spessore e per densità fisica: all'aumentare dello spessore diminuisce la quantità di raggi X che raggiungono la pellicola, e quindi diminuisce il contrasto; la densità fisica dei tessuti è responsabile delle differenze di radiopacità intrinseca, come precedentemente riportato nella Figura 4.1.

Anche la tecnica radiologica è importante per avere una buona qualità d'immagine: kVp e mAs (milli-Ampere al secondo, mA x s) non sono indipendenti e, per mantenere il medesimo effetto radiografico, se si aumentano i kVp è necessario ridurre i mAs. L'effetto sarà comunque diverso, perché i kVp influenzano maggiormente il contrasto, mentre i mAs la densità radiografica. Per ottenere la radiografia perfetta, dunque, è importante trovare il giusto equilibrio tra i due parametri (Kevin Kealy et al., 2011).

Nella pratica, si regolano prima i mAs finché non si raggiunge un nero di fondo soddisfacente e, solo successivamente, si regolano i kVp per avere un buon contrasto. Aumentando i kVp e abbassando i mAs si ottiene un contrasto "a scala lunga" o radiografia "ad ampia latitudine". La scala dei grigi sarà molto ampia e il contrasto poco elevato (poco bianco/nero con molta variazione di grigio). Diminuendo i kVp e aumentando i mAs il contrasto sarà "a scala corta", con scala dei grigi ridotta e notevole contrasto (poca variabilità di grigio).

Nella radiologia toracica si utilizza un contrasto a scala lunga, e quindi una scala di grigi molto ampia, per poter evidenziare organi, vasi e interstizi. Se vengono utilizzati parametri scorretti, si possono ottenere radiografie sottoesposte o sovraesposte.

Una radiografia risulta sottoesposta quando un numero insufficiente di fotoni raggiungono la pellicola (valore mAs troppo basso) oppure perché i fotoni avevano energia insufficiente (valore kVp troppo basso; più frequente), o entrambi contemporaneamente. Questo rende impossibile visualizzare il dettaglio anatomico, e quindi l'interpretazione. Una radiografia risulta invece sovraesposta quando troppi fotoni raggiungono la pellicola (valore mAs troppo elevato) e, di conseguenza, le aree ad alta densità radiografica vengono visualizzate come completamente nere, senza

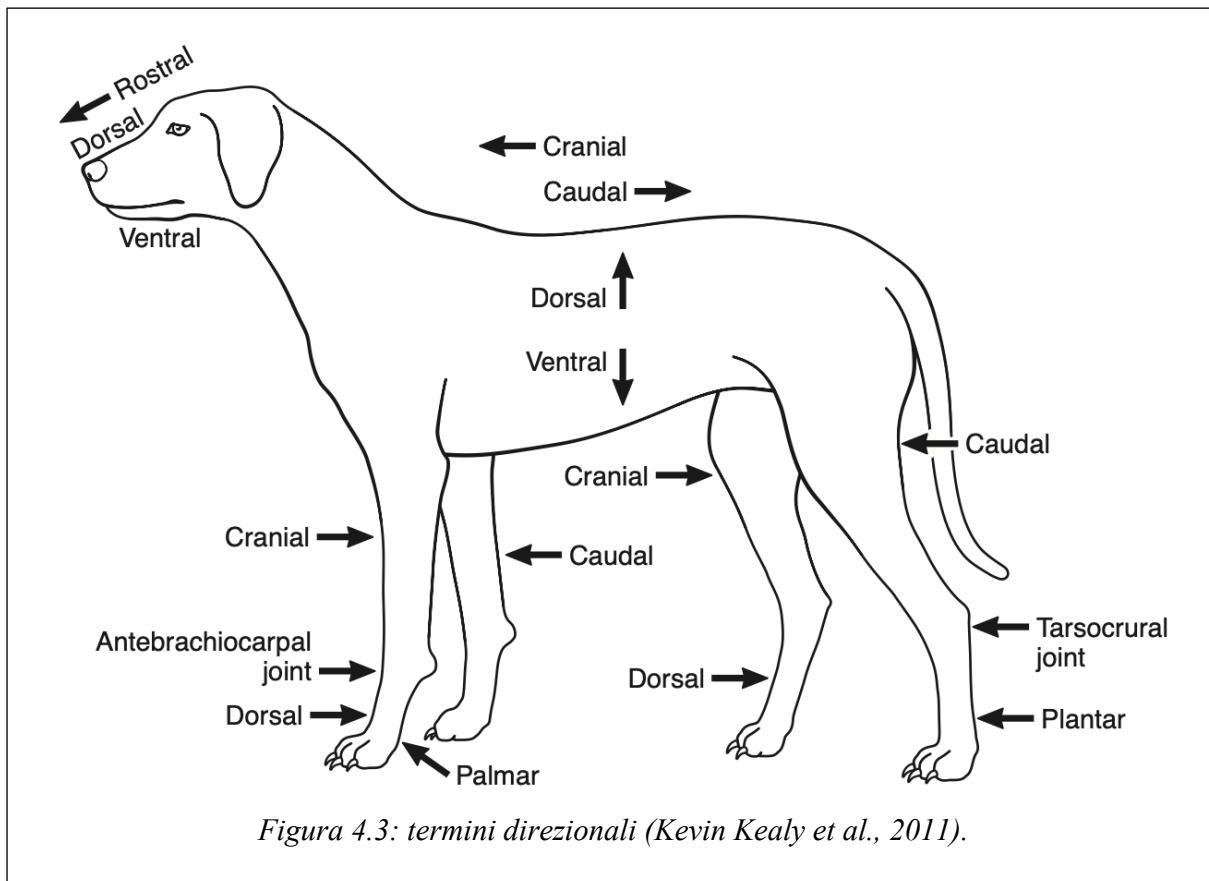
possibilità di distinguere i dettagli e i margini delle diverse strutture (Holloway e McConnell, 2013).

Per la radiologia toracica è inoltre importante considerare il momento in cui è opportuno scattare la radiografia, ovvero al picco inspiratorio, poiché la piena areazione dei polmoni fornisce il contrasto ideale per visualizzare al meglio le strutture.

4.4 Proiezioni radiografiche e corretto posizionamento del paziente

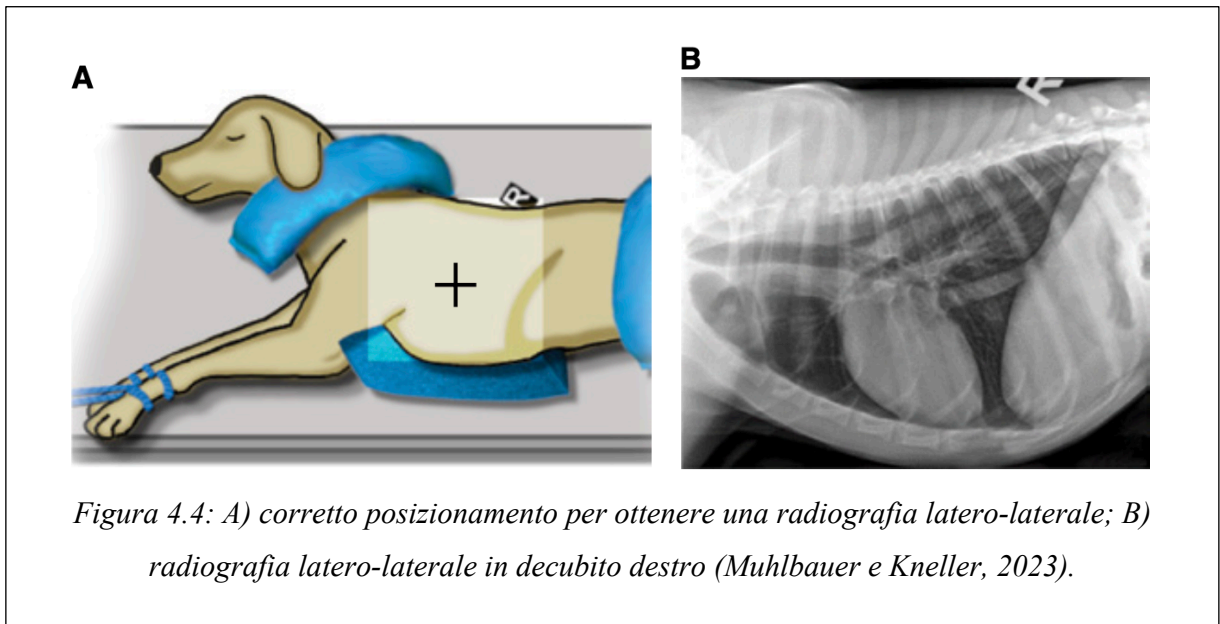
Affinché i cambiamenti nel contorno, nella posizione e nell'opacità delle strutture vengano apprezzati a pieno, è essenziale che il radiologo abbia familiarità con l'aspetto radiologico delle strutture normali, cioè con l'anatomia radiografica. Se non si ha familiarità con l'apparenza normale, non è possibile apprezzarne le aberrazioni. Poiché quasi ogni struttura può essere ruotata di 360°, sarebbe praticamente impossibile acquisire familiarità con tutte le possibili proiezioni che potrebbero essere prodotte da un dato organo: di conseguenza vengono utilizzate viste standard di ciascuna parte del corpo. Queste consistono solitamente in due proiezioni eseguite perpendicolarmente l'una all'altra, in modo da ottenere un'impressione tridimensionale della struttura in esame (Kevin Kealy et al., 2011). Queste vengono definite proiezioni standard.

Le proiezioni radiografiche vengono definite in base alla direzione con cui il raggio centrale del fascio primario penetra la parte del corpo di interesse, dal punto di ingresso al punto di uscita, secondo la terminologia direzionale riportata in figura 4.3. Per indicare la proiezione si usano comunemente due termini: il primo indica la parte del corpo che per prima viene attraversata dai raggi X (quindi più lontana dalla pellicola), il secondo quella da cui le radiazioni “escono” (quella a contatto con il tavolo radiologico). Per permettere un riconoscimento immediato della proiezione utilizzata è opportuno apporre sul tavolo un marker radiopaco, generalmente di piombo, che indichi il lato del decubito o, nel caso delle proiezioni sagittali, uno dei due lati: si utilizza il marker R per indicare la destra (Right) e L per indicare la sinistra (Left). L'area oggetto di interesse dovrebbe essere il più vicino e parallela possibile alla pellicola (Kevin Kealy et al., 2011).



Nella radiologia toracica, le proiezioni utilizzate comunemente per una valutazione soddisfacente di tutte le strutture sono generalmente due (Holloway e McConnell, 2013): una latero-laterale (LL), destra o sinistra, ed una sagittale, ventrodorsale (VD) o dorsoventrale (DV); per indagini più approfondite e complete è consigliabile eseguire quattro proiezioni, le due laterali e le due sagittali (Thrall et al., 2018). Una singola proiezione radiografica fornirà molte meno informazioni rispetto a uno studio a due o tre proiezioni, ma può essere appropriata se le condizioni cliniche del paziente impongono la brevità dell'esame. Va tenuto presente che la radiografia è una procedura di screening. La scelta di una singola visione radiografica per monitorare una condizione nota può comportare la perdita di informazioni (Schwarz e Johnson, 2008).

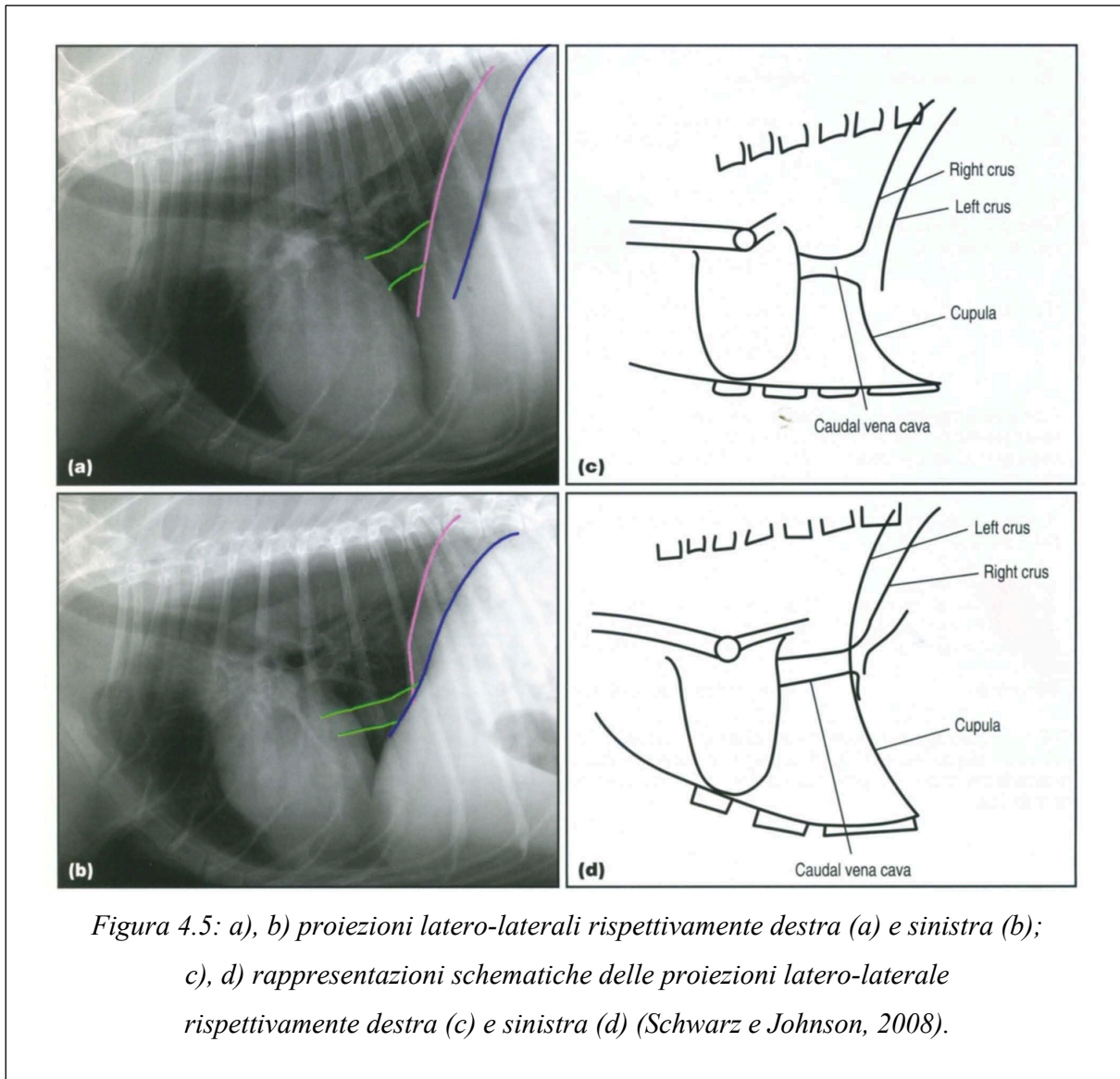
4.4.1 Proiezione Latero-Laterale



Per ottenere una corretta proiezione LL, il paziente viene posizionato sul tavolo in decubito laterale, destro o sinistro (Figura 4.4). Gli arti toracici devono essere spinti cranialmente, evitando lo stiramento eccessivo del paziente. La testa e il collo devono mantenere una posizione neutrale, per evitare alterazioni posizionali della trachea. Lo sterno e la colonna devono essere allineati sullo stesso piano orizzontale, paralleli al ricevitore. È possibile posizionare un cuscino sotto lo sterno per correggere la rotazione. Il fascio di raggi X deve essere centrato sul cuore o sul margine caudale della scapola. La radiografia deve, infine, comprendere l'intera struttura ossea toracica, dall'ingresso del torace all'ultima costa. Una radiografia latero-laterale si considera adeguata se le coste risultano essere perfettamente sovrapposte (Thrall et al., 2018).

Il riconoscimento del decubito, in assenza del marker, è possibile tramite l'osservazione delle cupole diaframmatiche e della vena cava caudale (Figura 4.5). Nella proiezione latero-laterale destra, le due cupole scorrono parallele, con la destra più craniale; inoltre, è possibile vedere la vena cava caudale entrare nella cupola più craniale, ovvero la destra. Quando l'animale è disteso sul lato destro, infatti, il polmone destro si espande e, di conseguenza, la cupola diaframmatica di destra sopravanza rispetto alla sinistra. Inoltre, in questa proiezione l'apice cardiaco è appoggiato allo

sterno. Nella proiezione latero-laterale sinistra, invece, le cupole sono divergenti e la vena cava caudale prosegue, entrando nella cupola più arretrata (ovvero la destra). Può essere inoltre visibile la bolla gastrica caudo-dorsale (Zotti, 2022).



In caso lo studio sia limitato ad una singola proiezione laterale, quella di destra è preferibile, in quanto il diaframma oscura meno i campi polmonari caudo-dorsali, il cuore si trova in una posizione più coerente, che ne permette una miglior visualizzazione, e un eventuale ingrossamento del linfonodo sternale è più facilmente identificabile (Schwarz e Johnson, 2008).

Il momento ottimale per scattare la radiografia è al picco inspiratorio, quando i polmoni sono completamente espansi, ma si può considerare di scattare due immagini (una in inspirazione ed una in espirazione) per valutare i cambiamenti dinamici dei polmoni e della trachea (Muhlbauer e Kneller, 2023). La visualizzazione a fine espirazione è consigliabile in determinate situazioni, ad esempio nella diagnosi di piccole quantità di liquido o gas pleurico e nell'identificazione della fibrosi polmonare (Schwarz e Johnson, 2008).

4.4.2 *Proiezioni Sagittali*

Le proiezioni sagittali, ovvero la dorsoventrale (DV) e la ventrodorsale (VD) raramente risultano essere entrambe necessarie, ma è opportuno scegliere la più adatta per lo studio radiografico che si deve effettuare (Schwarz e Johnson, 2008).

La proiezione dorsoventrale (DV) permette di visualizzare la silhouette cardiaca in una posizione "standard", ovvero meno magnificata, con arterie e vene polmonari caudali facilmente identificabili. Questa proiezione è, quindi, adatta nei pazienti con patologia cardiaca, oltre che essere la più sicura per i pazienti che si trovano in condizione di distress respiratorio, ad esempio a causa di versamento pleurico. In questa proiezione il diaframma si presenta come una singola cupola, a differenza della proiezione VD (Figura 4.8).

Il paziente viene posizionato in decubito sternale, con i gomiti e le ginocchia leggermente abdotti e gli arti pelvici raccolti, per garantire una posizione di comfort al paziente (Figura 4.6). Lo sterno e la colonna vertebrale devono risultare sovrapposti sullo stesso piano verticale, con la testa e il collo in linea con le vertebre. Il fascio dei raggi X deve essere centrato sul cuore o sul bordo caudale della scapola: un errore comune è centrare il fascio troppo caudalmente, omettendo quindi il torace craniale (Muhlbauer e Kneller, 2023).

La proiezione ventrodorsale (VD) è considerata più utile per la valutazione del parenchima polmonare, in quanto permette una miglior visualizzazione del lobo accessorio e delle porzioni ventrali del polmone. A livello radiografico, questa

proiezione è identificabile per il caratteristico aspetto a tre gobbe del diaframma (Figura 4.8).

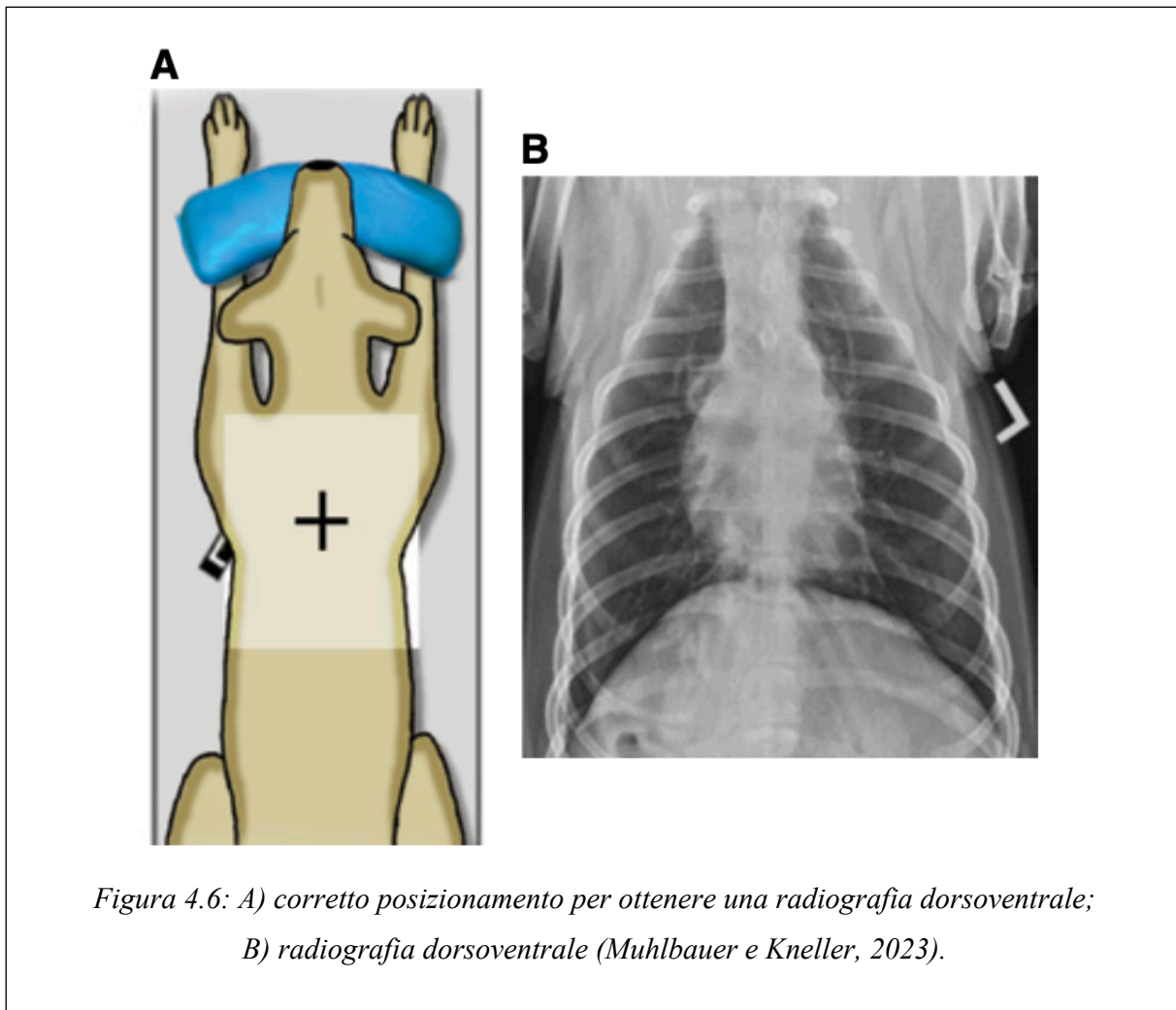


Figura 4.6: A) corretto posizionamento per ottenere una radiografia dorsoventrale; B) radiografia dorsoventrale (Muhlbauer e Kneller, 2023).

L'animale viene posizionato in decubito dorsale, con gli arti anteriori spinti cranialmente e i posteriori che rimangono in posizione a rana, eventualmente sostenendo la regione della grassella con dei supporti (Figura 4.7). Le vertebre e lo sterno devono risultare sempre sovrapposti sullo stesso piano verticale, con testa e collo in linea con la colonna vertebrale. Il fascio di raggi X deve essere centrato sul cuore o sul margine caudale della scapola (Muhlbauer e Kneller, 2023).

A**B**

*Figura 4.7: A) corretto posizionamento per ottenere una radiografia ventrodorsale;
B) radiografia ventrodorsale (Muhlbauer e Kneller, 2023).*

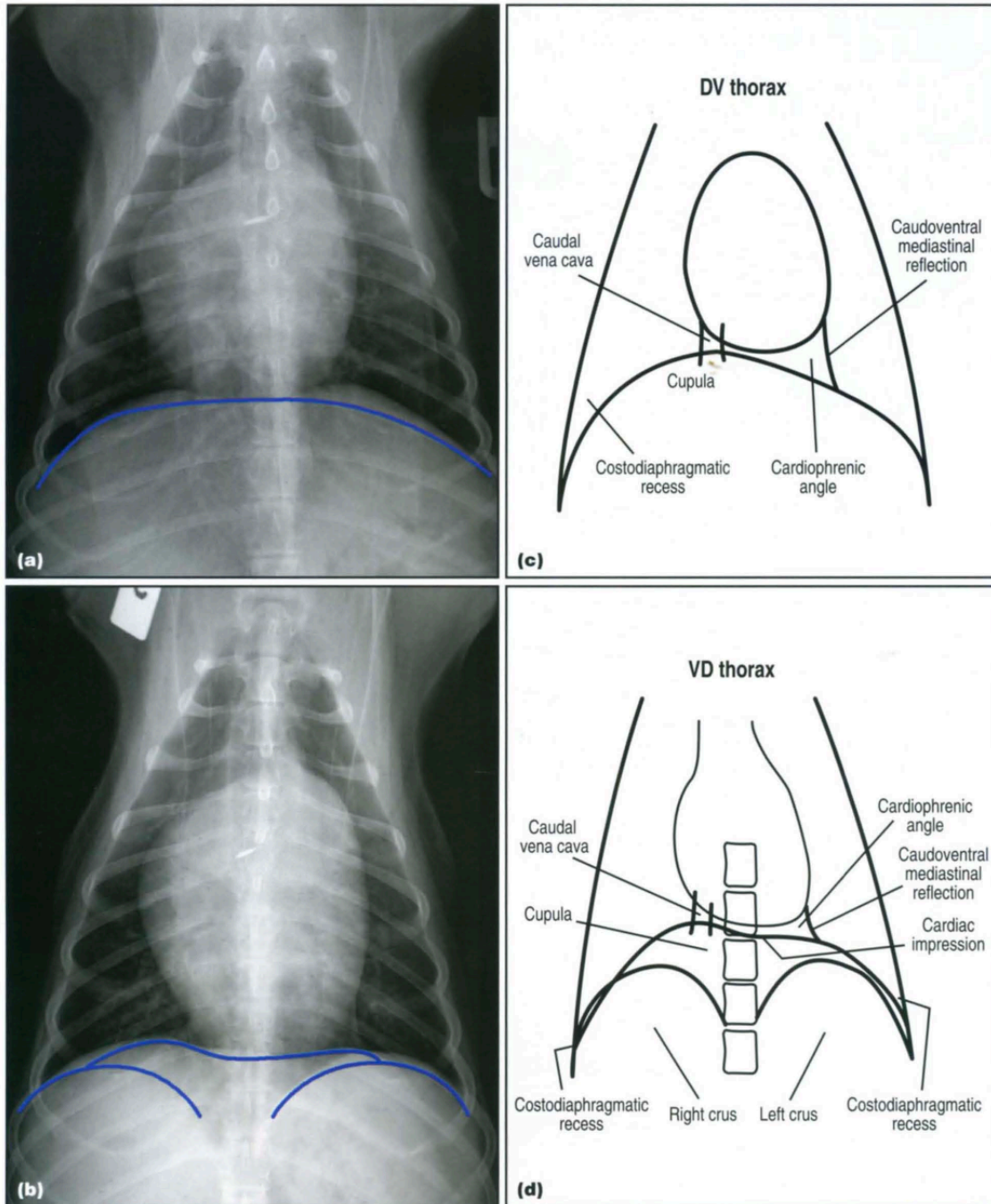


Figura 4.8: a), b) proiezioni rispettivamente dorsoventrale (a) e ventrodorsale (b); c), d) rappresentazioni schematiche delle proiezioni rispettivamente dorsoventrale (c) e ventrodorsale (d) (Schwarz e Johnson, 2008).

4.4.3 *Contenimento del paziente*

La corretta preparazione, contenzione e posizionamento del paziente sono essenziali per realizzare radiografie di buona qualità (Muhlbauer e Kneller, 2023). I pazienti in difficoltà devono essere stabilizzati prima dell'esecuzione dell'esame, per poter ottenere delle immagini che siano diagnostiche. Gli animali sottoposti ad una radiografia del torace sono spesso spaventati, sofferenti, dispnoici o presentano tutti e tre i sintomi. Con una gestione attenta e rassicurazione verbale, la maggior parte dei pazienti può essere contenuta con una combinazione di ausili per il posizionamento e sedazione. Di solito è utile l'uso di comandi verbali nella lingua che il proprietario usa per rivolgersi al cane (Schwarz e Johnson, 2008).

È fondamentale utilizzare ausili per posizionare correttamente l'animale. I più comunemente utilizzati sono sacchi di sabbia, cunei in spugna, lacci e nastri. L'uso di lacci e nastri dovrebbe essere riservato ai pazienti sottoposti ad anestesia generale o sedazione, poiché potrebbero verificarsi lesioni se il paziente lotta mentre viene trattenuto in questo modo. I cunei radiotrasparenti sono essenziali per evitare la rotazione dell'animale durante il posizionamento (Holloway e McConnell, 2013).

È importante sottolineare che nessun animale dovrebbe essere trattenuto manualmente per una radiografia a meno che non vi siano buone indicazioni cliniche sul fatto che non possa essere contenuto con altri mezzi. L'uso dell'anestesia o della sedazione e di ausili per il posizionamento dovrebbe essere sempre considerato prima di ricorrere alla contenzione manuale (Schwarz e Johnson, 2008). Questa dovrebbe essere utilizzata solo in circostanze eccezionali, non solo per il benessere del paziente ma anche per la radioprotezione dell'operatore. In generale, quando la contenzione manuale diventa necessaria:

- Dovrebbe essere sempre mantenuta una distanza massima dal raggio primario;
- Potrebbero essere necessarie due persone in modo che ciascuna sia il più lontano possibile dal fascio principale;
- Devono essere sempre utilizzati dispositivi di protezione individuale idonei, come camici di piombo, guanti e protettori della tiroide;
- Le donne incinte non devono essere presenti.

Nel caso in cui sia possibile programmare in anticipo con il proprietario uno studio radiografico, è importante che il paziente arrivi all'appuntamento a digiuno, in quanto potrebbe essere necessaria una qualche forma di contenzione chimica, tramite anestesia generale o sedazione, per facilitare il posizionamento e prevenire artefatti da movimento, riducendo inoltre al minimo l'esposizione del personale veterinario alle radiazioni. Di solito è necessaria la contenzione chimica per ottenere buone radiografie dello scheletro e per la maggior parte delle proiezioni ventrodorsali. Alcuni animali sono sufficientemente rilassati con il solo oppioide. L'anestesia generale può essere necessaria negli animali che non collaborano o per procedure che richiedono la completa immobilità, oltre che per ottenere radiografie del torace, immagini della colonna vertebrale e del cranio e per le procedure in cui la cassetta viene posizionata all'interno della bocca (Holloway e McConnell, 2013).

4.5 Differenze anatomiche e radiografiche tra cane e gatto

Per una corretta interpretazione radiografica, è importante ricordare che esistono differenze anatomiche tra cani e gatti, visualizzabili anche radiograficamente, che richiedono un'interpretazione differente di determinati segni (Figure 4.9 e 4.10).

Nel cane, l'espansione craniale del polmone oltre la prima costa è piuttosto frequente: si tratta della porzione apicale del lobo craniale sinistro, spinto cranialmente dal lobo accessorio; questo fenomeno è visualizzabile solo con respirazione spontanea. L'espansione craniale del polmone è, invece, del tutto inusuale nel gatto.

Il limite caudale polmonare, al picco inspiratorio, nel cane si colloca a livello della dodicesima o tredicesima vertebra toracica (T12/T13), mentre nel gatto si espande fino alla prima o seconda vertebra lombare (L1/L2).

I margini polmonari dorsali nel cane sono totalmente sovrapposti al margine ventrale della colonna toraco-lombare. Nel gatto, invece, i margini polmonari dorsali sono distaccati dal margine ventrale della colonna dal muscolo piccolo psoas: questo distacco nel cane viene identificato come patologico, indicativo ad esempio di un versamento pleurico, mentre nel gatto è perfettamente fisiologico (Zotti, 2022).



Figura 4.9: Radiografia toracica latero-laterale di cane (Database O.V.U.D.).

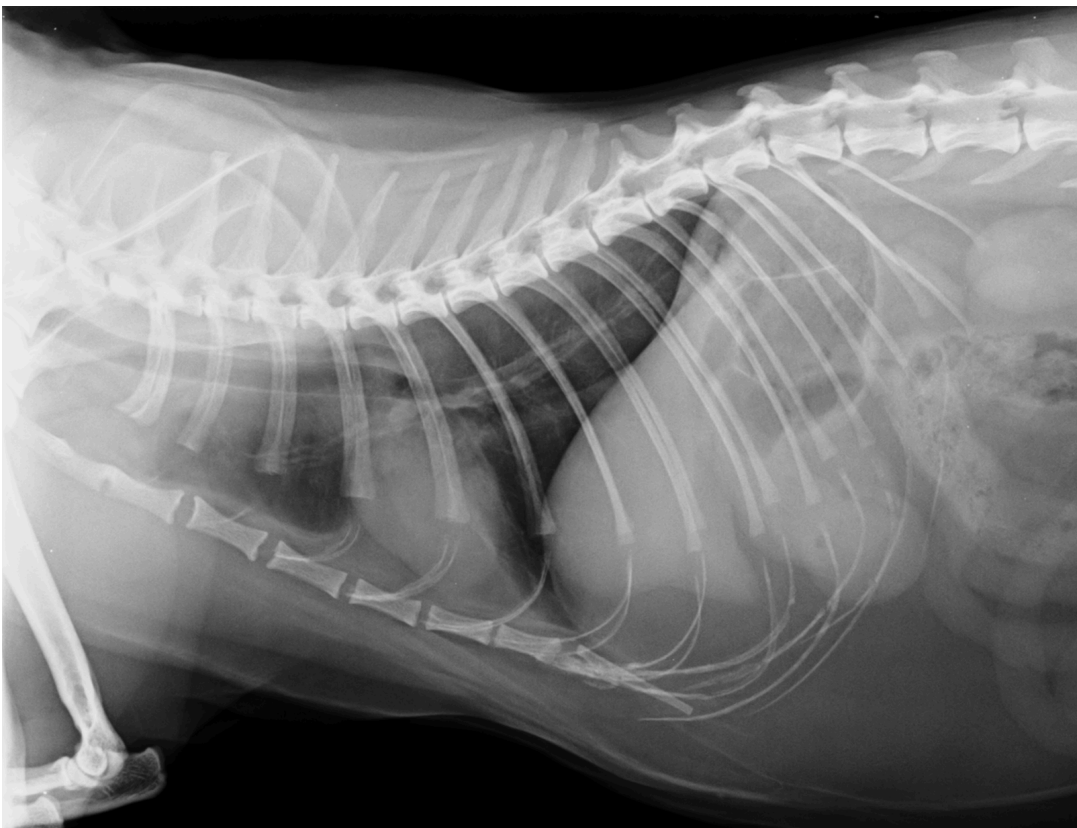


Figura 4.10: Radiografia toracica latero-laterale di gatto (Database O.V.U.D.).

4.6 Fattori di variabilità radiografica nel gatto

Prima di iniziare il processo di interpretazione di una radiografia è bene considerare i diversi aspetti che influiscono sulla presentazione radiografica, e che rendono ogni soggetto diverso dagli altri.

A differenza del cane, la razza nei gatti non ha grande importanza, in quanto non si riscontrano grandi variazioni conformazionali nelle strutture toraciche.

L'età, invece, è un fattore da tenere in considerazione. Nei gatti anziani è facile riscontrare un'inclinazione della silhouette cardiaca verso lo sterno, che prende il nome di "lazy heart". Inoltre può essere presente "bulging aortico" tra l'istmo e l'arco aortico: si tratta di una condizione fibrotica a carico del cono di emergenza dell'aorta, che apparentemente aumenta le dimensioni della silhouette cardiaca. Per questo motivo il cuore nel gatto si valuta meglio nelle proiezioni sagittali, osservando la percentuale di spessore toracico che occupa (Zotti, 2022). Inoltre, sempre nei gatti anziani, sono talvolta visibili e fisiologiche delle frammentazioni delle cartilagini costali.

L'obesità è un altro fattore molto importante, in quanto influenza l'interpretazione di molte strutture toraciche. Grandi quantità di grasso alterano la silhouette cardiaca (che sembra presentarsi quindi di dimensioni maggiori), creano un aumento dell'opacità polmonare, ispessiscono il mediastino craniale e possono mimare un versamento pleurico. Sarebbe quindi opportuno, nei pazienti obesi, aumentare l'esposizione. Al contrario, negli animali emaciati l'esposizione andrebbe ridotta per evitare la visualizzazione di campi polmonari iper-illuminati.

4.7 Reperti patologici più frequenti nelle radiografie di gatto

4.7.1 *Pattern Interstiziale*

L'interstizio polmonare è l'infrastruttura che comprende i capillari, i dotti alveolari, i setti interlobulari, le pareti degli alveoli e tutti i tessuti che danno supporto a vasi linfatici, bronchioli e al sistema vascolare polmonare. Il Pattern Interstiziale è indicativo di un processo patologico e, in base alla presentazione, può essere suddiviso in Strutturato e Non Strutturato.

Il Pattern Interstiziale Strutturato viene anche definito Nodulare, in quanto viene identificato dalla presenza di noduli polmonari, ovvero lesioni circolari a densità di tessuto molle. È importante ricordare che il rilevamento radiografico di noduli o masse polmonari deve essere interpretato nel contesto del segnalamento e dell'anamnesi, e una diagnosi definitiva non dovrebbe mai essere fatta sulla base del solo aspetto radiografico (Thrall, 2018).

Per poter essere visibile radiograficamente, un nodulo polmonare deve raggiungere un diametro critico, ovvero essere sufficientemente grande da assorbire un'adeguata quantità di raggi X. Il valore assoluto di questo diametro è influenzato dalla localizzazione del nodulo all'interno del polmone, dalla sua sovrapposizione ad altre strutture e dalla qualità dell'immagine radiografica. Indicativamente, si suggerisce una soglia di circa 7-9 cm di diametro per il rilevamento radiografico. I noduli polmonari mineralizzati si rendono visibili radiograficamente già a dimensioni inferiori, in quanto, grazie alla loro maggiore densità fisica, hanno un miglior assorbimento di raggi X.

La distinzione tra massa e nodulo polmonare è strettamente legata alle dimensioni: una lesione con diametro inferiore a circa 2,0 cm può essere definita nodulo, mentre lesioni più grandi possono essere definite masse (Thrall, 2018).

Occasionalmente, i noduli o le masse polmonari contengono una cavità aerea (Noduli o Masse Cavitarie). Le lesioni cavitarie con pareti sottili, chiamate bolle polmonari, sono generalmente benigne e derivano da un precedente trauma o da una malformazione polmonare congenita; queste lesioni possono essere singole o multiple.

Il Pattern Interstiziale Non Strutturato, invece, si caratterizza per un aumento dell'opacizzazione polmonare di fondo, che determina la perdita di definizione dei margini delle strutture toraciche, determinandone un aspetto sfocato. Deriva da una maggior attenuazione dei raggi X creata da un eccesso di liquido, da crescita cellulare interna o da infiltrazioni nell'interstizio. Il fluido o il tessuto anomalo non è organizzato in una lesione solitaria o in lesioni multiple distinte, ma coinvolge l'interstizio in modo relativamente uniforme. Tali lesioni possono svilupparsi per la presenza di fluido trasudato dai capillari interstiziali, di una risposta infiammatoria di basso grado, di proliferazione di tessuto interstiziale normale o per la crescita diffusa di cellule neoplastiche. Le infiammazioni di alto grado o virulente, invece, solitamente progrediscono rapidamente, fino a produrre un pattern alveolare, poiché la malattia si diffonde dall'interstizio agli alveoli adiacenti (Thrall, 2018).

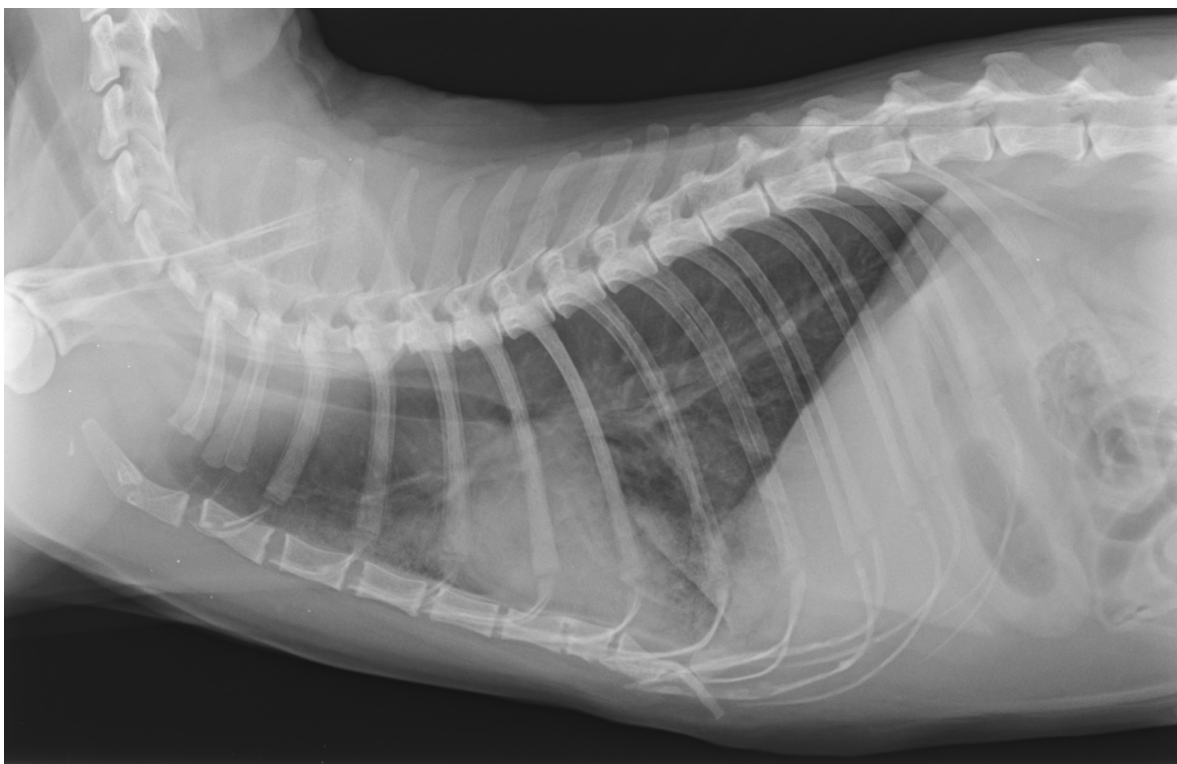


Figura 4.11: Pattern Interstiziale (Database O.V.U.D.).

Il pattern interstiziale non strutturato è il più erroneamente diagnosticato tra tutti i pattern polmonari, a causa del numero di situazioni in cui l'opacità polmonare complessiva è aumentata da eziologie non patologiche. Inoltre, la sua interpretazione è molto soggettiva. Pertanto, se si considera una diagnosi di pattern interstiziale non strutturato, è molto importante ricordare tutti i fattori che possono creare erroneamente questo aspetto, in modo che non venga fatta una diagnosi errata (Holloway & McConnell, 2013).

La diagnosi di pattern interstiziale non strutturato si basa sul riscontro di un aumento anomalo dell'opacità radiografica di fondo del polmone. Esistono diversi aspetti radiografici che questo pattern può assumere, perciò è possibile categorizzarlo ulteriormente in miliare, reticolare, reticolo-nodulare, o a nido d'ape.

Altrettanto importante è il fatto che le malattie che determinano la formazione di un evidente pattern interstiziale non strutturato sono relativamente rare rispetto alle malattie che provocano un pattern polmonare alveolare o bronchiale. Una caratteristica importante della malattia polmonare interstiziale non strutturata è che il pattern radiografico risultante è un pattern di sommatoria creato dalla sovrapposizione di tutto l'interstizio anomalo (Thrall, 2018).

4.7.2 Pattern Bronchiale

Il Pattern Bronchiale si verifica per infiltrazione cellulare o fluida nella parete bronchiale o nello spazio peribronchiale. L'aumentata opacità radiografica associata all'aumento del contenuto di liquidi o della cellularità all'interno o attorno al bronco determina un aumento della visibilità radiografica dell'albero bronchiale, solitamente visibile solo a livello di ilo (Thrall, 2018).

In funzione dell'angolo con cui i raggi X attraversano i bronchi coinvolti, questi saranno visibili radiograficamente tramite segni ad anello (Ring Sign), se il fascio di raggi X attraversa il bronco lungo l'asse longitudinale, oppure tramite segni a binario (Tram Lines), se viene attraversato perpendicolarmente. È importante sottolineare che in condizioni di normalità è possibile osservare alcuni segni a binario o ad anello a causa dalla proiezione diretta di alcune vie aeree normali; va quindi considerato come

patologico un aumento di questi segni radiografici, solitamente accompagnato da un ispessimento della parete di questi bronchi, a causa dell'infiltrazione cellulare o di liquidi (Holloway & McConnell, 2013).

Il pattern bronchiale è solitamente correlato ad infiammazione bronchiale, ma non solo: ad esempio, anche l'edema peribronchiale può esserne una causa. In particolare, nei gatti è comune che patologie delle vie aeree si accompagnino ad una condizione di Air Trapping, che consiste in un'iperinsufflazione dei polmoni, soprattutto a livello di lobo caudale, dovuta all'assottigliamento del lume bronchiale conseguentemente all'ispessimento parietale. Radiograficamente, l'Air Trapping si presenta come un'aumentata radiotrasparenza dei lobi polmonari caudali associata ad una compressione del diaframma, che appare meno convesso verso il torace. Il pattern bronchiale, soprattutto nei gatti, può inoltre dipendere da fratture costali spontanee, malattie che causano sforzo respiratorio prolungato o tosse, malattie metaboliche o alcune neoplasie (Thrall, 2018).



Figura 4.12: Pattern Bronchiale (Database O.V.U.D.).

4.7.3 *Pattern Alveolare*

Il Pattern Alveolare polmonare si verifica quando l'aria negli alveoli viene sostituita con fluido, o meno probabilmente con cellule, aumentando così l'opacità radiografica del polmone. Ciò non si applica ad una massa che cresce nell'interstizio, ma alla presenza di materiale negli alveoli che sostituisce l'aria.

I materiali che comunemente si accumulano negli alveoli, causando consolidamento alveolare, sono essudato, sangue (in caso di emorragia) e fluido edematoso. Altra causa di pattern alveolare può essere la riduzione della quantità di aria negli alveoli causata da collasso polmonare, definita come atelettasia. La principale caratteristica che permette di distinguere il consolidamento dall'atelettasia è la perdita di volume, tipica del polmone collassato, che, occupando meno spazio, conduce ad uno shift mediastinico, ovvero lo spostamento del mediastino verso quel lato (Holloway & McConnell, 2013).



Figura 4.13: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Pattern Alveolare (Database O.V.U.D.).

Radiograficamente, il pattern alveolare si caratterizza per la presenza di broncogrammi aerei, lobar sign o un'area di opacità relativamente intensa che non presenta i margini netti che caratterizzano una massa polmonare (Thrall, 2018).

Un broncogramma aereo è caratterizzato da un bronco pieno d'aria che attraversa una regione del polmone anormalmente opaco, nei cui alveoli l'aria è stata sostituita da fluido. I requisiti critici per la formazione del broncogramma aereo sono che l'aria all'interno del bronco non sia però stata sostituita da cellule o fluido, e che la quantità di fluido o cellule che entrano negli alveoli sia sufficiente a fornire una maggiore opacità radiografica del polmone circostante, affinché siano visibili i bronchi contenenti aria. I bronchi pieni d'aria appaiono quindi radiotrasparenti rispetto all'aumentata opacità del polmone patologico. I broncogrammi aerei si presentano come delle strutture tubolari radiotrasparenti, con occasionali ramificazioni quando colpiti lateralmente dal fascio di raggi X (Figura 4.14). Se il bronco viene colpito frontalmente apparirà come una radiotrasparenza circolare o amorfa, invece di essere tubolare. È importante però distinguere i broncogrammi aerei da normali bronchi, che possono risultare ben delineati in quanto posti tra arteria e vena polmonare (Holloway & McConnell, 2013).

Il *Lobar Sign* si riferisce alla netta demarcazione creata quando un lobo polmonare con maggiore opacità confina con un lobo normalmente aerato che ha meno opacità (Figura 4.14). Di solito l'aumentata opacità polmonare che forma il confine del segno lobare è causata da una malattia alveolare intensa e diffusa. Può capitare che una massa polmonare si estenda alla periferia di un lobo e che si crei quindi un lobar sign, sebbene in questo caso la forma sarà alterata dalla massa e apparirà in modo diverso, ad esempio più rotondo, rispetto alla forma prevista di una normale giunzione interlobare, leggermente curva. Per identificare correttamente un lobar sign è necessario sapere dove si trovano i normali confini polmonari. Dato che l'apposizione di due lobi a diversa radiopacità si visualizza in maniera differente nelle diverse proiezioni, questo segno potrebbe non essere riscontrabile in tutte le acquisizioni dello stesso paziente.

Sebbene i broncogrammi aerei e i lobar signs siano indicazioni comuni di un pattern alveolare, a volte non è presente nessuno dei due. I broncogrammi aerei potrebbero non essere visibili se la malattia alveolare non fosse adeguatamente concentrata attorno a un

bronco. Ciò potrebbe verificarsi se la patologia avesse provocato anche lo spostamento dell'aria dai bronchi. Un segno lobare non sarà visibile nel caso in cui la patologia alveolare non si estenda alla periferia di un lobo, oppure se i lobi adiacenti siano interessati entrambi nella stessa estensione, o se la giunzione del lobo non dovesse essere colpita parallelamente dal fascio di raggi X. Sfortunatamente, questi scenari sono comuni e in molti animali con pattern alveolare non saranno presenti né un broncogramma aereo né un lobar sign (Holloway & McConnell, 2013).

In questi pazienti, l'identificazione del pattern alveolare si basa sul riscontro di una regione di opacizzazione polmonare troppo intensa per unità di area per essere causata da una patologia confinata all'albero bronchiale o per essere un pattern interstiziale non strutturato; allo stesso tempo, questa regione non presenta i margini netti che ci si aspetta da una massa polmonare (Thrall, 2018).

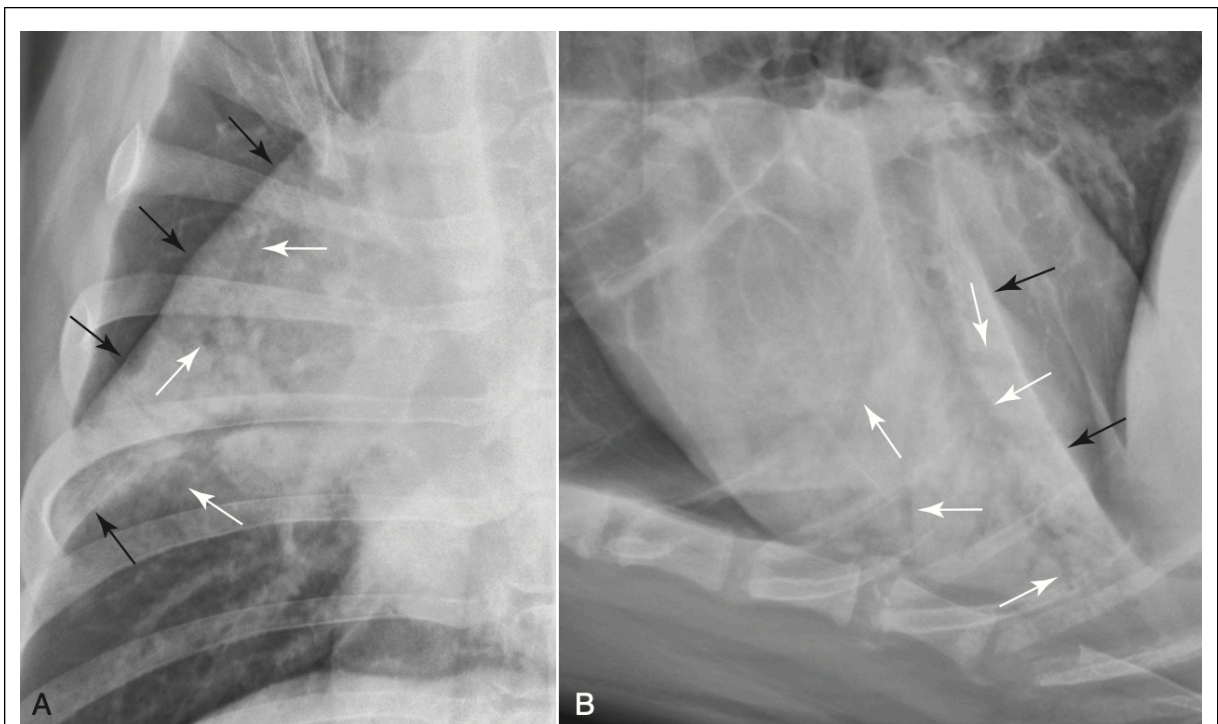


Figura 4.14: Radiografie laterale e ventrodorsale di cane; è possibile notare Lobar Sign (frecche nere) e diversi broncogrammi aerei (frecche bianche), che suggeriscono si tratti quindi di un Pattern Alveolare (Thrall, 2018).

4.7.4 Versamento Pleurico

La cavità pleurica è rivestita da membrane sierose, e normalmente contiene una piccola quantità di liquido. Questo fluido è costantemente prodotto dalla circolazione parietale e drenato dai capillari e dal sistema linfatico della pleura parietale e viscerale. Il fluido normale della cavità corporea è un ultrafiltrato sieroso di sangue a basso contenuto proteico che fuoriesce dai capillari arteriosi attraverso la cavità corporea e viene in gran parte riassorbito nei capillari venosi. Una porzione minore, circa il 10%, di questo fluido viene riassorbita dai vasi linfatici (Dempsey ed Ewing, 2011).

Il versamento pleurico, o effusione pleurica, si riferisce alla presenza di fluidi tra le pleure in quantità maggiore rispetto al normale liquido pleurico, che ha funzione lubrificante.

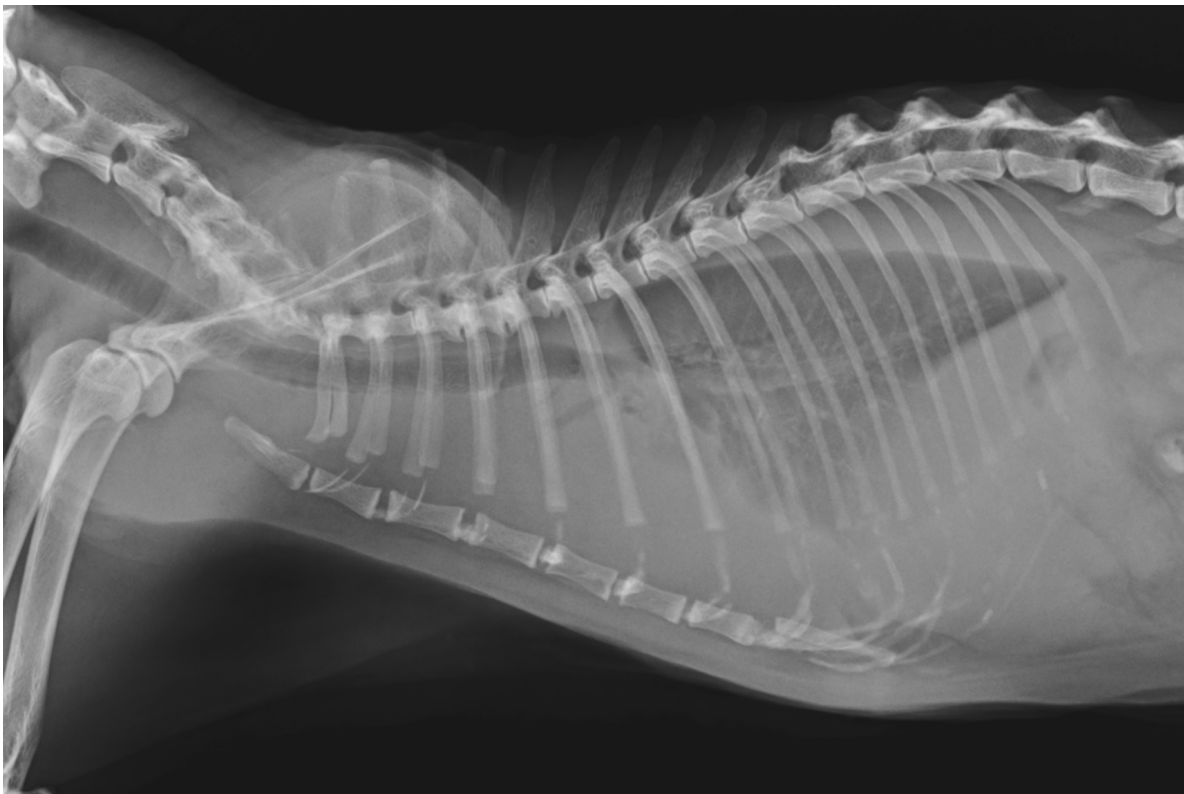


Figura 4.15: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Versamento Pleurico (Database O.V.U.D.).

Il fluido nello spazio pleurico può essere essudato, trasudato o trasudato modificato, e può derivare da molte cause. Le alterazioni radiografiche associate al liquido pleurico dipendono dalla posizione dell'animale rispetto al fascio di raggi X, dal volume del liquido, dalla sua distribuzione e dal fatto che sia libero o intrappolato, il cosiddetto “liquido loculato”.

Le anomalie radiografiche prevedibili con il versamento pleurico comprendono l'allargamento delle fessure interlobari, con conseguenti "linee della fessura pleurica" visibili. Ulteriori reperti comprendono la retrazione del polmone dalla parete toracica e dal diaframma, una maggiore opacità dello spazio pleurico, una scarsa visualizzazione della silhouette cardiaca e del diaframma, soprattutto ventralmente, e la smeratura dei margini polmonari ventrali (Thrall, 2018).

La tipologia di versamento non può essere determinata sulla base dei risultati radiografici. Tuttavia, può essere possibile un'ipotesi plausibile sull'eziologia sottostante, basata sull'identificazione di anomalie concomitanti come noduli o masse, anomalie cardiovascolari, lesioni costali, lesioni diaframmatiche, materiale estraneo, lesioni polmonari e altro.

Il mediastino dei piccoli animali è dotato di piccole fenestrature, che consentono il passaggio di liquidi a basso contenuto di cellule o proteine, mentre le fenestrature spesso si ostruiscono in caso di versamenti altamente cellulari o proteici. Il versamento pleurico asimmetrico è quindi più comunemente osservato con l'essudato rispetto ad altri tipi di versamento come il trasudato o il chilotorace. Retrazione e arrotondamento dei lobi polmonari e atelettasia polmonare con arrotondamento simile a una massa dei lobi polmonari (“atelettasia arrotondata”) possono verificarsi in caso di versamento pleurico, e sono indicativi di infiammazione cronica della pleura, con conseguente limitazione dell'espansione polmonare. Questo è più comunemente osservato nel chilotorace cronico (Hecht, 2024).

Nella vista dorsoventrale, il fluido si sposta ventralmente, oscurando la silhouette cardiaca. In proiezione ventrodorsale, invece, defluisce verso la parte dorsale del torace, senza entrare in contatto con il cuore. Inoltre, a parità di volume, in una proiezione DV l'opacità del torace appare maggiore rispetto ad una proiezione VD, poiché il fluido si

distribuisce in uno spazio più stretto e spesso, dando quindi un effetto di sommazione più evidente. Nelle proiezioni laterali, infine, può delinarsi una zona di radiopacità dorsale allo sterno, data dall'accumulo di liquido nel torace ventrale, tra il cuore ed il mediastino nell'emitorace dipendente.

Il versamento pleurico è spesso bilaterale, ma può anche essere monolaterale, soprattutto nel gatto. (Thrall, 2018).

4.7.5 *Pneumotorace*

Lo Pneumotorace viene definito come la presenza di aria libera o gas nello spazio pleurico, proveniente dal mediastino, dal polmone o dall'esterno. La natura dei cambiamenti radiografici derivanti da quest'accumulo di aria dipende dal volume occupato e dalla posizione relativa del paziente e del fascio radiogeno. In generale, lo pneumotorace sarà più evidente nelle radiografie laterali che nelle radiografie sagittali; questo rappresenta l'opposto del versamento pleurico, in cui il liquido viene spesso visto per la prima volta nella vista VD (vedi paragrafo 4.7.4).

La retrazione del polmone dalla parete toracica a causa dell'aria nello spazio pleurico può essere osservata nelle radiografie laterali, ventrodorsali e dorsoventrali. Con un piccolo volume di aria pleurica, questa separazione è minima e appare come una sottile linea radiotrasparente. Per la presenza di aria nello spazio pleurico i polmoni collassano, risultando quindi più radiopachi (Holloway & McConnell, 2013).

Nella proiezione latero-laterale è inoltre possibile apprezzare il sollevamento della silhouette cardiaca dallo sterno, che deve essere distinta da una condizione di microcardia, di cui tratteremo nel paragrafo 4.7.13. Con pneumotorace, il cuore in realtà non è sollevato, ma spostato nell'emitorace dipendente a causa della mancanza del polmone sottostante gonfiato per sostenere il cuore nella sua normale posizione mediana. Quando il cuore cade nell'emitorace dipendente, scivola dorsalmente, creando l'aspetto di un'elevazione su una radiografia laterale.

Lo pneumotorace può essere distinto in chiuso, quando non vi sono comunicazioni con l'esterno (ad esempio per l'evoluzione di un pneumomediastino), e aperto, quando l'aria entra nello spazio pleurico dall'esterno, finché la pressione dello spazio pleurico

eguaglia quella atmosferica. Lo pneumotorace chiuso viene ulteriormente distinto in semplice, quando l'aria può uscire, e a valvola, quando non ha possibilità di fuoriuscita dallo spazio pleurico (Thrall, 2018).

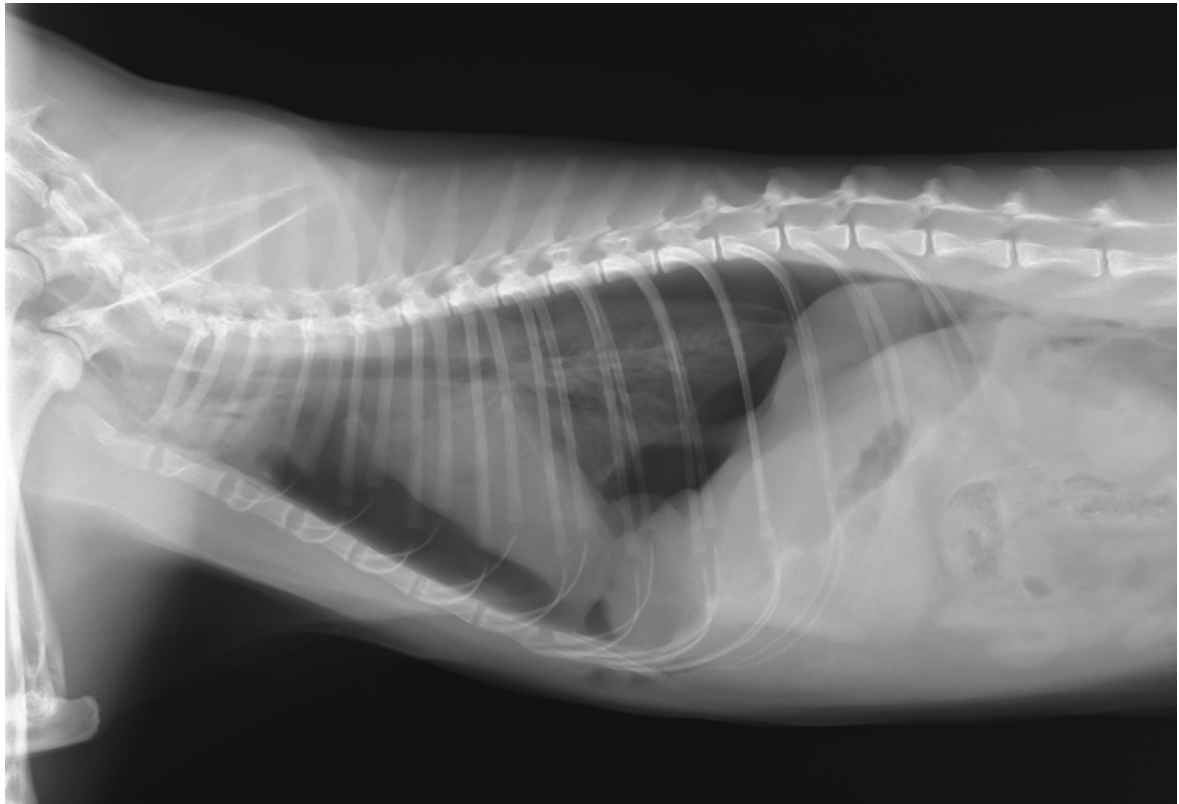


Figura 4.16: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Pneumotorace (Database O.V.U.D.).

4.7.6 Pneumomediastino

Lo pneumomediastino è definito come la presenza di gas libero nel mediastino. La manifestazione radiografica del pneumomediastino dipende dal volume di gas presente. Indipendentemente dalla quantità, è raramente visibile nelle proiezioni sagittali, perché la dimensione complessiva del mediastino non è aumentata e il gas mediastinico è sovrapposto alla linea mediana e oscurato da altre strutture. Le proiezioni laterali risultano quindi essere le più utili per rilevare pneumomediastino. Con un grande volume di gas mediastinico, organi e strutture normalmente non visibili diventano

visibili, a causa del contrasto offerto dal gas adiacente. Con quantità minori di gas mediastinico, i cambiamenti sono meno drammatici (Holloway & McConnell, 2013).



Figura 4.17: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Pneumomediastino (Database O.V.U.D.).

Lo pneumomediastino può progredire in pneumotorace se il gas mediastinico si disseca attraverso la pleura mediastinica nello spazio pleurico (vedi paragrafo 4.7.5). Al contrario, lo pneumotorace non progredisce mai in pneumomediastino. A causa della comunicazione del mediastino con il collo e lo spazio retroperitoneale, lo pneumomediastino può provocare enfisema sottocutaneo (pneumoderma, vedi Capitolo 4.7.7) o pneumoretroperitoneo. In alternativa, il gas nello spazio retroperitoneale o nei piani fasciali del collo può diffondersi nel mediastino (Thrall, 2018).

4.7.7 Pneumoderma

L'enfisema sottocutaneo, o Pneumoderma, è definito come la presenza di aria nel tessuto connettivo sottocutaneo, e può essere dovuto a migrazione di aria dal mediastino o per la presenza di una soluzione di continuo delle pleure o della trachea, attraverso i fasci intermuscolari, oppure per fermentazioni locali ad opera di microrganismi.

Radiograficamente si manifesta come un ispessimento radiotrasparente del sottocute, che può essere più o meno esteso. Si verifica generalmente nelle regioni dorsali, poiché l'aria tende a concentrarsi verso l'alto. Di conseguenza, se l'animale si trova per un lungo periodo di tempo costantemente in decubito laterale l'enfisema sottocutaneo si manifesterà sul lato non dipendente, che appunto si troverà in alto (Thrall, 2018).



Figura 4.18: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Pneumoderma (Database O.V.U.D.).

4.7.8 Megaesofago

La dilatazione esofagea può essere segmentale o generalizzata, a seconda della causa e della localizzazione della malattia, e può essere funzionale o meccanica. La dilatazione generalizzata è tipicamente causata da una malattia funzionale, mentre la dilatazione segmentale è solitamente causata da un corpo estraneo, una malattia infiltrativa come neoplasia o infiammazione, malattie iatali, malattia motoria segmentale, stenosi,

anomalia dell'anello vascolare o esofago ridondante. Radiograficamente, l'esofago dilatato può contenere gas o liquidi.

Il termine megaesofago descrive un esofago dilatato e ipomotile, derivante da una disfunzione neuromuscolare; questo tipo di dilatazione esofagea è spesso idiopatica. Il megaesofago può essere segmentale (cervicale o toracico) o generalizzato, ed è secondario a malattie della giunzione neuromuscolare (Miastenia Gravis), dei muscoli striati (miosite), dei nervi periferici (polineuropatia) o del sistema nervoso centrale (patologie infiammatorie, tossiche e neoplastiche). Il megaesofago è molto meno frequente nei gatti rispetto ai cani.

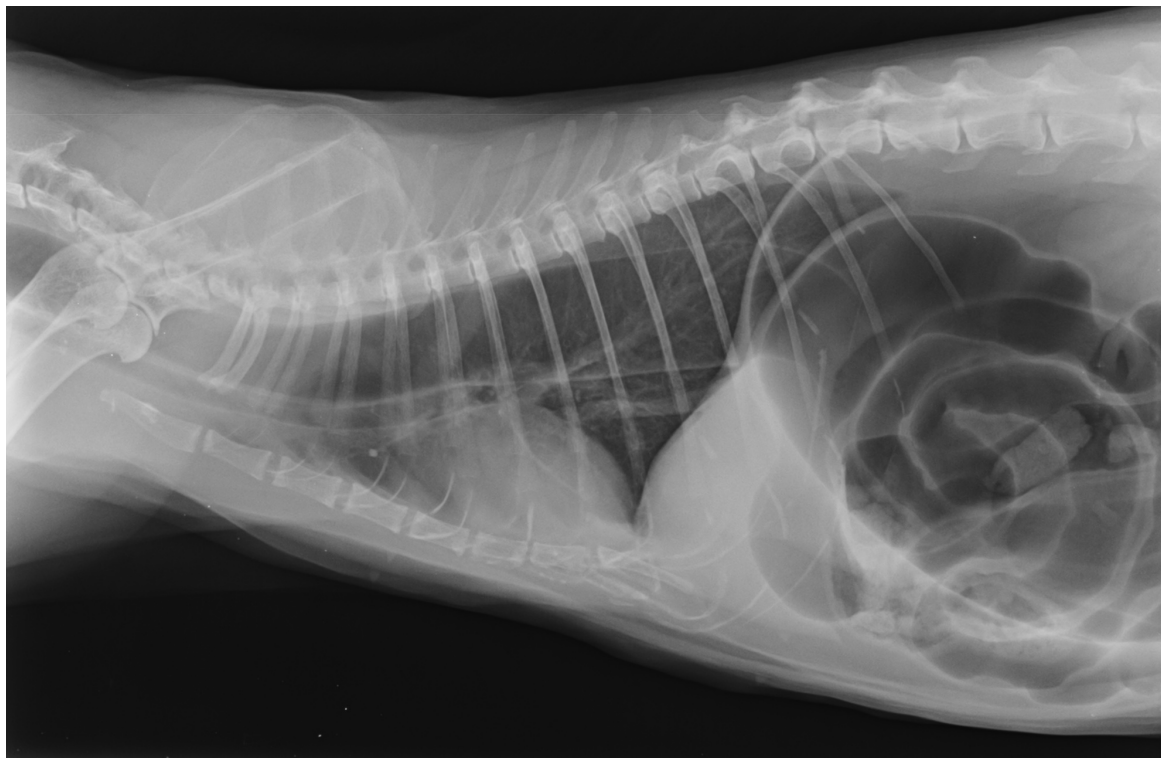


Figura 4.19: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Megaesofago (Database O.V.U.D.).

In proiezione latero-laterale è facilmente riconoscibile, poiché causa la deviazione ventrale della trachea e della base del cuore. In proiezione ventro dorsale, invece, il mediastino acquisisce una caratteristica forma a “V” (Holloway e McConnell, 2013).

I segni radiografici del megaesofago comprendono la dilatazione dell'esofago con gas, ritenzione di cibo o liquidi, Tracheo-Oesophageal Stripe Sign, visualizzazione del muscolo lungo del collo, spostamento ventrale della trachea intratoracica, spostamento ventrale del cuore e polmonite ab ingestis. Il Tracheo-Oesophageal Stripe Sign si identifica come una banda radiopaca risultante dalla sovrapposizione della parete tracheale dorsale con la parete esofagea ventrale.

Una radiografia del torace permette l'indagine della sola porzione toracica esofagea; nel caso si sospetti una patologia più craniale, quindi, è necessario ampliare lo studio alla regione del collo, sino alla base della lingua (Thrall, 2018).

4.7.9 Masse

Le masse toraciche sono uno dei reperti radiologici più comuni nel gatto e nel cane. Solitamente sono identificabili come aree ad opacità di tessuto molle e aspetto simile ad un'area di infiltrazione alveolare, ma con margini meglio definiti. Come già sottolineato nel paragrafo 4.7.1, relativamente ai noduli polmonari, si identificano come masse lesioni di diametro superiore a 2 cm. Oltre alle dimensioni, è importante valutare la forma (solitamente rotondeggiante od ovoidale), la densità radiografica, il numero (singola o multiple) e la distribuzione delle lesioni (in quali settori, polmonari e non).

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. È però possibile, in base alla localizzazione, distinguere con buona sicurezza le masse mediastiniche dalle masse polmonari: le mediastiniche tendono a localizzarsi a livello della linea mediana, mentre le polmonari più periferiche, eccezione fatta per quelle a carico del lobo accessorio. La localizzazione può essere inoltre d'aiuto per capire la probabile origine delle masse (Holloway & McConnell, 2013).

Masse nella parte ventrale del mediastino craniale sono spesso dovute a megalia dei linfonodi sternali, anche se nel gatto non sono da escludere cisti mediastiniche, localizzate però solitamente più caudalmente rispetto ai linfonodi sternali. Anche il timo

è un'origine comune di masse mediastiniche ventrali, ad esempio i timomi possono raggiungere dimensioni molto elevate, fino ad estendersi lateralmente al cuore.

Masse nel mediastino dorsale, sia craniali che caudali, sono solitamente causate da una dilatazione esofagea segmentale o generalizzata, ma non sono da escludere ascessi e neoplasie (Thrall, 2018).

Masse nel mediastino centrale, invece, sono spesso dovute a megalia dei linfonodi tracheo-bronchiali e a tumori della base del cuore.

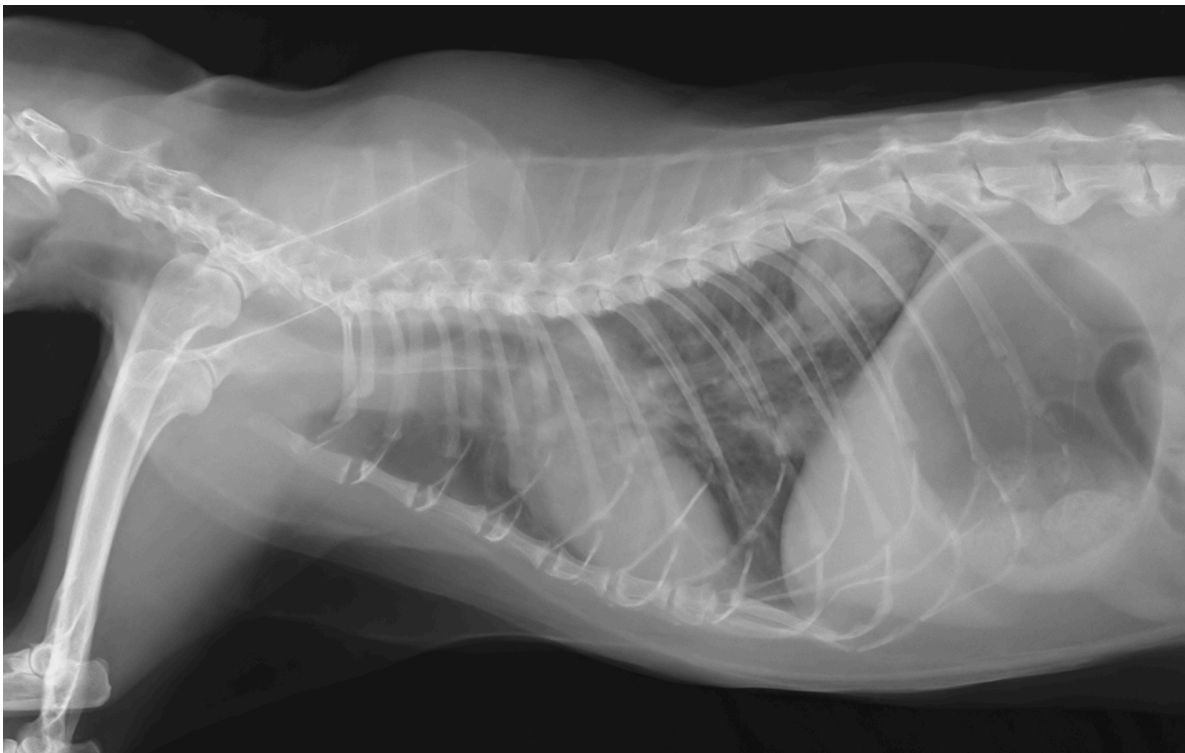


Figura 4.20: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Massa polmonare a livello di lobo caudale (Database O.V.U.D.).

Le masse che originano alla base del cuore sono di difficile identificazione, poiché circondate da tessuti molli, e quindi vengono spesso visualizzate solo una volta raggiunte dimensioni molto elevate.

A livello caudo-ventrale del mediastino, invece, per la presenza del lobo polmonare accessorio, diventa difficile distinguerne l'origine. In questi casi si rende quindi

necessaria la tomografia computerizzata per poter identificare correttamente la tipologia di massa (Holloway & McConnell, 2013).

Poiché la radiografia restituisce un'immagine bidimensionale, non è possibile da una singola acquisizione latero-laterale determinare la profondità della massa. Acquisizioni multiple, almeno due ortogonali, aiutano l'operatore a stabilire la forma e la natura della massa, ma molto raramente permettono di formulare una diagnosi precisa.

Elementi esterni alle strutture intra toraciche, come capezzoli, papillomi o zecche, potrebbero radiograficamente essere confusi con noduli o masse polmonari (Thrall, 2018).

4.7.10 *Fratture*

Il trauma della parete toracica è comune nei piccoli animali, ma può passare inosservato. Una lesione diretta dei tessuti molli può produrre gonfiore degli stessi o enfisema sottocutaneo, oppure può accumularsi aria per perdite dalle vie aeree (vedi paragrafo 4.7.7). Le rotture della muscolatura intercostale possono provocare la separazione delle costole e sono una conseguenza comune delle ferite da morso, con conseguente spaziatura irregolare tra le costole.

Le fratture costali e sternali successive a un trauma sono comuni, e vengono identificate facilmente se è evidente lo spostamento del frammento della frattura, ma possono passare inosservate se i frammenti della frattura rimangono allineati. Molte vengono diagnosticate retrospettivamente dopo la formazione del callo, aumentando la visibilità dell'anomalia costale. Le fratture costali in via di guarigione presentano tipicamente margini rotondi, con la presenza di una reazione periostale focale seguita da un callo a ponte. Nel corso del tempo, i margini della frattura e il callo osseo associato si rimodelleranno, creando spesso un aspetto espansivo alla costola, una volta guarita (Holloway & McConnell, 2013).

Gatti e cani affetti da malattie che causano sforzo respiratorio prolungato o tosse, come malattie metaboliche o alcune neoplasie, corrono un rischio maggiore di fratture costali spontanee non traumatiche. Nei gatti con malattie respiratorie, in particolare, un guasto meccanico secondario a dispnea cronica o tosse è una probabile causa di queste

fratture costali spontanee. Poiché le fratture sono più comuni nei gatti anziani, anche l'osteopenia, che indebolisce l'integrità strutturale delle coste, può avere un ruolo nella loro patogenesi. Le fratture costali si trovano più spesso caudalmente, coinvolgendo la porzione mediana della nona-tredicesima costa (Thrall, 2018).

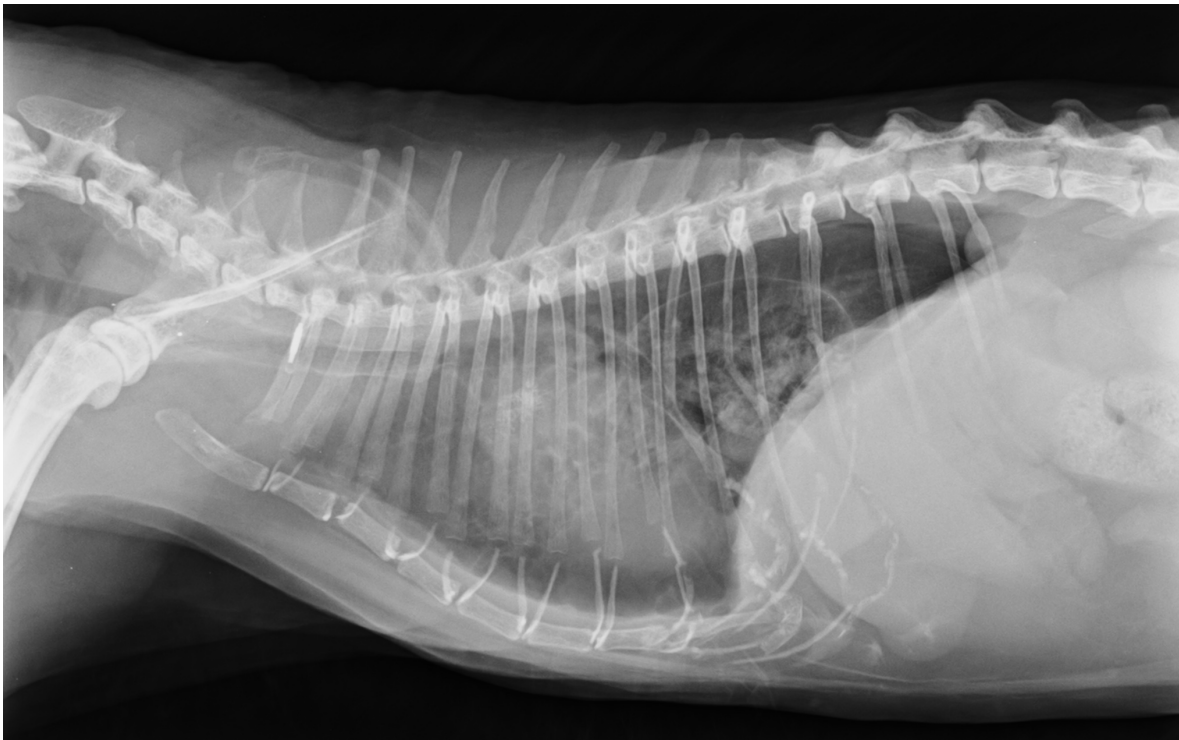


Figura 4.21: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Fratture a livello di nona, decima e undicesima costa (Database O.V.U.D.).

4.7.11 *Ernia Diaframmatica*

Le malattie diaframmatiche più frequentemente osservate nel cane e nel gatto sono le ernie, che possono essere principalmente traumatiche o per difetti diaframmatici congeniti.

Un'ernia diaframmatica è una protrusione dei visceri addominali attraverso il diaframma nel torace. Le ernie diaframmatiche che possono essere riconosciute radiograficamente comprendono le traumatiche, peritoneo-pericardiche, iatali,

peritoneo-pleuriche e quelle secondarie a difetti diaframmatici congeniti (Holloway & McConnell, 2013).

Il trauma addominale è la causa più comune di ernia diaframmatica. Un elevato aumento momentaneo della pressione addominale, quando la glottide è aperta, produce un elevato gradiente di pressione pleuro-peritoneale, che può provocare un'ernia diaframmatica.



Figura 4.22: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Ernia Diaframmatica (Database O.V.U.D.).

La radiografia svolge un ruolo importante nel confermare una diagnosi di ernia diaframmatica e può fornire informazioni sulla sede, l'estensione, il contenuto e le complicanze secondarie associate all'ernia.

In presenza di un'ernia diaframmatica traumatica, l'organo che più frequentemente ernia è il fegato, seguito da intestino tenue, stomaco, milza e omento. Gli organi parenchimatosi sono difficili da distinguere, in fase diagnostica, da un versamento pleurico o da polmoni collassati. È quindi importante, in caso di dubbio, osservare gli

organi in addome, per verificarne la presenza. Le anse intestinali e lo stomaco, invece, per la presenza di aria al loro interno, sono più facilmente identificabili in torace. Inoltre, cuore, mediastino e polmoni possono risultare dislocati cranialmente (Holloway e McConnell, 2013). Una perdita localizzata del contorno della superficie diaframmatica solitamente indica l'area attraverso la quale si è verificata l'ernia.

Le ernie iatali possono essere sia di origine congenita che traumatica, e si verificano quando una porzione di stomaco entra in torace attraverso lo iato esofageo dilatato, o per la contrazione della muscolatura esofagea longitudinale. I segni radiografici indicativi di ernia iatale includono la perdita di continuità del profilo diaframmatico, la presenza di una massa adiacente al diaframma, la presenza di dilatazione esofagea e la deviazione craniale dello stomaco con un'anomala forma della bolla gastrica (Thrall, 2018).

4.7.12 *Cardiomegalia*

La valutazione radiografica della silhouette cardiaca può essere effettuata solo in radiografie qualitativamente accettabili. Il mal posizionamento dell'animale, infatti, può portare ad artefatti di ingrandimento della sagoma cardiaca, che possono essere erroneamente interpretati come cardiomegalia (Thrall, 2018).

Le dimensioni cardiache, oltre che tramite valutazione soggettiva, possono essere valutate oggettivamente attraverso la misurazione del Vertebral Heart Size (VHS). Questo metodo di misurazione standardizzato si basa sul confronto delle dimensioni cardiache con un'unità di misura che sia oggettivabile alla radiografia, ovvero la lunghezza dei corpi vertebrali a partire dalla quarta vertebra toracica (T4). Per ottenere il valore di VHS, quindi, è necessario sommare le misure degli assi lungo e corto del cuore, e confrontare questo valore con le lunghezze dei corpi vertebrali a partire da T4; si otterrà quindi una misura riferita in unità di corpi vertebrali. Nel cane, l'intervallo di normalità del VHS è molto ampio, ed è in stretta correlazione con la razza. Nel gatto, invece, si considera fisiologico un VHS pari a $7,56 \pm 0,54$ vertebre in proiezione latero-laterale destra, mentre $8,0 \pm 1,0$ vertebre nelle proiezioni sagittali. Tuttavia, alterazioni

delle silhouette cardiaca per reperti patologici mediastinici o polmonari possono rappresentare un limite per la valutazione del VHS (Holloway & McConnell, 2013).

Oltre che per condizioni patologiche e per il posizionamento del paziente, la silhouette cardiaca può essere influenzata anche dalla fase del ciclo respiratorio e cardiaco e, soprattutto nel gatto, dall'età. I gatti anziani, infatti, possono facilmente andare incontro a rimodellamento senile: si parla di Lazy Heart, ovvero il cuore si presenta adagiato sullo sterno, con bulging aortico, dovuto a fibrosi del cono di emergenza dell'aorta.

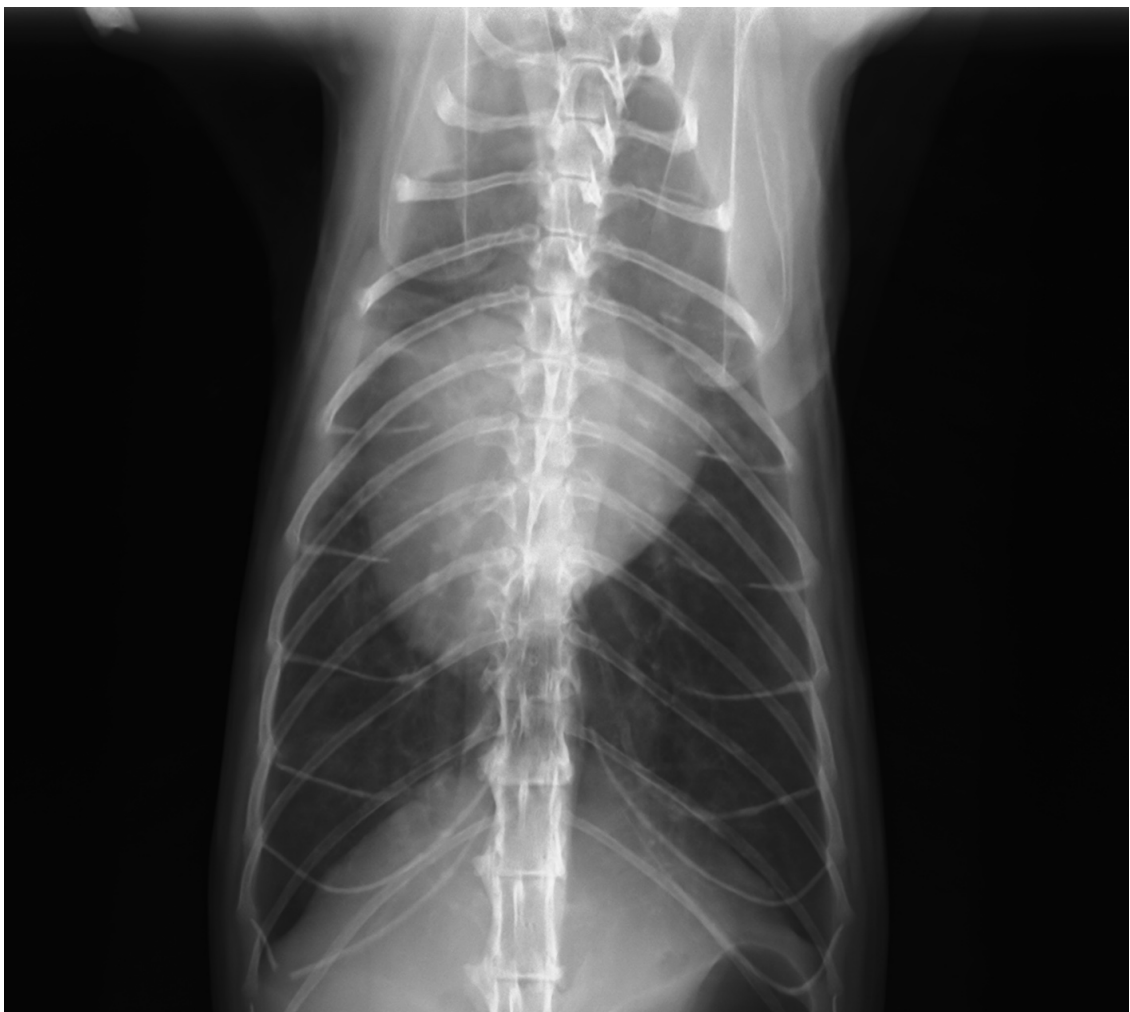


Figura 4.23: Radiografia toracica dorsoventrale di gatto con Cuore “a San Valentino”, cardiomegalia (Database O.V.U.D.).

Un metodo più immediato, seppur meno preciso, per valutare le dimensioni cardiache è la misurazione degli spazi intercostali occupati dalla silhouette cardiaca in proiezione laterale. In condizioni di normalità, nel gatto il cuore dovrebbe occupare circa 2,5 spazi intercostali. In proiezione sagittale, invece, si considera la percentuale dell'ampiezza toracica occupata dal cuore, che nel gatto deve essere circa del 50% (Holloway & McConnell, 2013).

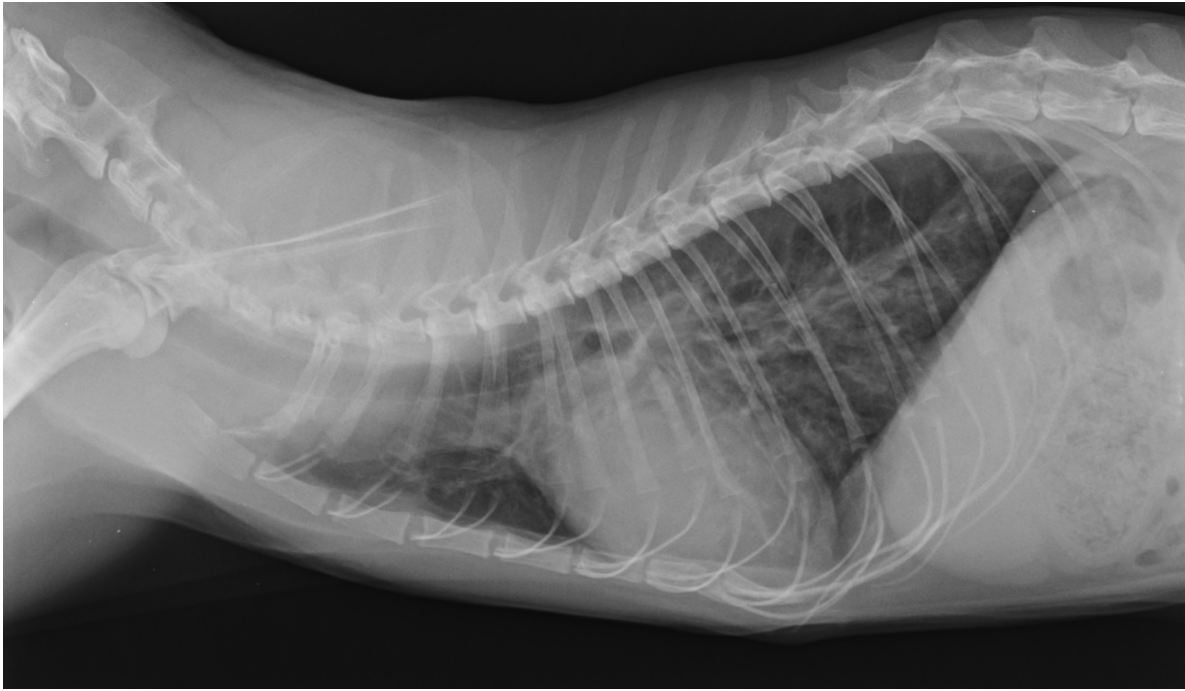


Figura 4.24: Radiografia toracica latero-laterale di gatto con Cardiomegalia (Database O.V.U.D.).

Nei gatti, l'allargamento atriale sinistro non è quasi mai evidente radiograficamente. In molti gatti con dilatazione atriale sinistra dimostrata ecocardiograficamente non vi è alcuna evidenza radiografica di tale dilatazione. In alcuni gatti sarà presente un difetto focale concavo sulla parte dorso caudale della silhouette cardiaca, ma questo non è così comune come nel cane. Un altro cambiamento che si verifica con la dilatazione dell'atrio sinistro nel gatto, soprattutto in fasi avanzate, è un aumento dell'ampiezza della base cardiaca nella vista VD o DV. I gatti con marcata dilatazione atriale sinistra possono avere una cosiddetta silhouette cardiaca "a San Valentino" (Valentine Heart) nella vista

VD o DV a causa del pronunciato ingrandimento della regione della base cardiaca (Figura 4.23). Un cuore a San Valentino viene spesso interpretato erroneamente come prova di un ingrandimento biatriale, ma nella maggior parte dei gatti quest'aspetto è dovuto alla pronunciata dilatazione atriale sinistra senza ingrandimento dell'atrio destro (Thrall, 2018).

La cardiomegalia generalizzata è solitamente causata da cardiomiopatia dilatativa. La silhouette cardiaca appare aumentata di dimensioni, ma non sempre è visibile l'allargamento specifico di una singola camera. Questa può essere inoltre erroneamente identificata in presenza di sottoinsufflazione polmonare, poiché la cavità toracica appare più piccola del normale. Ciò, a sua volta, fa apparire il cuore più grande rispetto alla quantità di polmone aerato che lo circonda. L'ecocardiografia dovrebbe essere utilizzata per confermare un'anomalia cardiaca quando si sospetta radiograficamente una cardiomegalia generalizzata (Thrall, 2018).

Capitolo 5

OBIETTIVI DELLO STUDIO

L'obiettivo del presente studio è stato quello di sviluppare e testare un algoritmo di intelligenza artificiale in grado di valutare autonomamente la qualità di radiografie toraciche latero-laterali di gatti, evidenziando gli eventuali errori di acquisizione da parte dell'operatore.

Si è deciso di concentrarsi sulla specie felina in quanto, sebbene siano già stati intrapresi studi sull'utilizzo di algoritmi di AI per valutare la qualità radiografica, nessuno di questi è stato sviluppato specificatamente per il gatto. Lo studio, quindi, mira a colmare una lacuna significativa nella letteratura veterinaria, offrendo uno strumento innovativo e specializzato per migliorare la diagnosi e, di conseguenza, il trattamento dei gatti con patologie riscontrabili attraverso la radiologia toracica.

Capitolo 6

MATERIALI E METODI

6.1 Raccolta dati e creazione del database

Per l'addestramento della rete neurale è stato necessario reperire tre diversi database di immagini radiografiche: il database dell'Ospedale Veterinario Didattico dell'Università degli Studi di Padova (O.V.U.D.), il database della Clinica Veterinaria Pedrani (VI) e il database della Clinica Veterinaria Strada Ovest (TV). Tutte le immagini radiografiche sono state reperite in formato DICOM (Digital Imaging and COmmunications in Medicine).

Sono stati quindi utilizzati tre diversi sistemi radiografici: FDR D-EVO 1200 G43 (Fujifilm Corporation) Digital Radiology (DR) presso l'Ospedale Veterinario Didattico dell'Università di Padova; Isomedic RT 800 MA (Isomedic S. r. L) presso la Clinica Veterinaria Pedrani; FCR PRIMA T2 (Fujifilm Corporation) presso la Clinica Veterinaria Strada Ovest.

6.2 Analisi delle immagini

Le immagini sono state valutate sia nell'ottica della qualità radiografica che per quanto riguarda la classificazione delle alterazioni patologiche principali descritte nel Capitolo 4.7. È stato creato un file Excel (compilato in lingua inglese) contenente l'identificativo di ogni immagine radiografica (tramite codice univoco), in cui è stato possibile inserire diversi Tag in relazione alla qualità radiografica. In Figura 6.1 è riportata in esempio una schermata del file Excel utilizzato. È possibile notare come siano presenti diverse colonne, che permettono di identificare tramite Tag specifici i dati anagrafici dell'animale, la proiezione, la qualità dell'immagine e le lesioni rilevate. Le informazioni relative a specie, razza, nome, genere ed età dell'animale sono state inserite in maniera automatica tramite l'utilizzo di uno script in linguaggio di programmazione Python.

	A	B	C	D	E	F	G
1	FileName	PatientName	breed	specie	Projection	Quality	TAG
11135	IM-1248-0001-0002.dcm	Mina	Europeo	Gatto	TORACE LL	correct	no_finding
11136	IM-1249-0002-0001.dcm	Mina	Europeo	Gatto	TORACE VD	correct	no_finding
11137	IM-1249-0002-0002.dcm	Mina	Europeo	Gatto	TORACE VD	correct	no_finding
11138	IM-1250-0001.dcm	Mina	Europeo	Gatto	TORACE LL	neck_extended	bronchial_pattern interstitial_pattern
11139	IM-1251-0002.dcm	Mina	Europeo	Gatto	TORACE VD	correct	bronchial_pattern interstitial_pattern
11140	IM-1252-0001.dcm	MINNIE	EUROPEO (DSH)	GATTO	TORACE LL	correct	interstitial_pattern alveolar_pattern pleural_effusion
11141	IM-1253-0002.dcm	MINNIE	EUROPEO (DSH)	GATTO	TORACE VD	correct	interstitial_pattern alveolar_pattern
11142	IM-1254-0003.dcm	MINNIE	EUROPEO (DSH)	GATTO	ADDOME LL	exclude addome	exclude01
11143	IM-1255-0001.dcm	Minou	Maltese	Cane	TORACE LL	correct	no_finding
11144	IM-1256-0002.dcm	Minou	Maltese	Cane	TORACE LL	correct	no_finding
11145	IM-1257-0001.dcm	Minù	Europeo	Gatto	TORACE LL	totalbody	bronchial_pattern interstitial_pattern
11146	IM-1258-0002.dcm	Minù	Europeo	Gatto	TORACE VD	totalbody	bronchial_pattern interstitial_pattern
11147	IM-1259-0001.dcm	Mirto	Meticcio	Cane	TORACE LL	correct	bronchial_pattern interstitial_pattern mass
11148	IM-1260-0002.dcm	Mirto	Meticcio	Cane	TORACE VD	exclude	exclude01
11149	IM-1261-0003.dcm	Mirto	Meticcio	Cane	TORACE VD	correct	interstitial_pattern
11150	IM-1262-0001-0001.dcm	Miulio			TORACE LL	correct	interstitial_pattern
11151	IM-1262-0001-0002.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE DV	correct	no_finding
11152	IM-1262-0001-0003.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE DV	correct	no_finding
11153	IM-1263-0002-0001.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	correct	interstitial_pattern
11154	IM-1263-0002-0002.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	correct	interstitial_pattern
11155	IM-1264-0003-0001.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	correct	interstitial_pattern
11156	IM-1264-0003-0002.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	correct	pneumoaddome
11157	IM-1265-0001-0001.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE DV	exclude	exclude01
11158	IM-1265-0001-0002.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE DV	exclude	exclude01
11159	IM-1266-0002-0001.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	correct	no_finding
11160	IM-1266-0002-0002.dcm	Miù	Akita Inu	Cane	TORACE LL	rotated	no_finding
11161	IM-1267-0000.dcm	Molly	Europeo	Gatto	TORACE LL	blurred	no_finding
11162	IM-1268-0001-0001.dcm	Molly	Europeo	Gatto	TORACE LL	correct	no_finding
11163	IM-1268-0001-0002.dcm	Molly	Europeo	Gatto	TORACE LL	correct	no_finding

Figura 6.1: Acquisizione di una schermata esemplificativa del foglio di lavoro Excel utilizzato nello studio.

Per il seguente studio sono state selezionate dal database completo solo le radiografie toraciche di gatti in proiezione latero-laterale (destra e sinistra), al fine di ridurre la variabilità dei dati. Il database comprendeva infatti, complessivamente, radiografie di cani e di gatti (oltre che rare immagini di altre specie), sia di addome che di torace, sia in proiezione latero-laterale (destra e sinistra) che sagittale (ventro-dorsale e dorso-ventrale).

Sono inoltre state escluse dal presente studio le immagini radiografiche di soggetti giovani, sotto i 6 mesi d'età, classificate nel database tramite il Tag "Puppy". Sono quindi stati considerati solo i gatti adulti, ovvero scheletricamente maturi.

Il database definitivo è risultato quindi comprendere 2.158 immagini radiografiche.

Al termine della classificazione qualitativa, le immagini sono state divise casualmente in tre gruppi, nominati Training Set, Validation Set e Test Set, in rapporto 7:1:1 rispettivamente, per mezzo di un algoritmo che non tenesse conto della provenienza delle immagini e che mantenesse un equilibrio tra le differenti etichette applicate alle radiografie.

6.3 Aspetti qualitativi considerati

Le immagini radiografiche appartenenti al Database completo sono state valutate ed etichettate manualmente dall'autrice e da altre due studentesse del quinto anno di Medicina Veterinaria che hanno preso parte al progetto (Lanzarini Anna e Giordano Martina), sia per l'aspetto qualitativo che per le lesioni presenti.

In seguito, tutte le immagini sono state supervisionate e corrette da due esperti radiologi veterinari, il Dr. Banzato Tommaso e la Dr.ssa Burti Silvia.

Qualora fossero presenti più errori qualitativi contemporaneamente su una stessa immagine, ad essa venivano attribuiti tutti i Tag corrispondenti, con un approccio multi-label. I Tag, quindi, sono stati considerati come non-mutualmente esclusivi, fatta eccezione per il Tag "Correct", attribuito solo ad immagini prive di errori di acquisizione.

Le radiografie sono state valutate qualitativamente e classificate secondo i seguenti Tag (o Etichette):

- Correct: qualsiasi radiografia che non presentasse errori legati alla qualità radiografica, che fossero essi dipendenti dal posizionamento dell'animale o dall'impostazione del macchinario radiografico (Figura 6.2);
- Underexposed: quando presente artefatto da sottoesposizione radiografica (vedi Capitolo 4.3) (Figura 6.3);
- Overexposed: quando presente artefatto da sovraesposizione radiografica (vedi Capitolo 4.3) (Figura 6.4);
- Blurred: qualora l'immagine risultasse sfocata per movimenti del soggetto durante l'acquisizione (Figura 6.5);
- Rotated: qualora l'immagine non fosse correttamente allineata per errato posizionamento del paziente (vedi Capitolo 4.4), e venisse quindi a mancare il parallelismo tra l'animale e il rilevatore (Figura 6.6);
- Cut: quando non comprese in toto tutte le strutture toraciche, dall'ingresso del torace sino all'ultima costa (vedi Capitolo 4.4.1) (Figura 6.7);
- Foreign_object: qualora fossero visibili nel campo radiografico oggetti estranei come guinzagli, pettorine, ma anche tubi endotracheali o sondini per l'alimentazione forzata (Figura 6.8);
- Neck_mispositioning: qualora la testa del paziente fosse stata eccessivamente estesa, con conseguente schiacciamento della trachea (Figura 6.9), o, al contrario, eccessivamente flessa (Figura 6.10);
- Limb_mispositioning: quando per lo scorretto posizionamento del paziente gli arti toracici oscurino parzialmente o alterino la vista del torace (Figura 6.11).

Di seguito vengono riportate delle immagini, ciascuna delle quali rappresenta un esempio per ognuno dei Tag utilizzati in questo studio.

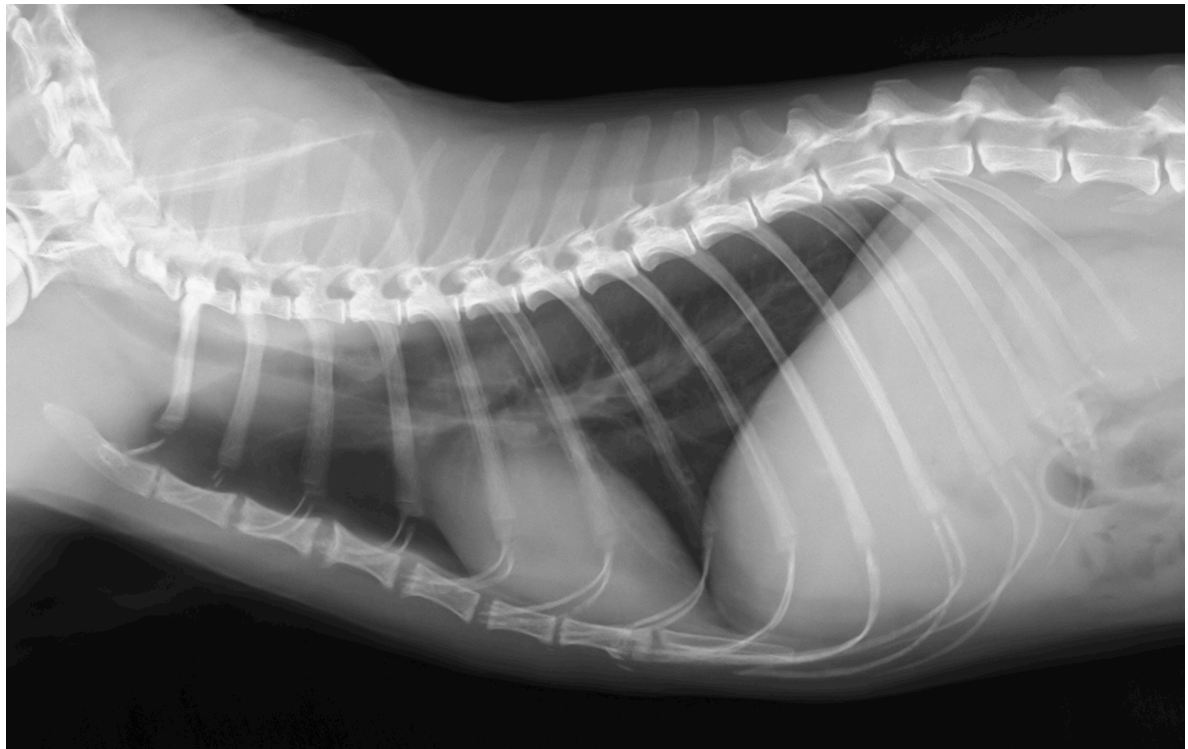


Figura 6.2: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Correct" (Database O.V.U.D.).

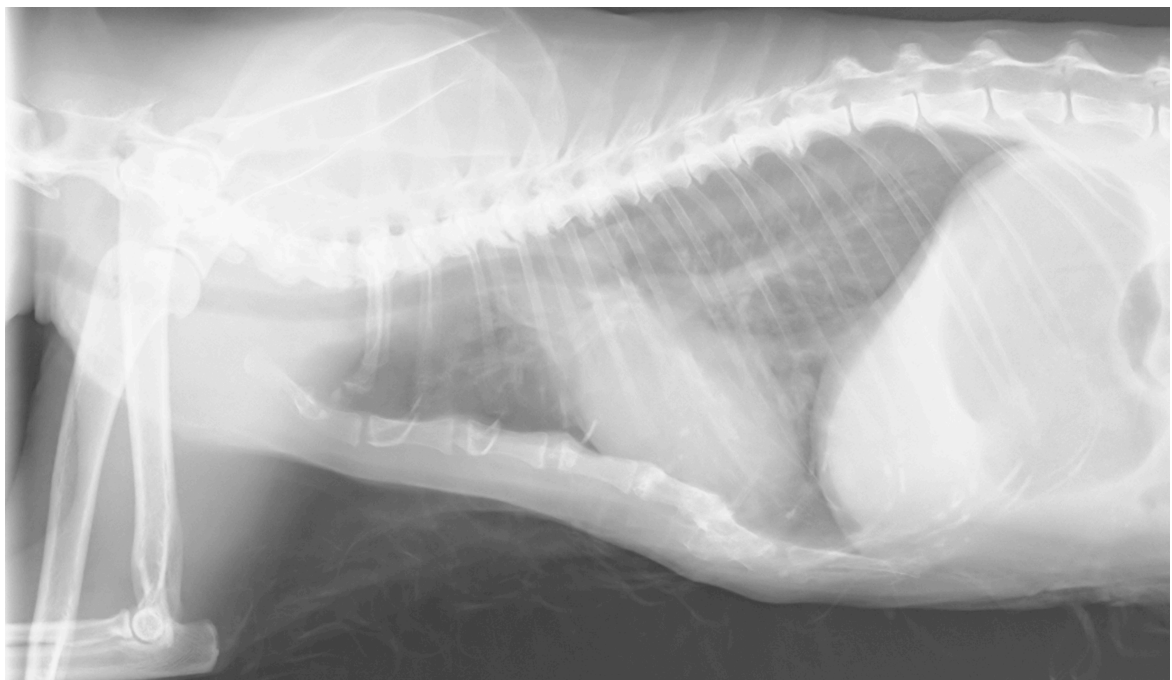


Figura 6.3: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Underexposed" (Database O.V.U.D.).

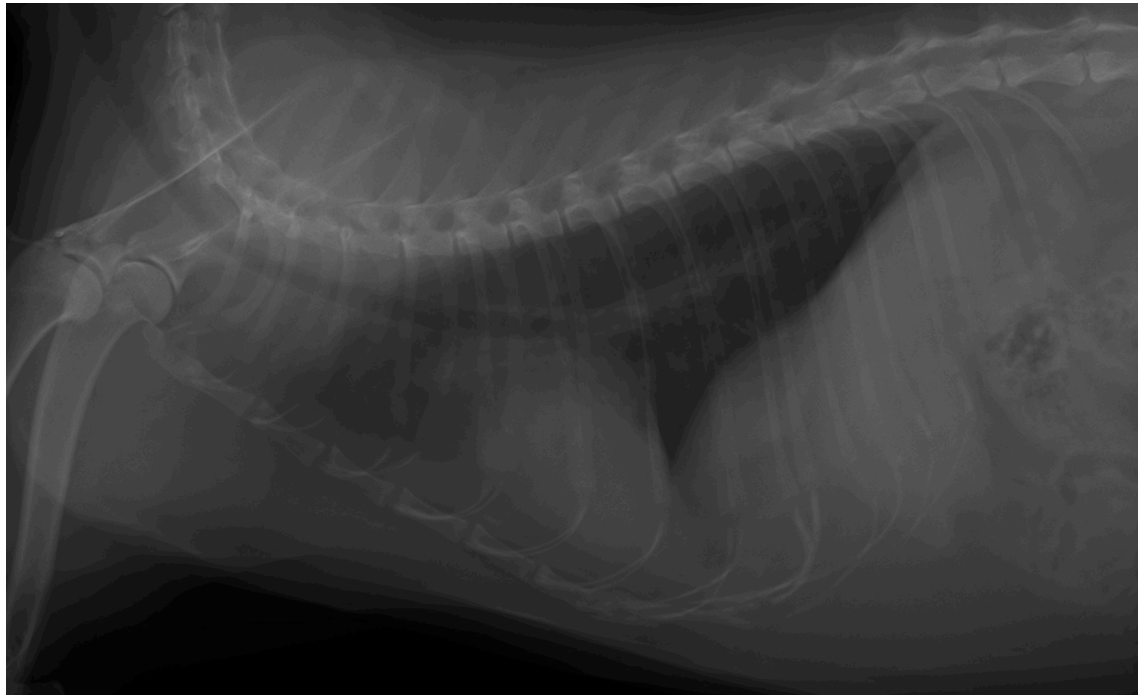


Figura 6.4: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Overexposed" (Database O.V.U.D.).



Figura 6.5: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Blurred" (Database O.V.U.D.).

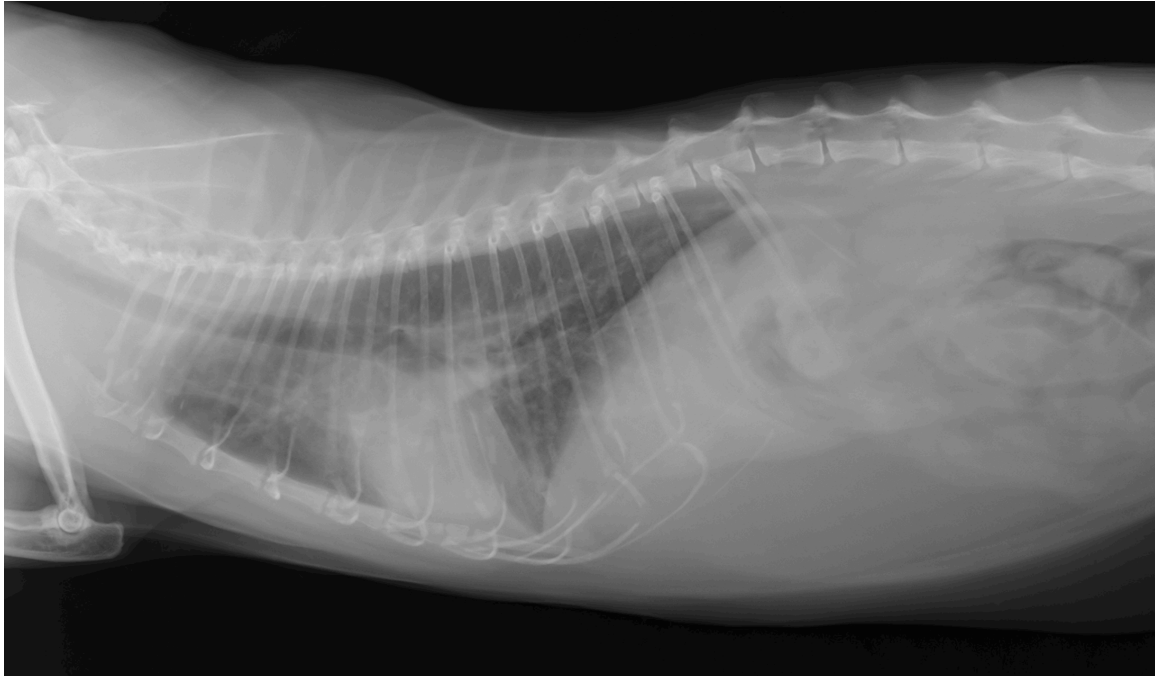


Figura 6.6: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Rotated" (Database O.V.U.D.).

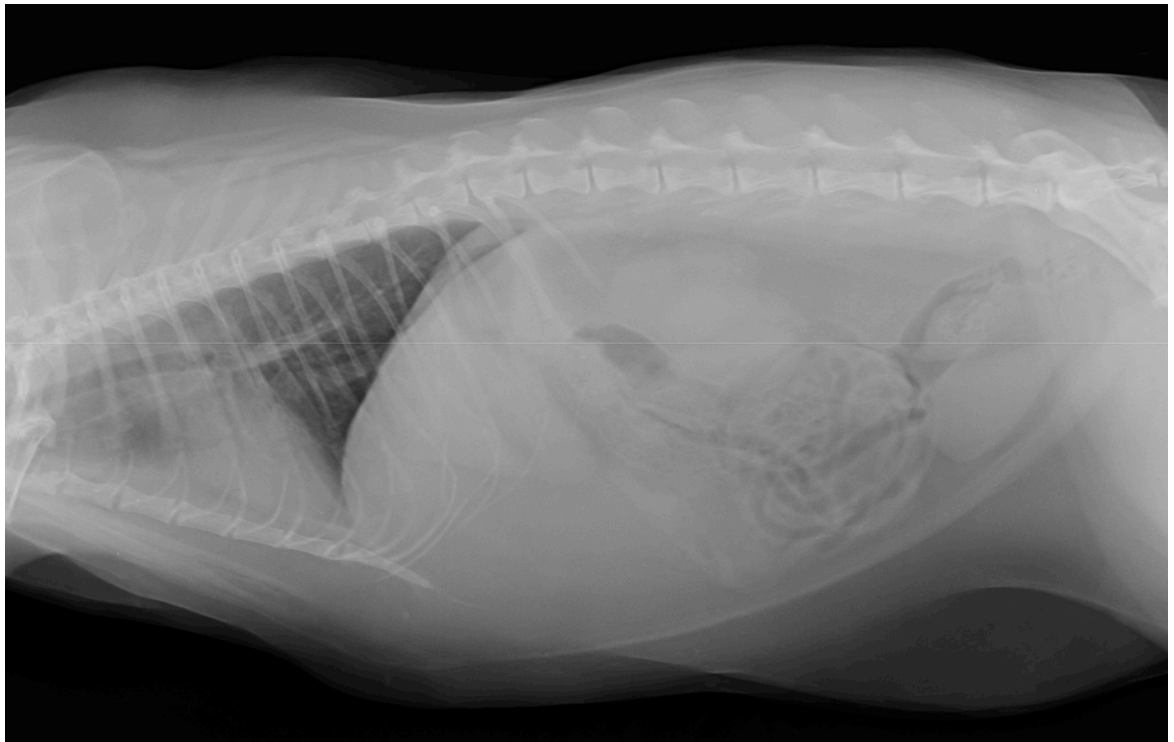


Figura 6.7: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Cut" (Database O.V.U.D.).



Figura 6.8: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Foreign_object" (Database O.V.U.D.).

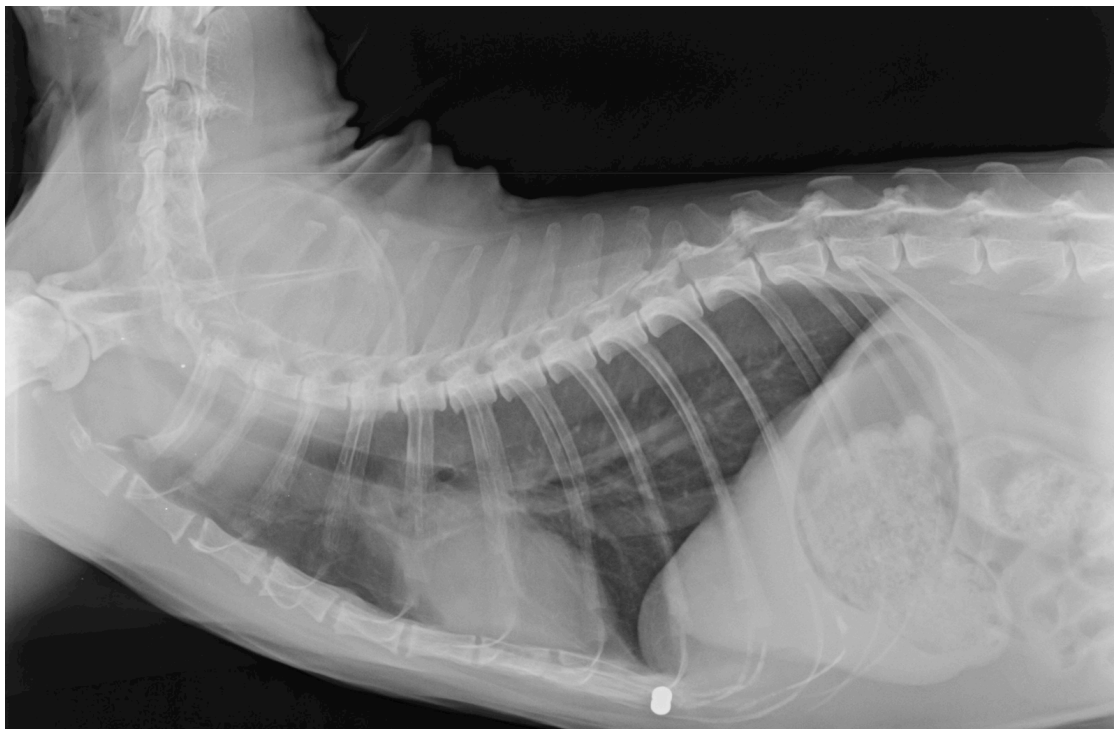


Figura 6.9: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Neck_mispositioning" (Database O.V.U.D.).

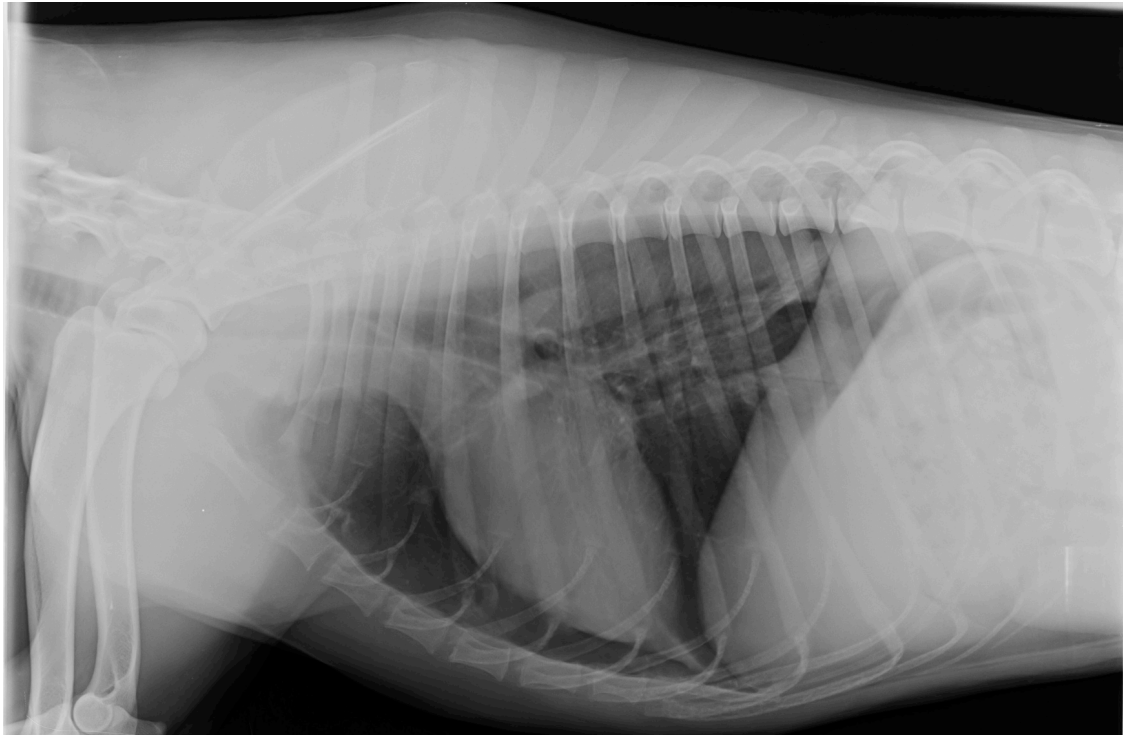


Figura 6.10: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Neck_mispositioning" (Database O.V.U.D.).

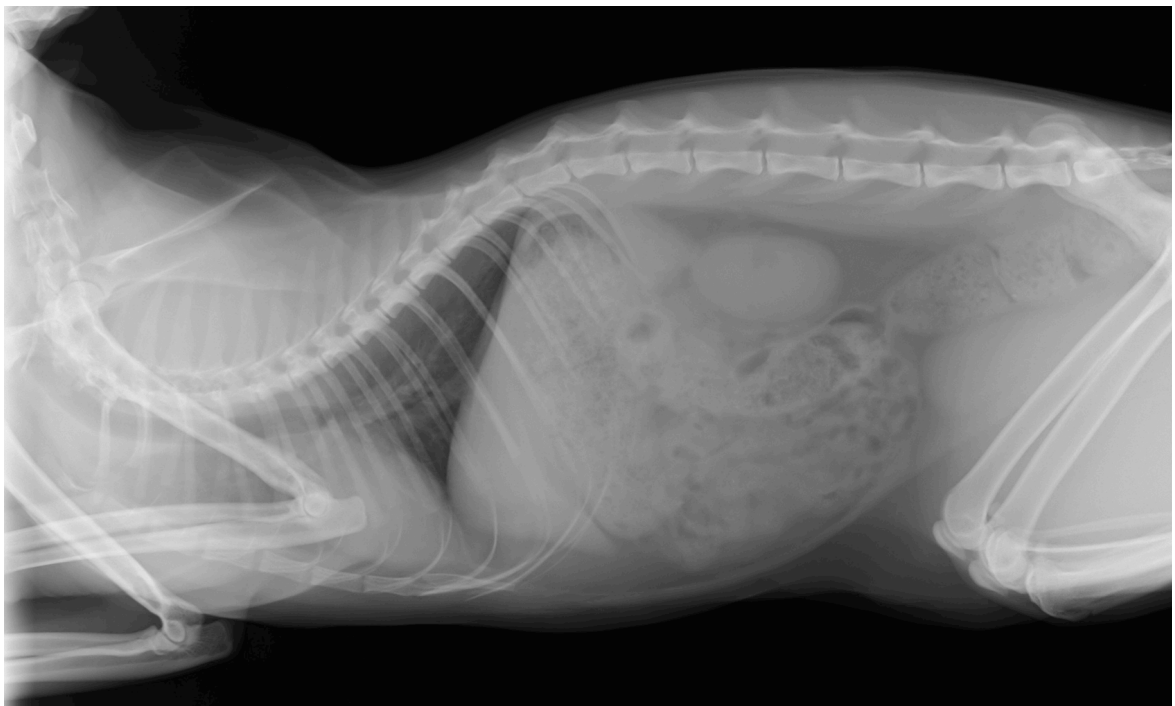


Figura 6.11: Radiografia toracica latero-laterale di gatto classificata come "Limb_mispositioning" (Database O.V.U.D.).

Nelle tabelle seguenti sono riportate la quantità di radiografie per ognuno dei Tag utilizzati (Tabella 6.1) e la loro relativa suddivisione nei set di Training, Validation e Test (Tabella 6.2).

Tag	Radiografie	Tag	Radiografie
Correct	1.484	Cut	59
Underexposed	69	Foreign_object	77
Overexposed	47	Neck_mispositioning	49
Blurred	18	Limb_mispositioning	55
Rotated	300	TOTALE	2158

Tabella 6.1: Numero di radiografie del database per ogni tag utilizzato.

Tag	Training	Validation	Test
Correct	1.172	152	160
Underexposed	55	7	7
Overexposed	35	6	6
Blurred	12	3	3
Rotated	221	44	35
Cut	45	8	6
Foreign_object	55	12	10
Neck_mispositioning	36	6	7
Limb_mispositioning	34	11	10
TOTALE	1630	243	238

Tabella 6.2: Numero di radiografie del database per ogni set.

Una volta associate a tutte le immagini radiografiche le rispettive etichette viene impostata la fase di Training, Validazione e Test, valutando, con l'ausilio di grandezze statistiche (quali AUC, Specificità, Sensibilità, PLR e NLR; vedi Capitolo 6.5), l'accuratezza dell'algoritmo di Intelligenza Artificiale nel classificare correttamente le radiografie.

6.4 Allenamento della rete neurale

Le immagini radiografiche in formato DICOM, per poter essere utilizzate ai fini richiesti, sono state convertite in immagini in formato MHA (MetaImage Medical Format), per essere poi presentate alla Rete Neurale. Questa estensione permette la compressione di dati senza che vi sia una perdita di informazioni (LossLess), ed è per questo utilizzata per i file MetaImage Medical Format, propri del mondo medico.

È stata utilizzata come Rete Neurale Convoluzionale (CNN) ResNet-50, in quanto ricerche precedenti hanno indicato come questa fornisca risultati più accurati per la classificazione delle immagini radiografiche con set di dati di dimensioni limitate (Banzato et al., 2021a).

La Rete Neurale è stata preaddestrata sul database ImageNet, come precedentemente spiegato nel Capitolo 3.3.6.

È stata poi messa a punto l'architettura con impostazione multi-label, in quanto i Tag qualitativi non si escludevano a vicenda (ad eccezione del Tag "Correct").

6.5 Analisi statistica

Le analisi statistiche sono state eseguite utilizzando uno script in linguaggio di programmazione Python personalizzato (Python Software Foundation, Python Language Reference, versione 3.6; disponibile su <http://www.python.org>).

Le prestazioni della Rete Neurale Convoluzionale sono state valutate mediante la curva ROC e l'area sottostante ad essa (AUC).

La curva ROC (Receiver Operating Characteristic) è una tecnica statistica che permette di misurare l'accuratezza di un test diagnostico basato su una scala di valori continui, permettendo di identificare anche un valore soglia ottimale per ciascun test. Questa curva viene costruita considerando tutti i possibili valori del test e, per ognuno di questi, viene calcolata la proporzione di veri positivi, ovvero la sensibilità, e la proporzione di falsi positivi, che corrisponde a 1-specificità. Congiungendo i punti che mettono in rapporto queste coordinate si ottiene la curva ROC (D'arrigo et al., 2011).

L'AUC (Area Under the ROC Curve, anche detta AUROC) è una misura combinante di sensibilità e specificità: misura la prestazione complessiva di un test diagnostico, e viene interpretata come il valore medio di sensibilità per tutti i possibili valori di specificità (Park et al., 2004).

Sono inoltre stati calcolati, per ogni Tag qualitativo, Sensibilità, Specificità, Positive Likelihood Ratio (PLR, Rapporto di Verosimiglianza Positivo) e Negative Likelihood Ratio (NLR, Rapporto di Verosimiglianza Negativo), considerando i relativi intervalli di confidenza al 95% (Tabella 6.3).

La Sensibilità di un test indica quanti casi positivi vengono rilevati rispetto al totale dei positivi. La Specificità, invece, indica quanti casi negativi vengono correttamente classificati come tali sul totale dei negativi (De Nunzio, 2022).

Il PLR indica il rapporto tra la sensibilità e il complementare della specificità, mentre il NLR indica il rapporto tra il complementare della sensibilità e la specificità.

Questi parametri permettono di valutare l'accuratezza del modello, ovvero la sua capacità di identificare correttamente e classificare la qualità di ogni singola immagine radiografica.

Nel presente studio, le prestazioni della CNN sono state valutate per ciascun parametro, attraverso il valore di AUC, come:

- Eccellente ($AUC \geq 0,9$);
- Alta ($0,9 < AUC \leq 0,8$);
- Discreta ($0,8 < AUC \leq 0,7$);
- Scarsa ($AUC < 0,7$).

	Radiografie classificate come “Correct”	Radiografie classificate con altri Tag
Test Positivo (la CNN classifica l’immagine come “Correct”)	VERI POSITIVI	FALSI POSITIVI
Test Negativo (la CNN classifica l’immagine con altri Tag)	FALSI NEGATIVI	VERI NEGATIVI

$$\text{SENSIBILITÀ} = \frac{\text{VERI POSITIVI}}{\text{VERI POSITIVI} + \text{FALSI NEGATIVI}}$$

$$\text{SPECIFICITÀ} = \frac{\text{VERI NEGATIVI}}{\text{FALSI POSITIVI} + \text{VERI NEGATIVI}}$$

$$1 - \text{SPECIFICITÀ} = \frac{\text{FALSI POSITIVI}}{\text{FALSI POSITIVI} + \text{VERI NEGATIVI}}$$

$$\text{PLR} = \frac{\text{SENSIBILITÀ}}{1 - \text{SPECIFICITÀ}}$$

$$\text{NLR} = \frac{1 - \text{SENSIBILITÀ}}{\text{SPECIFICITÀ}}$$

Tabella 6.3: Tabella di contingenza per il calcolo di Sensibilità, Specificità, PLR e NLR utilizzando come esempio il Tag “Correct”.

Capitolo 7

RISULTATI

Dall'etichettatura manuale delle immagini radiografiche (Capitolo 6.3), il Tag più rappresentato è stato "Correct", mentre l'errore qualitativo più frequentemente riscontrato è stato quello relativo al Tag "Rotated". L'errore, invece, riscontrato meno frequentemente è stato quello relativo al Tag "Blurred". (Figura 7.1).

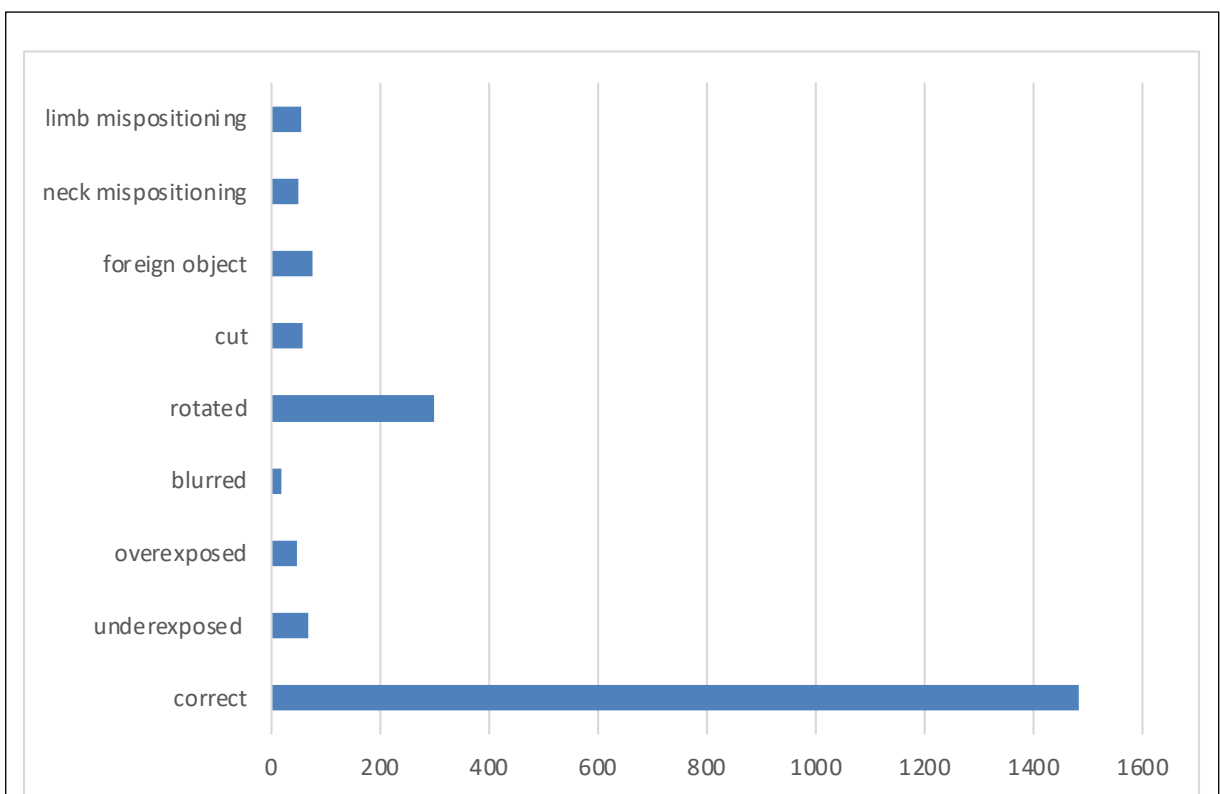


Figura 7.1: Rappresentazione grafica del numero di immagini radiografiche classificate per ognuno dei Tag utilizzati.

I risultati ottenuti tramite l'analisi statistica per ognuno degli errori di acquisizione considerati nel presente studio sono riportati nella Tabella 7.1.

Gli stessi risultati sono riportati sotto forma di grafico in Figura 7.2, per renderne più semplice l'interpretazione.

Tag Radiografico	AUC	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
Correct	0.84 (0.75–0.90)	0.80 (0.72–0.83)	0.65 (0.59–0.80)	3.00 (1.88–3.10)	0.24 (0.25–0.42)
Underexposed	0.65 (0.44–0.88)	0.35 (0.12–0.68)	0.77 (0.45–0.85)	2.12 (1.22–3.79)	0.12 (0.07–0.58)
Overexposed	0.84 (0.67–0.93)	0.66 (0.09–0.99)	0.64 (0.6–0.7)	1.88 (0.83–4.20)	0.52 (0.10–2.57)
Blurred	0.66 (0.23–0.85)	0.34 (0.02–0.56)	0.65 (0.32–0.77)	1.11 (0.11–2.10)	0.12 (0.02–0.35)
Rotated	0.78 (0.67–0.98)	0.68 (0.61–0.80)	0.74 (0.77–0.86)	2.13 (2.17–5.37)	0.29 (0.20–0.42)
Cut	0.81 (0.64–0.92)	0.61 (0.32–0.88)	0.77 (0.71–0.80)	3.10 (2.00–5.60)	0.33 (0.16–1.00)
Foreign_object	0.77 (0.58–0.88)	0.61 (0.27–1.00)	0.74 (0.61–0.7)	2.4 (1.2–3.8)	0.35 (0.20–1)
Neck mispositioning	0.71 (0.44–0.82)	0.45 (0.34–0.87)	0.65 (0.32–0.78)	1.60 (0.67–3.40)	0.23 (0.12–0.67)
Limb mispositioning	0.81 (0.63–1.00)	0.71 (0.30–0.96)	0.80 (0.75–0.84)	3.52 (2.12–5.90)	0.36 (0.11–1.20)

*Tabella 7.1: Performance della CNN su radiografie toraciche latero-laterali di Gatto.
I valori tra parentesi si riferiscono ad un intervallo di confidenza del 95%.*

L'applicazione di ResNet-50 su radiografie toraciche latero-laterali di gatto ha prodotto prestazioni variabili per i diversi aspetti qualitativi considerati.

Complessivamente, la prestazione è risultata Alta per i Tag “Correct”, “Overexposed”, “Cut” e “Limb_mispositioning”; Discreta per i Tag “Rotated”, “Foreign_object” e “Neck_mispositioning”; Scarsa per i Tag “Underexposed” e “Blurred”.

L'accuratezza complessiva è risultata essere del 78%.

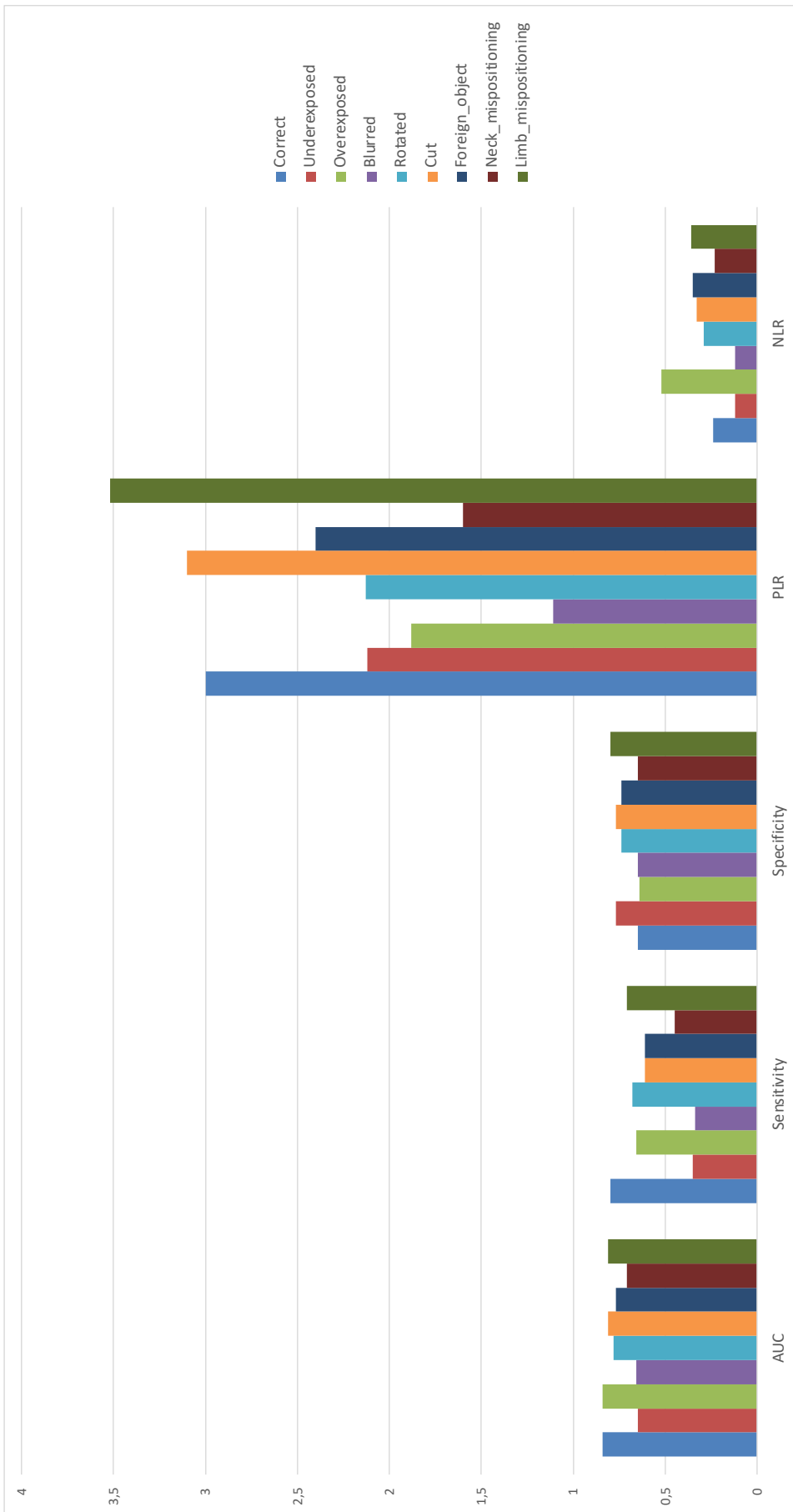


Figura 7.2: Rappresentazione grafica delle performance della CNN.

Capitolo 8

DISCUSSIONE

Da quanto evidenziato dai risultati ottenuti attraverso l'analisi statistica, gli algoritmi di intelligenza artificiale possono diventare in futuro uno strumento prezioso per valutare automaticamente la qualità delle immagini radiografiche toraciche latero-laterali di gatto. Nella pratica clinica, in cui la disponibilità di medici veterinari specializzati in radiologia è limitata, soprattutto in condizioni di emergenza, l'utilizzo di strumenti di Deep Learning contribuirebbe a migliorare l'accuratezza diagnostica di medici veterinari generalisti o alle prime armi, che non hanno un occhio specialistico e, di conseguenza, rischierebbero più facilmente di incorrere in errori diagnostici.

L'errore più frequentemente commesso durante l'acquisizione delle immagini presenti nel database si è rivelato essere la mancanza di parallelismo tra l'animale e il rilevatore, in questo studio evidenziato con il Tag "Rotated". Questo è probabilmente indice della difficoltà nel posizionare un paziente che, per sua natura, è frequentemente non collaborativo. L'acquisizione di immagini ruotate può, però, influenzare la presentazione radiografica e, se non viene considerata la rotazione presente, si possono interpretare in maniera errata determinate presentazioni radiografiche. La CNN ha ottenuto una discreta precisione ($AUC = 0.78$) nel riconoscere questo errore tecnico, suggerendo che la variabilità di presentazione di tale errore può considerarsi un fattore di difficoltà per la rilevazione da parte dell'algoritmo.

La Rete Neurale è infatti risultata più precisa nel valutare le immagini che risultavano essere tagliate, ovvero quelle classificate con il Tag "Cut" ($AUC = 0.81$), e quelle che presentavano un errato posizionamento degli arti, classificate come "Limb-mispositioning" ($AUC = 0.81$). Si tratta infatti di errori che presentano meno soggettività di interpretazione, essendo basati su criteri oggettivi quali l'assenza nell'immagine radiografica di tutte le strutture toraciche (dall'ingresso del torace sino all'ultima costa) e la presenza di arti ad oscurare una parte delle strutture del torace.

Per quanto riguarda invece l'individuazione di un errato posizionamento del collo, classificato come "Neck_mispositioning", la rete neurale ha dimostrato una discreta precisione (AUC = 0.71). Va tenuto in considerazione il fatto che sono state classificate sotto la stessa etichetta sia le immagini con collo iperesteso che quelle con collo eccessivamente flessio: questo costituisce un fattore di variabilità per l'algoritmo.

Nel presente studio, l'accuratezza nella classificazione delle radiografie sovraesposte, classificate come "Overexposed" (AUC = 0.84), è risultata molto superiore rispetto all'individuazione delle immagini sottoposte, classificate come "Underexposed" (AUC = 0.65), nonostante la quantità di immagini sottoposte all'algoritmo per le due etichette non fosse molto differente (69 radiografie "Underexposed", 47 "Overexposed").

La presenza di strutture estranee nel campo radiografico, classificata come "Foreign_object", è stata identificata con discreta precisione (AUC = 0.77), nonostante la grande variabilità di oggetti che sono stati inclusi in questa classificazione, quali guinzagli, pettorine, tubi endotracheali e sondini per l'alimentazione forzata. Sebbene questi oggetti non costituiscano un problema di qualità, si è deciso di includerli nel seguente studio in quanto possono presentarsi sovrapposti ad aree dell'immagine radiografica, andando ad oscurarle e rendendo più difficile il rilevamento di eventuali lesioni in quel punto. Inoltre, essendo questi oggetti per l'algoritmo sovrapponibili a strutture toraciche, la loro presenza può costituire un fattore limitante sull'accuratezza degli strumenti diagnostici basati su AI.

Le immagini sfocate, classificate con il tag "Blurred", si sono rivelate di difficile identificazione da parte dell'algoritmo (AUC = 0.66). La scarsa precisione della CNN può essere imputabile alla limitata quantità di immagini presenti nel database. Si tratta infatti dell'errore riscontrato meno frequentemente.

Infine, la rete neurale si è dimostrata precisa nella classificazione delle immagini che si presentavano qualitativamente corrette, e quindi prive di errori tecnici (AUC = 0.84).

L'accuratezza complessiva dell'algoritmo per questo studio è risultata essere del 78%, nonostante il database limitato soprattutto per alcuni degli errori tecnici considerati.

8.1 Confronto con la Letteratura

Ad oggi, la valutazione della qualità radiografica in medicina veterinaria tramite l'utilizzo di algoritmi di Intelligenza Artificiale è stata oggetto di due precedenti studi, molto recenti, focalizzati sull'applicazione degli algoritmi di DL per la valutazione della qualità delle immagini radiografiche, ma nessuno di questi specifico per le radiografie toraciche di gatti.

Nello studio di Taghghi (Taghghi et al., 2023) è stata addestrata una rete neurale multistrato per valutare la corretta collimazione su un gruppo di 900 radiografie toraciche sagittali di cani e gatti. L'algoritmo è stato addestrato a riconoscere l'inclusione dei campi polmonari, valutando i confini craniale e caudale all'interno dell'area toracica. Il modello ha raggiunto valori di precisione dell'83,17%.

Il secondo studio, di Banzato et al. (Banzato et al., 2023), si è concentrato più specificamente sulla determinazione degli errori tecnici più comuni nelle radiografie toraciche canine, analogamente a quanto è stato fatto per le radiografie toraciche feline in questo studio. Gli autori hanno infatti messo a punto la rete ResNet-50, pre-addestrata su un set di dati di 6028 radiografie laterali e 4053 radiografie sagittali, con l'obiettivo di classificare ciascuna immagine come corretta o come avente almeno uno dei seguenti errori: rotazione, sottoesposizione, sovraesposizione, posizionamento errato degli arti, posizionamento errato del collo, sfocatura, immagini tagliate e presenza di oggetti/dispositivi medici estranei. L'algoritmo ha mostrato una precisione complessiva dell'81,5% per le radiografie laterali e del 75,7% per le immagini sagittali, con gli errori tecnici più comuni, sia nelle radiografie laterali che sagittali, quali errato posizionamento degli arti e sottoesposizione (Burti et al., 2024).

Gli studi relativi alla rilevazione delle lesioni in radiografie toraciche sono invece molteplici (Celniak et al., 2023; Müller et al., 2022; Ott et al., 2021), ma solo due studi si sono focalizzati sui felini (Banzato et al, 2021b; Dumortier, 2022).

8.2 Confronto delle Performance dell'algoritmo tra Cane e Gatto

Per contestualizzare i risultati ottenuti in questo studio, si propone il confronto con lo studio di Banzato et al. del 2023 relativo all'utilizzo della stessa CNN ResNet.50 nella valutazione di radiografie toraciche di cane. Questo permette di valutare come il fattore specie e la differente quantità di dati presenti nel database influiscano sulle performance dell'algoritmo.

Nella Tabella 8.1 si riportano i dati ottenuti nello studio relativo alla valutazione automatica della qualità di radiografiche toraciche latero-laterali di cani, mentre nella tabella 8.2 si riporta la numerosità di radiografie per ognuna delle caratteristiche qualitative considerate (Banzato et al., 2023).

Per quanto riguarda l'individuazione di immagini corrette, il modello si è dimostrato più preciso nella classificazione delle radiografie di gatto, ottenendo un AUC di 0.84, mentre nel cane è risultato un AUC di 0.77. Secondo l'autrice, questo potrebbe essere influenzato dalla differente anatomia toracica delle due specie, in quanto nei felini la presentazione di immagini corrette non varia al variare della razza, come avviene invece nel cane.

Nella valutazione delle immagini che invece presentavano un errore qualitativo, l'algoritmo è risultato essere complessivamente più preciso nella valutazione delle immagini di cane, con AUC che nel gatto risultano essere inferiori di 0.03-0.23 a seconda dell'errore tecnico considerato.

Complessivamente, l'efficacia è risultata essere leggermente inferiore per la valutazione delle immagini di gatto.

Tale differenza è, secondo la mia opinione, non imputabile tanto a differenze di specie, quanto a differente grandezza del database. Infatti, il database utilizzato per addestrare la Rete Neurale era di circa 4 volte superiore nello studio di Banzato et al., con un totale di 6.419 immagini radiografiche latero-laterali di torace di cane rispetto alle 2.111 radiografie toraciche latero-laterali di gatto.

Tag Radiografico	AUC	Sensibilità	Specificità	PLR	NLR
Correct	0.77 (0.72–0.81)	0.60 (0.56–0.64)	0.78 (0.71–0.85)	2.80 (2.00–3.80)	0.50 (0.45–0.56)
Underexposed	0.88 (0.79–0.94)	0.83 (0.57–0.95)	0.83 (0.79–0.86)	4.80 (3.70–6.20)	0.20 (0.07–0.57)
Overexposed	0.87 (0.80–0.95)	0.85 (0.61–0.96)	0.76 (0.72–0.79)	3.50 (2.80–4.40)	0.19 (0.06–0.56)
Blurred	0.83 (0.66–0.92)	0.60 (0.17–0.92)	0.92 (0.89–0.94)	7.80 (3.66–16.9)	0.43 (0.14–1.26)
Rotated	0.84 (0.80–0.88)	0.76 (0.65–0.84)	0.70 (0.66–0.73)	2.56 (2.10–3.00)	0.29 (0.20–0.42)
Cut	0.84 (0.71–0.97)	0.8 (0.44–0.96)	0.67 (0.63–0.70)	2.40 (1.72–3.30)	0.33 (0.22–0.50)
Foreign_object	0.81 (0.66–0.93)	0.63 (0.38–0.82)	0.90 (0.88–0.92)	6.80 (4.47–10.42)	0.40 (0.22–0.73)
Neck mispositioning	0.87 (0.73–0.99)	0.92 (0.80–1.00)	0.78 (0.56–0.84)	5.00 (3.30–6.90)	0.30 (0.22–0.50)
Limb mispositioning	0.93 (0.87–0.98)	0.82 (0.56–0.95)	0.89 (0.86–0.91)	7.82 (5.69–10.76)	0.20 (0.07–0.55)

*Tabella 8.2: Performance della CNN su radiografie toraciche latero-laterali di Cane.
I valori tra parentesi si riferiscono ad un intervallo di confidenza del 95%.
(adattamento di Banzato et al., 2023)*

Tag	Training	Validation	Test
Correct	3.517	458	487
Underexposed	189	21	18
Overexposed	157	18	17
Blurred	43	7	5
Rotated	703	56	81
Cut	135	8	10
Foreign_object	161	22	19
Neck_mispositioning	112	11	13
Limb_mispositioning	116	18	17
TOTALE	5133	619	667

*Tabella 6.2: Numero di radiografie del database per ogni set
(adattamento di Banzato et al., 2023)*

8.3 Limiti dello studio

La valutazione della qualità di una radiografia è inevitabilmente influenzata dalla soggettività dell'interpretazione da parte del radiologo, spesso più della presenza o assenza di una patologia. Oltre all'esperienza, la classificazione di un'immagine come corretta o non corretta è frequentemente a discrezione del professionista, a meno che non presenti alterazioni evidenti. Motivo per cui per alcuni parametri, quali ad esempio sovraesposizione o sottoesposizione, non esiste un "Cut-Off" definito per classificare un'immagine come sovraesposta o sottoesposta. Inoltre, la qualità dell'immagine dipende dal tipo di software e dal monitor utilizzato per la visualizzazione, e i dispositivi radiologici più vecchi producono immagini inevitabilmente di qualità inferiore. Secondo l'autrice, questo costituisce un limite significativo al presente studio.

Un altro limite allo studio è indubbiamente costituito dalla scarsa rappresentatività di alcune alterazioni radiografiche (in particolare quelle relative ai Tag "Blurred", "Rotated", "Limb_mispositioning" e "Cut"), che complica l'apprendimento dell'algoritmo. Un ampliamento del database costituirebbe quindi un punto di partenza per migliorare e ottimizzare le performance dell'algoritmo stesso.

Nonostante lo studio di Taghghi et al. del 2023 comprendesse un database più limitato di quello utilizzato nel presente studio, ha utilizzato un metodo di segmentazione basato su CNN e Active Contours (contorni attivi). In fase di classificazione delle immagini gli errori tecnici sono stati non solo identificati tramite Tag, ma anche identificati in punti precisi dell'immagine, permettendo una più precisa ed efficace rilevazione degli errori da parte dell'algoritmo. Il risultato è stata una maggior accuratezza complessiva utilizzando un database molto limitato (Taghghi et al., 2023). Alla luce di questo, la tecnica utilizzata nel presente studio si è dimostrata essere meno precisa, costituendo quindi un ulteriore limite allo studio.

8.4 Responsabilità

*“L’esercizio della professione del Medico Veterinario deve ispirarsi
a scienza, coscienza e professionalità.*

[...]

*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.”*

Codice Deontologico Veterinario, Articolo 8 (FNOVI, 2019)

Poiché l'intelligenza artificiale è sviluppata dall'uomo, essa non può essere considerata infallibile, soprattutto in settori complessi come la medicina veterinaria, dove molte leggi e dinamiche non sono ancora completamente comprese dall'uomo stesso.

Infatti, sebbene le tecniche di AI, come il Deep Learning, abbiano mostrato grandi potenzialità, esse sono ancora soggette a limitazioni significative. Queste limitazioni includono la necessità di dataset numerosi e ben descritti per l'addestramento, la vulnerabilità agli artefatti nei dati e la complessità di interpretazione delle decisioni prese dagli algoritmi, spesso considerati "scatole nere" (Iori, 2020).

In quest'ambito, l'intelligenza artificiale può certamente rappresentare un valido supporto per il Medico Veterinario nella pratica clinica, come già avviene in altri campi professionali, migliorando la qualità delle diagnosi e delle terapie attraverso l'analisi di grandi quantità di dati clinici e immagini. Tuttavia, ogni suo output deve essere valutato con il giusto spirito critico, seguendo il principio di "comportamento secondo scienza, coscienza e professionalità", come stabilito dall'Articolo 8 del Codice Deontologico (FNOVI, 2019). Accettare passivamente una diagnosi proposta da un'entità diversa dal medico veterinario contravviene a questi principi etici e professionali. Questo principio garantisce che ogni decisione sia presa considerando il benessere animale e le specifiche caratteristiche di ogni paziente.

Inoltre, esistono ancora diverse questioni irrisolte riguardanti l'adozione delle tecnologie di intelligenza artificiale in medicina veterinaria, come la regolamentazione, la trasparenza, la privacy e la responsabilità. È essenziale che queste tecnologie siano sottoposte a rigorosi controlli da parte di agenzie regolatorie per garantire la loro sicurezza ed efficacia (Bellamy, 2023).

Le intelligenze artificiali non sono soggetti di diritto penale e non possono quindi essere condannate. Una AI non può percepire il disvalore di una condanna, e una sua riprogrammazione non può essere paragonata a una funzione educativa e riabilitativa, poiché si tratterebbe di un nuovo programma. Anche considerando l'ipotesi che le AI possano diventare a breve soggetti di diritto, troviamo un collegamento con la legislazione sugli animali, tramite il cosiddetto modello zoologico. Questo modello equipara le IA agli animali, riconoscendo ad entrambi capacità cognitive e stati mentali: poiché gli animali non sono 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 IA, e come è responsabile civilmente e penalmente dei danni causati dai propri animali, deve rispondere dei danni causati dai programmi di IA in suo possesso (Lagioia, 2016).

È sempre consigliabile che il produttore, nelle condizioni d'uso, declini ogni responsabilità per errori di diagnosi, al fine di evitare possibili contenziosi legali. Ad esempio, la schermata di benvenuto del sito web VERA avverte: “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.” Pertanto, la responsabilità d'uso ricade sul Medico Veterinario che utilizza il programma nella pratica clinica. VERA si propone infatti come un “Assistente” (Virtual vEterinary Radiology Assistant), e quindi come aiuto al Medico Veterinario, non come un suo sostituto.

Diversi studi hanno confermato come gli algoritmi di Intelligenza Artificiale siano un supporto per ridurre l'errore diagnostico in medicina veterinaria (Boissady et al., 2020; Fitzke et al., 2021; Kim et al., 2022; Lynch e Liston, 2018). Le tecnologie di

intelligenza artificiale possono certamente migliorare l'accuratezza diagnostica e ridurre i tempi di analisi, ma ogni output deve essere valutato criticamente dal professionista.

L'uso appropriato dell'AI richiede una comprensione approfondita delle sue capacità e dei suoi limiti, e l'integrazione dei risultati ottenuti con il giudizio clinico del medico veterinario. Solo così si può garantire un approccio diagnostico che rispetti i principi della "scienza, coscienza e professionalità" richiesti dalla deontologia veterinaria.

Capitolo 9

CONCLUSIONI

L'indagine radiografica del torace risulta essere uno dei più comuni e primi esami diagnostici utilizzati dai medici veterinari nella pratica clinica.

Tuttavia, la relativa semplicità di esecuzione dell'esame non è in realtà esente da errori, soprattutto per la limitata disponibilità di personale altamente qualificato nelle strutture veterinarie. Per questo motivo, la possibilità di usufruire di strumenti tecnologici avanzati come le CNN nella pratica clinica quotidiana potrebbe contribuire alla riduzione del tasso di errore diagnostico, migliorando le performance cliniche e, conseguentemente, la capacità diagnostica.

Questo studio ha presentato un algoritmo basato su Deep Learning per rilevare gli errori di qualità più comuni nelle radiografie toraciche latero-laterali di gatto.

L'algoritmo sviluppato, nonostante le sue limitazioni, ha una buona precisione nel rilevamento di immagini corrette e di errori da sovraesposizione, posizionamento errato degli arti ed immagini tagliate, mentre ha dimostrato una discreta precisione per l'individuazione di immagini ruotate, con presenza di oggetti estranei o con posizionamento errato del collo. L'algoritmo ha una scarsa precisione nella classificazione delle immagini radiografiche sottoesposte e sfocate.

Considerando i limiti del presente studio, quali ad esempio l'utilizzo di un database composto da un numero limitato di immagini, i risultati ottenuti fanno ben sperare per lo sviluppo in futuro di un algoritmo che sia efficientemente utilizzabile in ambito clinico, una volta perfezionato il progetto.

La prospettiva futura è quella di implementare ulteriormente il database, includendo quante più immagini possibili per migliorare l'accuratezza della Rete Neurale, idealmente utilizzando immagini radiografiche provenienti da strutture che utilizzano apparecchi radiologici differenti, per poter rendere l'algoritmo il quanto più trasversale possibile. La maggior rappresentatività di immagini quanto più differenti in presentazione di errori e apparecchi utilizzati migliorerà la capacità di generalizzazione della CNN, permettendo anche, eventualmente, di rendere più precisa e dettagliata la

classificazione delle immagini, ad esempio diversificando le presentazioni a testa flessa da quelle a testa estesa (in questo studio classificate utilizzando lo stesso tag), o distinguendo gli oggetti estranei tra loro (ad esempio guinzagli e pettorine da tubi endotracheali e sondini per l'alimentazione forzata).

Si sottolinea nuovamente come il programma di Intelligenza Artificiale non sia da considerarsi come un sostituto del medico veterinario, che non si deve affidare ciecamente ad esso, ma lo deve utilizzare come un supporto per migliorare la pratica clinica e la sua capacità diagnostica.

Capitolo 10

BIBLIOGRAFIA

10.1 Articoli

- Alexander, Kate. «Reducing Error in Radiographic Interpretation». *The Canadian Veterinary Journal = La Revue Veterinaire Canadienne* 51, fasc. 5 (maggio 2010): 533–36.
- Alloghani, Mohamed, Dhiya Al-Jumeily, Jamila Mustafina, Abir Hussain, e Ahmed J. Aljaaf. «A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science». In *Supervised and Unsupervised Learning for Data Science*, a cura di Michael W. Berry, Azlinah Mohamed, e Bee Wah Yap, 3–21. Cham: Springer International Publishing, 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22475-2_1.
- Banzato, Tommaso, Marek Wodzinski, Silvia Burti, Valentina Longhin Osti, Valentina Rossoni, Manfredo Atzori, e Alessandro Zotti. «Automatic Classification of Canine Thoracic Radiographs Using Deep Learning». *Scientific Reports* 11, fasc. 1 (17 febbraio 2021): 3964. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-83515-3>.
- Banzato, Tommaso, Marek Wodzinski, Federico Tauceri, Chiara Donà, Filippo Scavazza, Henning Müller, e Alessandro Zotti. «An AI-Based Algorithm for the Automatic Classification of Thoracic Radiographs in Cats». *Frontiers in Veterinary Science* 8 (15 ottobre 2021). <https://doi.org/10.3389/fvets.2021.731936>.
- Banzato, Tommaso, Marek Wodzinski, Silvia Burti, Eleonora Vettore, Henning Muller, e Alessandro Zotti. «An AI-Based Algorithm for the Automatic Evaluation of Image Quality in Canine Thoracic Radiographs». *Scientific Reports* 13, fasc. 1 (9 ottobre 2023): 17024. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44089-4>.
- Bellamy, James E. C. «Artificial Intelligence in Veterinary Medicine Requires Regulation». *The Canadian Veterinary Journal = La Revue Veterinaire Canadienne* 64, fasc. 10 (ottobre 2023): 968–70.

- Berlin, Leonard. «Accuracy of Diagnostic Procedures: Has It Improved over the Past Five Decades?» *AJR. American Journal of Roentgenology* 188, fasc. 5 (maggio 2007): 1173–78. <https://doi.org/10.2214/AJR.06.1270>.
- Boissady, Emilie, Alois de La Comble, Xiaojuan Zhu, e Adrien-Maxence Hespel. «Artificial Intelligence Evaluating Primary Thoracic Lesions Has an Overall Lower Error Rate Compared to Veterinarians or Veterinarians in Conjunction with the Artificial Intelligence». *Veterinary Radiology & Ultrasound* 61, fasc. 6 (2020): 619–27. <https://doi.org/10.1111/vru.12912>.
- Bruno, Michael A., Eric A. Walker, e Hani H. Abujudeh. «Understanding and Confronting Our Mistakes: The Epidemiology of Error in Radiology and Strategies for Error Reduction». *Radiographics: A Review Publication of the Radiological Society of North America, Inc* 35, fasc. 6 (ottobre 2015): 1668–76. <https://doi.org/10.1148/rg.2015150023>.
- Burti, S., V. Longhin Osti, A. Zotti, e T. Banzato. «Use of Deep Learning to Detect Cardiomegaly on Thoracic Radiographs in Dogs». *Veterinary Journal (London, England: 1997)* 262 (agosto 2020): 105505. <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2020.105505>.
- Burti, Silvia, Tommaso Banzato, Simon Coghlan, Marek Wodzinski, Margherita Bendazzoli, e Alessandro Zotti. «Artificial intelligence in veterinary diagnostic imaging: Perspectives and limitations». *Research in Veterinary Science* 175 (1 agosto 2024): 105317. <https://doi.org/10.1016/j.rvsc.2024.105317>.
- Celniak, Weronika, Marek Wodziński, Artur Jurgas, Silvia Burti, Alessandro Zotti, Manfredo Atzori, Henning Müller, e Tommaso Banzato. «Improving the Classification of Veterinary Thoracic Radiographs through Inter-Species and Inter-Pathology Self-Supervised Pre-Training of Deep Learning Models». *Scientific Reports* 13, fasc. 1 (9 novembre 2023): 19518. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46345-z>.
- Ciaburro, Giuseppe. *MATLAB for Machine Learning*. Packt Publishing Ltd, 2017.

- Currie, Geoff, K. Elizabeth Hawk, Eric Rohren, Alanna Vial, e Ran Klein. «Machine Learning and Deep Learning in Medical Imaging: Intelligent Imaging». *Journal of Medical Imaging and Radiation Sciences* 50, fasc. 4 (1 dicembre 2019): 477–87. <https://doi.org/10.1016/j.jmir.2019.09.005>.
- 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.
- De Nunzio, Giorgio. «Machine Learning: principi di funzionamento e applicazioni in Medicina». *Ithaca: Viaggio nella Scienza* 2022, fasc. 19 (28 aprile 2022): 137–68.
- Dempsey, Suzanne M., e Patty J. Ewing. «A Review of the Pathophysiology, Classification, and Analysis of Canine and Feline Cavitory Effusions». *Journal of the American Animal Hospital Association* 47, fasc. 1 (2011): 1–11. <https://doi.org/10.5326/JAAHA-MS-5558>.
- Doubilet, P., e P. G. Herman. «Interpretation of Radiographs: Effect of Clinical History». *AJR. American Journal of Roentgenology* 137, fasc. 5 (novembre 1981): 1055–58. <https://doi.org/10.2214/ajr.137.5.1055>.
- Dougherty, James, Ron Kohavi, e Mehran Sahami. «Supervised and Unsupervised Discretization of Continuous Features». *ICML 1995* (25 settembre 1997). <https://doi.org/10.1016/B978-1-55860-377-6.50032-3>.
- Drost, Wm Tod, David J. Reese, e William J. Hornof. «Digital Radiography Artifacts». *Veterinary Radiology & Ultrasound: The Official Journal of the American College of Veterinary Radiology and the International Veterinary Radiology Association* 49, fasc. 1 Suppl 1 (2008): S48-56. <https://doi.org/10.1111/j.1740-8261.2007.00334.x>.
- Duda, R. O. «1 Elements of Pattern Recognition». In *Mathematics in Science and Engineering*, a cura di J. M. Mendel e K. S. Fu, 66:3–33. Adaptive, Learning and Pattern Recognition Systems. Elsevier, 1970. [https://doi.org/10.1016/S0076-5392\(08\)60489-0](https://doi.org/10.1016/S0076-5392(08)60489-0).

- Dumortier, Léo, Florent Guépin, Marie-Laure Delignette-Muller, Caroline Boulocher, e Thomas Grenier. «Deep Learning in Veterinary Medicine, an Approach Based on CNN to Detect Pulmonary Abnormalities from Lateral Thoracic Radiographs in Cats». *Scientific Reports* 12, fasc. 1 (6 luglio 2022): 11418. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-14993-2>.
- Erickson, Bradley J., Panagiotis Korfiatis, Zeynettin Akkus, e Timothy L. Kline. «Machine Learning for Medical Imaging». *Radiographics: A Review Publication of the Radiological Society of North America, Inc* 37, fasc. 2 (2017): 505–15. <https://doi.org/10.1148/rg.2017160130>.
- Ewers, Richard. «Getting the Best Results from Radiography». *In Practice* 29, fasc. 8 (2007): 464–69. <https://doi.org/10.1136/inpract.29.8.464>.
- Felson, B., e H. Felson. «Localization of Intrathoracic Lesions by Means of the Postero-Anterior Roentgenogram; the Silhouette Sign». *Radiology* 55, fasc. 3 (settembre 1950): 363–74. <https://doi.org/10.1148/55.3.363>.
- Fitzke, Michael, Conrad Stack, Andre Dourson, Rodrigo M. B. Santana, Diane Wilson, Lisa Ziemer, Arjun Soin, Matthew P. Lungren, Paul Fisher, e Mark Parkinson. «RapidRead: Global Deployment of State-of-the-art Radiology AI for a Large Veterinary Teleradiology Practice». arXiv, 9 novembre 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.08165>.
- Garland, L. Henry. «On the Scientific Evaluation of Diagnostic Procedures». *Radiology* 52, fasc. 3 (marzo 1949): 309–28. <https://doi.org/10.1148/52.3.309>.
- Gatt, M. E., G. Spectre, O. Paltiel, N. Hiller, e R. Stalnikowicz. «Chest Radiographs in the Emergency Department: Is the Radiologist Really Necessary?». *Postgraduate Medical Journal* 79, fasc. 930 (aprile 2003): 214–17. <https://doi.org/10.1136/pmj.79.930.214>.
- Graham, R. N. J., R. W. Perriss, e A. F. Scarsbrook. «DICOM Demystified: A Review of Digital File Formats and Their Use in Radiological Practice». *Clinical Radiology* 60, fasc. 11 (novembre 2005): 1133–40. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2005.07.003>.

- Granata, Pierluigi. «The Three Types of Artificial Intelligence: A Glimpse into the Future». *Deltalogix*, 8 marzo 2023. <https://deltalogix.blog/en/2023/03/08/artificial-intelligence-a-look-at-its-three-types-and-their-possible-future-implications/>.
- Halvorsen, J. G., e D. Swanson. «Interpreting Office Radiographs. A Guide to Systematic Evaluation». *The Journal of Family Practice* 31, fasc. 6 (dicembre 1990): 602–10.
- He, Kaiming, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, e Jian Sun. «Deep Residual Learning for Image Recognition». *arXiv*, 10 dicembre 2015. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385>.
- Herman, Peter G., e Samuel J. Hessel. «Accuracy and Its Relationship to Experience in the Interpretation of Chest Radiographs». *Investigative Radiology* 10, fasc. 1 (febbraio 1975): 62.
- Hinton, Geoffrey E., Nitish Srivastava, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, e Ruslan R. Salakhutdinov. «Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors». *arXiv*, 3 luglio 2012. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1207.0580>.
- Hofmann, Thomas. «Unsupervised Learning by Probabilistic Latent Semantic Analysis». *Machine Learning* 42, fasc. 1 (1 gennaio 2001): 177–96. <https://doi.org/10.1023/A:1007617005950>.
- Hubel, D. H., e T. N. Wiesel. «Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex». *The Journal of Physiology* 148, fasc. 3 (ottobre 1959): 574–91.
- Ioffe, Sergey, e Christian Szegedy. «Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift». *arXiv*, 2 marzo 2015. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03167>.
- Iori, Mauro. «Potenzialità e criticità nell'uso dell'Intelligenza Artificiale in Radiologia», Servizio di Fisica Medica, Presidio Ospedaliero Arcispedale S.Maria Nuova, IRCCS di Reggio Emilia (IT), 2020.
- Janiesch, Christian, Patrick Zschech, e Kai Heinrich. «Machine Learning and Deep Learning». *Electronic Markets* 31, fasc. 3 (1 settembre 2021): 685–95. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>.

- Jiménez, David A., Laura J. Armbrust, Robert T. O'Brien, e David S. Biller. «Artifacts in Digital Radiography». *Veterinary Radiology & Ultrasound: The Official Journal of the American College of Veterinary Radiology and the International Veterinary Radiology Association* 49, fasc. 4 (2008): 321–32. <https://doi.org/10.1111/j.1740-8261.2008.00374.x>.
- Kelly, Brendan S., Louise A. Rainford, Sarah P. Darcy, Eoin C. Kavanagh, e Rachel J. Toomey. «The Development of Expertise in Radiology: In Chest Radiograph Interpretation, “Expert” Search Pattern May Predate “Expert” Levels of Diagnostic Accuracy for Pneumothorax Identification». *Radiology* 280, fasc. 1 (luglio 2016): 252–60. <https://doi.org/10.1148/radiol.2016150409>.
- Khan, Hanif. «Types of AI | Different Types of Artificial Intelligence Systems foss.guru.com/types-of-ai-different-types-of-artificial-intelligence-systems» 9 (30 settembre 2021): 50.
- Kim, Eunbee, Anthony J. Fischetti, Pratheev Sreetharan, Joel G. Weltman, e Philip R. Fox. «Comparison of Artificial Intelligence to the Veterinary Radiologist's Diagnosis of Canine Cardiogenic Pulmonary Edema». *Veterinary Radiology & Ultrasound* 63, fasc. 3 (2022): 292–97. <https://doi.org/10.1111/vru.13062>.
- Kim, Young W., e Liem T. Mansfield. «Fool Me Twice: Delayed Diagnoses in Radiology with Emphasis on Perpetuated Errors». *AJR. American Journal of Roentgenology* 202, fasc. 3 (marzo 2014): 465–70. <https://doi.org/10.2214/AJR.13.11493>.
- Kotsiantis, Sotiris B. «Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques», 2007.
- Krupinski, E. A. «The Importance of Perception Research in Medical Imaging». *Radiation Medicine* 18, fasc. 6 (2000): 329–34.
- Krupinski, Elizabeth A. «Technology and Perception in the 21st-Century Reading Room». *Journal of the American College of Radiology: JACR* 3, fasc. 6 (giugno 2006): 433–40. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2006.02.022>.

- Kundel, Harold L. «History of Research in Medical Image Perception». *Journal of the American College of Radiology: JACR* 3, fasc. 6 (giugno 2006): 402–8. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2006.02.023>.
- Lamb, C. R., D. U. Pfeiffer, e P. Mantis. «Errors in Radiographic Interpretation Made by Veterinary Students». *Journal of Veterinary Medical Education* 34, fasc. 2 (2007): 157–59. <https://doi.org/10.3138/jvme.34.2.157>.
- LeCun, Yann, Yoshua Bengio, e Geoffrey Hinton. «Deep Learning». *Nature* 521, fasc. 7553 (28 maggio 2015): 436–44. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- Liang, Zejun, Jing Tang, Peng Xu, Wen Zeng, Jiye Zhang, Yu Zhang, Lingming Zeng, Hairong Wang, Chunchao Xia, e Zhenlin Li. «Image Feature Index: A Novel Metric for Quantifying Chest Radiographic Image Quality». *Medical Physics* 50, fasc. 5 (2023): 2805–15. <https://doi.org/10.1002/mp.16206>.
- Libbrecht, Maxwell W., e William Stafford Noble. «Machine Learning Applications in Genetics and Genomics». *Nature Reviews. Genetics* 16, fasc. 6 (giugno 2015): 321–32. <https://doi.org/10.1038/nrg3920>.
- Long, Jonathan, Evan Shelhamer, e Trevor Darrell. «Fully convolutional networks for semantic segmentation». In *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 3431–40, 2015. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298965>.
- Lynch, Charles J., e Conor Liston. «New Machine-Learning Technologies for Computer-Aided Diagnosis». *Nature Medicine* 24, fasc. 9 (settembre 2018): 1304–5. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0178-4>.
- Martin, Mike, e Paul Mahoney. «Improving the diagnostic quality of thoracic radiographs of dogs and cats». In *Practice* 35 (25 luglio 2013): 355–72. <https://doi.org/10.1136/inp.f4460>.
- Mattoon, J. S. «Digital Radiography». *Veterinary and Comparative Orthopaedics and Traumatology* 19, fasc. 3 (2006): 123–32. <https://doi.org/10.1055/s-0038-1632988>.

- McBee, Morgan P., Omer A. Awan, Andrew T. Colucci, Comeron W. Ghobadi, Nadja Kadom, Akash P. Kansagra, Srini Tridandapani, e William F. Auffermann. «Deep Learning in Radiology». *Academic Radiology* 25, fasc. 11 (novembre 2018): 1472–80. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2018.02.018>.
- Meomartino, Leonardo, Adelaide Greco, Mauro Di Giancamillo, Arturo Brunetti, e Giacomo Gnudi. «Imaging Techniques in Veterinary Medicine. Part I: Radiography and Ultrasonography». *European Journal of Radiology Open* 8 (2021): 100382. <https://doi.org/10.1016/j.ejro.2021.100382>.
- Moses, Daniel A. «Deep Learning Applied to Automatic Disease Detection Using Chest X-Rays». *Journal of Medical Imaging and Radiation Oncology* 65, fasc. 5 (agosto 2021): 498–517. <https://doi.org/10.1111/1754-9485.13273>.
- Müller, Thiago Rinaldi, Mauricio Solano, e Mirian Harumi Tsunemi. «Accuracy of Artificial Intelligence Software for the Detection of Confirmed Pleural Effusion in Thoracic Radiographs in Dogs». *Veterinary Radiology & Ultrasound* 63, fasc. 5 (2022): 573–79. <https://doi.org/10.1111/vru.13089>.
- Murphy, Kate, e Kostas Pappasoulitis. «Pleural Effusions in Dogs and Cats». *In Practice* 33, fasc. 9 (2011): 462–69. <https://doi.org/10.1136/inp.d6057>.
- O’Shea, Keiron, e Ryan Nash. «An Introduction to Convolutional Neural Networks». arXiv, 2 dicembre 2015. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.08458>.
- Oren, Ohad, Bernard J. Gersh, e Deepak L. Bhatt. «Artificial Intelligence in Medical Imaging: Switching from Radiographic Pathological Data to Clinically Meaningful Endpoints». *The Lancet Digital Health* 2, fasc. 9 (1 settembre 2020): e486–88. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30160-6](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30160-6).
- Ott, Jordan, David Bruyette, Cody Arbuckle, Dylan Balsz, Silke Hecht, Lisa Shubitz, e Pierre Baldi. «Detecting pulmonary Coccidioidomycosis with deep convolutional neural networks». *Machine Learning with Applications* 5 (15 settembre 2021): 100040. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2021.100040>.

- Park, Seong Ho, Jin Mo Goo, e Chan-Hee Jo. «Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve: Practical Review for Radiologists». *Korean Journal of Radiology* 5, fasc. 1 (2004): 11–18. <https://doi.org/10.3348/kjr.2004.5.1.11>.
- Park, Sung Cheol, Min Kyu Park, e Moon Gi Kang. «Super-resolution image reconstruction: a technical overview». *IEEE Signal Processing Magazine* 20, fasc. 3 (maggio 2003): 21–36. <https://doi.org/10.1109/MSP.2003.1203207>.
- Rawat, Waseem, e Zenghui Wang. «Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review». *Neural Computation* 29, fasc. 9 (settembre 2017): 2352–2449. https://doi.org/10.1162/NECO_a_00990.
- Rguibi, Zakaria, Abdelmajid Hajami, Dya Zitouni, Amine Elqaraoui, e Anas Bedraoui. «CXAI: Explaining Convolutional Neural Networks for Medical Imaging Diagnostic». *Electronics* 11, fasc. 11 (gennaio 2022): 1775. <https://doi.org/10.3390/electronics11111775>.
- Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton, e Ronald J. Williams. «Learning Representations by Back-Propagating Errors». *Nature* 323, fasc. 6088 (ottobre 1986): 533–36. <https://doi.org/10.1038/323533a0>.
- Siegle, R. L., E. M. Baram, S. R. Reuter, E. A. Clarke, J. L. Lancaster, e C. A. McMahan. «Rates of Disagreement in Imaging Interpretation in a Group of Community Hospitals». *Academic Radiology* 5, fasc. 3 (marzo 1998): 148–54. [https://doi.org/10.1016/s1076-6332\(98\)80277-8](https://doi.org/10.1016/s1076-6332(98)80277-8).
- Somalvico. «Supplemento redazionale e Scienza & Vita nuova». *Scienza&Vita ed.* 8 (1987).
- Strelkova, O., Pasichnyk, O., «Three Types of Artificial Intelligence», 2017 <http://eztuir.ztu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/6479/142.pdf?sequence=1&i>.
- Suzuki, Kenji. «Pixel-Based Machine Learning in Medical Imaging». *International Journal of Biomedical Imaging* 2012 (2012): 792079. <https://doi.org/10.1155/2012/792079>.

- Szegedy, Christian, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, e Andrew Rabinovich. «Going deeper with convolutions». In *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1–9, 2015. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>.
- Tahghighi, Peyman, Nicole Norena, Eran Ukwatta, Ryan B. Appleby, e Amin Komeili. «Automatic classification of symmetry of hemithoraces in canine and feline radiographs». *Journal of Medical Imaging* 10, fasc. 4 (luglio 2023): 044004. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.10.4.044004>.
- Ueda, Daiju, Akitoshi Shimazaki, e Yukio Miki. «Technical and Clinical Overview of Deep Learning in Radiology». *Japanese Journal of Radiology* 37, fasc. 1 (gennaio 2019): 15–33. <https://doi.org/10.1007/s11604-018-0795-3>.
- Waite, Stephen, Jinel Scott, Brian Gale, Travis Fuchs, Srinivas Kolla, e Deborah Reede. «Interpretive Error in Radiology». *American Journal of Roentgenology* 208, fasc. 4 (aprile 2017): 739–49. <https://doi.org/10.2214/AJR.16.16963>.
- Wang, Xiaosong, Yifan Peng, Le Lu, Zhiyong Lu, Mohammadhadi Bagheri, e Ronald M. Summers. «ChestX-ray8: Hospital-Scale Chest X-Ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases», 2097–2106, 2017. https://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2017/html/Wang_ChestX-ray8_Hospital-Scale_Chest_CVPR_2017_paper.html.
- Widmer, William R. «Acquisition Hardware for Digital Imaging». *Veterinary Radiology & Ultrasound: The Official Journal of the American College of Veterinary Radiology and the International Veterinary Radiology Association* 49, fasc. 1 Suppl 1 (2008): S2-8. <https://doi.org/10.1111/j.1740-8261.2007.00326.x>.
- Wright, Matthew A., Dennis Ballance, Ian D. Robertson, e Brian Poteet. «Introduction to DICOM for the Practicing Veterinarian». *Veterinary Radiology & Ultrasound: The Official Journal of the American College of Veterinary Radiology and the International Veterinary Radiology Association* 49, fasc. 1 Suppl 1 (2008): S14-18. <https://doi.org/10.1111/j.1740-8261.2007.00328.x>.

- Yamashita, Rikiya, Mizuho Nishio, Richard Kinh Gian Do, e Kaori Togashi. «Convolutional Neural Networks: An Overview and Application in Radiology». *Insights into Imaging* 9, fasc. 4 (agosto 2018): 611–29. <https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9>.
- Yosinski, Jason, Jeff Clune, Yoshua Bengio, e Hod Lipson. «How transferable are features in deep neural networks?» arXiv, 6 novembre 2014. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1411.1792>.
- Zech, John R., Marcus A. Badgeley, Manway Liu, Anthony B. Costa, Joseph J. Titano, e Eric Karl Oermann. «Variable Generalization Performance of a Deep Learning Model to Detect Pneumonia in Chest Radiographs: A Cross-Sectional Study». *PLOS Medicine* 15, fasc. 11 (6 novembre 2018): e1002683. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1002683>.
- Zeiler, Matthew D., e Rob Fergus. «Visualizing and Understanding Convolutional Networks». In *Computer Vision – ECCV 2014*, a cura di David Fleet, Tomas Pajdla, Bernt Schiele, e Tinne Tuytelaars, 818–33. Cham: Springer International Publishing, 2014. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10590-1_53.

10.2 Libri

- Alpaydm, E. (2014). Introduction to machine learning. Cambridge, MA: MIT Press.
- Holloway, A., & McConnell, J. F. (2013). BSAVA Manual of Canine and Feline Radiography and Radiology: A Foundation Manual. British Small Animal Veterinary Association Woodrow House, 1 Telford Way, Waterwells Business Park, Quedgeley, Gloucester GL2 2AB A.
- Kevin Kealy, J., McAllister, H., & Graham, J. p. (2011). Diagnostic Radiology and Ultrasonography of the Dog and Cat. In Diagnostic Radiology and Ultrasonography of the Dog and Cat. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-46814-4> .
- Marshland, S. (2015). Machine learning: An algorithm perspective. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Muhlbauer M.C., Kneller S.K. (2023). Radiography of the Dog and Cat: Guide to Making and Interpreting Radiographs. Second Edition. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Pasceri G, Bibbolino C, Stasi M, Foracchia M, Pirotta G, Coppola F, Neri E, Grassi R. Intelligenza artificiale in Radiologia, 2020.
- Schwarz T, Johnson V. BSAVA Manual of Canine and Feline Thoracic Imaging, 2008
- Thrall, D.E. (2018) Textbook of veterinary diagnostic radiology 7th Edition, Elsevie.

10.3 Altri documenti consultati

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

Hecht Silke, State of the art of pleural effusion diagnosis and imaging; Atti del Congresso Internazionale SCIVAC di Rimini 24-26 Maggio 2024.

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.

Zotti Alessandro, 2022; appunti di lezione.

10.4 Sitografia

Euromonitor: <https://www.euromonitor.com>

Python Software Foundation, Python Language Reference, versione 3.6:
<http://www.python.org>

VERA Virtual vEterinary Radiology Assistant (Beta version):
https://vera.beta.megiston.com/users/sign_in