

PUNTEGGIATURA DELLA POLMONITE NEL SUINO: METODI TRADIZIONALI E INNOVATIVI A CONFRONTO

SCORING PORCINE PNEUMONIA: A COMPARISON BETWEEN TRADITIONAL AND INNOVATIVE METHODS

ROMANO A.¹, HATTAB J.¹, BONICELLI L.², ROSAMILIA A.³, LIUZZO G.³,
CAPOBIANCO DONDONA A.⁴, BERNABÒ N.⁵, MARRUCHELLA G.¹

¹Università degli Studi di Teramo, Facoltà di Medicina Veterinaria,
Loc. Piano d'Accio, 64100, Teramo;

²AlmageLab, University of Modena and Reggio Emilia, Via Vivarelli 10/1, 41125, Modena;

³Dipartimento di Sanità Pubblica Veterinaria, Azienda Unità Sanitaria Locale di Modena,
via S. Giovanni del Cantone 23, 41121, Modena;

⁴Farm4Trades.r.l., Via IV Novembre, 66041, Atessa, Chieti;

⁵Facoltà di Bioscienze e Tecnologie Agro-Alimentari e Ambientali,
via R. Balzarini 1, 64100, Teramo.

Parole chiave: polmonite, punteggiatura, intelligenza artificiale

Keywords: pneumonia, score, artificial intelligence

RIASSUNTO

Le tecnologie basate sull'intelligenza artificiale, in particolare quelle in grado di analizzare immagini complesse, trovano sempre più spazio in campo biomedico. Recentemente, alcune reti neurali artificiali sono state addestrate per la punteggiatura delle lesioni pleuriche e polmonari dei suini in sede di macellazione. Lo scopo di questo studio è stato quello di valutare le prestazioni delle reti neurali artificiali, mettendole a confronto con i punteggi assegnati da un operatore in catena di macellazione (*gold standard*). In totale, sono stati presi in esame 428 polmoni, che sono stati punteggiati secondo gli schemi tradizionali (griglie *Madec* e *Christensen*). Gli stessi polmoni sono stati fotografati ed esaminati dalla rete neurale. L'analisi dei risultati indica che la rete neurale è estremamente sensibile e specifica (valori sempre >90%), oltre che piuttosto fortemente correlata con il *gold standard* (coefficiente di *Spearman* = 0.831, $p < 0.01$). In sintesi, lo studio indica che le reti neurali artificiali potrebbero essere efficacemente utilizzate nelle industrie di macellazione e incentiva ulteriori investimenti in questo ambito.

ABSTRACT

Artificial intelligence-based methods are always more frequently used in biomedical sciences, mainly in the field of diagnostic imaging. Recently, some artificial neural networks have been trained to score pleurisy and pneumonia in slaughtered pigs. The purpose of this study is to evaluate the performance of artificial neural networks, when compared with the gold standard (i.e., scores provided by skilled operators along the slaughter chain). In total, 428 lungs have been included in the present study. Each lung has been scored according to "conventional" methods (*Madec* and *Christensen* grids). Moreover, the same lungs have been photographed and scored by a trained artificial neural network. Overall, results indicate that the artificial neural network is extremely sensitive and specific (values always > 90%), with rather high correlation when compared with the gold standard (*Spearman's* coefficient = 0.831, $p < 0.01$). In summary, this study suggests that artificial neural networks could be effectively used at the slaughterhouse and stimulates further investment in this field of research.

INTRODUZIONE

Il complesso delle malattie respiratorie del suino (“*Porcine Respiratory Disease Complex*”, PRDC) è motivo di ingenti perdite economiche per la suinicoltura moderna. Le lesioni polmonari e pleuriche indotte da alcuni agenti patogeni primari (es. *Mycoplasma hyopneumoniae* e *Actinobacillus pleuropneumoniae*) possono persistere a lungo ed essere ancora visibili in sede di macellazione (Gottschalk, 2012; Maes et al., 2018). Pertanto, il macello può rappresentare un utilissimo punto di osservazione, potenzialmente in grado di fornire informazioni uniche su prevalenza, gravità e andamento nel tempo di specifiche patologie respiratorie a decorso cronico (Pointon et al., 1999; Scollo et al., 2017).

Nel corso degli anni, sono stati elaborati numerosi sistemi di punteggiatura (“*score*”) delle lesioni osservate nei suini macellati, tutti con l’obiettivo di soddisfare le medesime esigenze: 1) facilità e rapidità di esecuzione, compatibile con la velocità della catena di macellazione; 2) capacità di fornire dati standardizzabili, di semplice interpretazione e idonei per indagini statistiche (Luppi e Merialdi, 2013). A tal proposito, hanno avuto particolare successo la “griglia S.P.E.S.” per lo *score* delle pleuriti (Merialdi et al., 2012) e la “griglia *Madec*”, successivamente modificata da *Christensen*, per lo *score* delle lesioni riferibili alla polmonite enzootica del suino (*Madec* e *Derrien*, 1981; *Christensen* et al., 1999).

Sebbene entrambe le griglie rispondano adeguatamente alle esigenze sopra specificate, la loro applicazione sistematica risulterebbe eccessivamente onerosa ed è, nei fatti, utopistica. In tal senso, le tecnologie di “*computer vision*”, basate sull’intelligenza artificiale (IA), sembrano offrire interessanti prospettive. A giudicare dai contributi scientifici pubblicati nel corso degli ultimi venti anni, le “reti neurali artificiali” (“*Convolutional Neural Networks*”, CNNs) rappresentano la branca dell’IA più utilizzata in ambito biomedico (*Ramesh* et al., 2004). Recentemente, CNNs sono state addestrate per l’identificazione e la punteggiatura delle pleuriti (*Trachtman* et al., 2020) e delle polmoniti (*Bonicelli* et al., 2021) del suino, con risultati estremamente incoraggianti.

L’obiettivo del presente studio è stato quello di valutare ulteriormente le *performances* delle CNNs, mettendo a confronto la loro interpretazione delle immagini con il *gold standard* assoluto, vale a dire con i punteggi attribuiti dall’operatore presente in catena di macellazione.

MATERIALI E METODI

Lo studio è stato recentemente condotto in uno stabilimento di macellazione ad elevata capacità produttiva (6-8 suini/min) del Nord Italia. In totale sono stati esaminati 428 polmoni di suini “pesanti”, equamente distribuiti fra destri/sinistri.

Ciascun polmone è stato fotografato con la fotocamera di uno *smartphone* (i-Phone SE) e di seguito punteggiato da un operatore. Quest’ultimo ha avuto la possibilità di palpare i polmoni, al fine di visualizzarne tutte le sue parti (compreso il lobo accessorio) e di interpretare correttamente eventuali focolai di polmonite. Le immagini sono state analizzate da una CNN precedentemente addestrata, che ha espresso la presenza di eventuali lesioni in termini percentuali, vale a dire come rapporto fra l’estensione della polmonite e la superficie totale del polmone (*Bonicelli* et al., 2021). I punteggi espressi dall’operatore sono stati calcolati secondo *Madec* e *Christensen* e riportati su un foglio di calcolo “*Microsoft Excel*”. I dati raccolti sono stati, infine, sottoposti ad analisi statistica. Le *performances* della CNN sono state valutate in termini di sensibilità e specificità. Inoltre, è stata calcolata la correlazione (coefficiente di *Spearman*) fra i punteggi predetti dalla CNN e quelli assegnati dall’operatore, utilizzando un modello di regressione multipla (due variabili indipendenti ed una dipendente). Infine, è stata elaborata la formula di equivalenza fra i punteggi assegnati dall’operatore e i valori predetti dalla CNN.

RISULTATI

In Figura 1 è riportato un esempio di predizione fornito dalla CNN. L'operatore ha individuato lesioni riferibili a polmonite enzootica in 177 polmoni (41.36%), interpretando come sani i restanti 251 polmoni (58,64%). Nel complesso, la CNN ha mostrato valori di sensibilità (91.63%) e specificità (95.48%) estremamente elevati rispetto al *gold standard*. Inoltre, tra i due sistemi esiste una correlazione piuttosto forte, con coefficiente di *Spearman* pari a 0.831 ($p < 0.01$). La formula di equivalenza è qui riportata:

$$\text{score CNN} = 1.863(\text{score Madec}) + 0.528(\text{score Christensen}) - 0.208$$

Vengono di seguito riferiti gli intervalli di confidenza (95%) per ciascun parametro: 1.863 (1.001–2.270), 0.528 (0.099–0.956), 0.208 (-0.842–0.426).

Healthy/Pathological Detail Table

Request the Complete Report to access all "Image detail" pages in Print friendly (PDF) format.

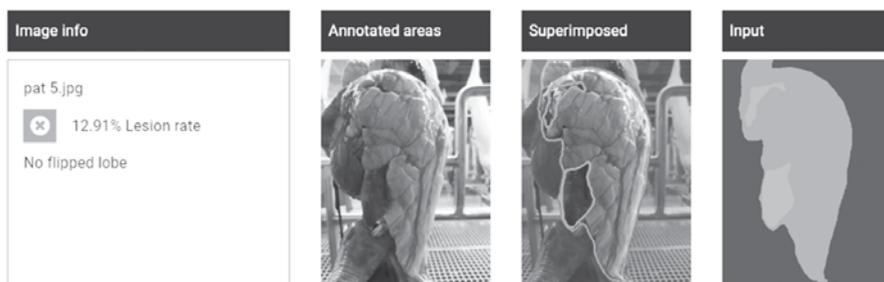


Figura 1. Polmone sinistro. La CNN ha individuato correttamente il profilo del polmone, la lesione a carico del lobo medio e una fessura in corrispondenza del lobo craniale.

Figure 1. Left lung. CNN correctly outlined the lung, pneumonia affecting the middle lobe and a scar crossing the cranial lobe.

DISCUSSIONE

Come per tutte le tecnologie basate sull'IA, le prestazioni della CNN possono sempre migliorare grazie ad un processo senza fine di "educazione continua", non molto dissimile da quello richiesto a qualunque professionista. Tuttavia, i risultati ottenuti sono già molto promettenti, anche quando confrontati con il *gold standard* di riferimento. Nella maggior parte dei casi, gli errori della CNN sono da attribuire alla presenza di fessure e di focolai di polmonite a carico del lobo accessorio (la sua localizzazione lo rende invisibile alla CNN). Anche piccole lesioni del lobo diaframmatico possono sfuggire alla lettura della CNN, rimanendo nascoste al di sotto del lobo medio. Per contro, gli errori effettivamente grossolani sono stati davvero infrequenti (un solo caso nello studio in oggetto) e causati dall'errata interpretazione di specifici artefatti. Sibila et al. (2014) e Garcia-Morante et al. (2016) hanno sviluppato e impiegato un sistema di punteggiatura concettualmente simile a quello messo in atto dalla CNN, sebbene basato sull'annotazione manuale delle immagini da parte di un operatore in condizioni ottimali (sperimentali). Secondo gli stessi Autori, l'analisi delle immagini ha una correlazione medio-alta rispetto al punteggio assegnato con la griglia *Madec* (coefficiente di *Pearson* = 0.725), verosimilmente influenzata dalla mancata visualizzazione del lobo accessorio. In realtà, in questo caso il calcolo del coefficiente di *Pearson* non è del tutto appropriato, vista la natura discontinua dei dati ottenuti applicando la griglia *Madec*. Ciononostante, riteniamo

utile sottolineare che tale coefficiente sarebbe molto “simile” a quello ottenuto dalla CNN (coefficiente di *Pearson* = 0.754); ciò significa che la CNN è in grado di analizzare le immagini ottenute in condizioni di campo, con efficacia simile a quella di un operatore che si trovi ad agire in condizioni sperimentali.

CONCLUSIONI

I risultati della nostra indagine indicano che le tecnologie basate sull’IA – in particolare quelle in grado di analizzare immagini complesse – potrebbero essere efficacemente utilizzate nelle industrie di macellazione e incentivano ulteriori indagini ed investimenti in questo ambito.

BIBLIOGRAFIA

1. Bonicelli L., Trachtman A.R., Rosamilia A., Liuzzo G., Hattab J., Mira Alcaraz E., Del Negro E., Vincenzi S., Capobianco Dondona A., Calderara S., Marruchella G. (2021) “Training Convolutional Neural Networks to Score Pneumonia in Slaughtered Pigs”. *Animals* 11, 3290.
2. Christensen G., Sørensen V., Mousing J. (1999) “Diseases of the respiratory system” in: Straw B.E., D’Allaire S., Mengeling W.L., Taylor D.J. “Diseases of Swine” 8a ed., Hoboken, Wiley Blackwell, 913–940.
3. Garcia-Morante B., Segalés J., Fraile L., Pérez de Rozas A., Maiti H., Coll T., Sibila M. (2016) “Assessment of *Mycoplasma hyopneumoniae*-induced Pneumonia using Different Lung Lesion Scoring Systems: A Comparative Review” *J Comp Pathol.* 154,125–134.
4. Gottschalk M. (2012) “Actinobacillosis” in: Zimmerman J.J., Karriker L.A., Kent A.R., Schwartz J., Stevenson G.W. “Diseases of swine” 10a ed., Ames, Wiley Blackwell, 653–669.
5. Luppi A., Merialdi G. (2013) “Lesioni al macello” in: Martelli P. “Le patologie del maiale”, Milan, Point Veterinaire Italie, 199-217.
6. Madec F., Derrien H. (1981) “Fréquence, intensité et localization des lesion pulmonaires chez le porc charcutier: Resultants d’unepremièresériéd’observationsen abattoir” *J Rech Porc Fr.* 13, 231–236.
7. Maes D., Sibila M., Kuhnert P., Segalés J., Haesebrouck F., Pieters M. (2018) “Update on *Mycoplasma hyopneumoniae* infections in pigs: Knowledge gaps for improved disease control” *Transbound Emerg Dis.* 65, 110–124.
8. Merialdi G., Dottori M., Bonilauri P., Luppi A., Gozio S., Pozzi P., Spaggiari B., Martelli P. (2012) “Survey of pleuritis and pulmonary lesions in pigs at abattoir with a focus on the extent of the condition and herd risk factors” *Vet J.*, 193, 234–239.
9. Pointon A.M., Davies P.R., Bahnson P.B. (1999) “Disease surveillance at slaughter” in: Straw B.E., D’Allaire S., Mengeling W.L., Taylor D.J. “Diseases of Swine”, 8a ed., Hoboken, Wiley Blackwell, 1111–1132.
10. Ramesh A.N., Kambhampati C., Monson J.R., Drew P.J. (2004). “Artificial intelligence in medicine”. *Ann R Coll Surg Engl.*, 86, 334–338.
11. Scollo A., Gottardo F., Contiero B., Mazzoni C., Leneveu P., Edwards S.A. (2017) “Benchmarking of pluck lesions at slaughter as a health monitoring tool for pigs slaughtered at 170 kg (heavy pigs)” *Prev Vet Med.*, 144, 20–28.
12. Sibila M., Aragon V., Fraile L., Segalés J. (2014) “Comparison of four lung scoring systems for the assessment of the pathological outcomes derived from *Actinobacillus pleuropneumoniae* experimental infections” *BMC Vet Res.*, 10, 165.
13. Trachtman A.R., Bergamini L., Palazzi A., Porrello A., Capobianco Dondona A., Del Negro E., Paolini A., Vignola G., Calderara S., Marruchella G. (2020). “Scoring pleurisy in slaughtered pigs using convolutional neural networks”. *Vet Res.*, 51, 51.